

Algorithmusunterstützte Multisensorintegration zur langzeitstabilen Objektverfolgung und Bewegungserkennung

DISSERTATION
zur Erlangung des Grades eines Doktors
der Ingenieurwissenschaften

vorgelegt von
M.Sc. Mustafa Kamil

eingereicht bei der Naturwissenschaftlich-Technischen Fakultät der
Universität Siegen

1. Gutachter: Prof. Dr. -Ing. habil. Otmar Loffeld

2. Gutachter: Prof. Dr. -Ing. Hubert Roth

Datum der mündlichen Prüfung: 16. Januar 2017

“The world is full of magic things, patiently waiting for our senses to grow sharper.”

W.B. Yeats

Irischer Dichter und Schriftsteller (1865 - 1939)

Literaturnobelpreisträger 1923

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	5
Vorwort	9
Kurzfassung	11
Abstract	13
1 Einleitung	15
2 Satellitengestützte und inertielle Navigation	17
2.1 Das globale Navigationssystem (Navstar GPS).....	17
2.1.1 Funktionsprinzipien des GPS-Systems.....	17
2.1.2 Bewertung der GPS-Navigation	19
2.2 Inertielle Navigation.....	20
2.2.1 Das inertielle Navigationssystem.....	20
2.2.2 Bewertung der inertialen Navigation	21
2.2.3 Gleichungen der inertialen Navigation (Bewegungsdifferentialgleichungen)	28
3 Bewegungserfassungsverfahren	37
3.1 Überblick	37
3.2 Messverfahren zur Bewegungserfassung.....	37
3.2.1 Laufzeitmessung.....	37
3.2.2 Phasenmessung.....	38
3.2.3 Signalstärke und Einfallswinkel.....	38
3.2.4 Optische Triangulation.....	39
3.2.5 Mechanische Winkelmessung.....	40
3.2.6 Inertielle Winkelmessung.....	40
3.3 Bewertung der Bewegungserfassung	40
4 Aktuelle Situation und Handlungsbedarf	43
5 Konzept der Objektverfolgung.....	45

5.1	Ausgangssituation	45
5.2	Konzeptbeschreibung.....	45
5.3	Filterformulierung.....	47
5.4	Filterarchitektur	49
5.5	Systemmodellierung	52
5.6	Genauigkeitserhöhung bei Referenzausfall.....	58
5.7	Stützung bei längerfristigem Beobachtungsausfall (Indoor-Betrieb)	59
5.7.1	Wegmarkenerkennung mittels Low-cost-Bildverarbeitung	61
5.7.2	Positionsbestimmung durch WLAN-Fingerprinting	64
6	Implementierung der Objektverfolgung.....	69
6.1	Initialisierung	69
6.2	Signalverarbeitung des Inertialsystems.....	71
6.3	Signalverarbeitung des GPS-Referenzsystems	71
6.4	Fahrtvibrationen	72
6.5	Kalman-Filterung	73
6.6	Bestimmung der Filterparameter	74
6.7	Glättung.....	75
7	Validierung der Objektverfolgung.....	77
7.1	Definition der Testbedingungen.....	77
7.2	Validierung des Referenzsystems	79
7.3	Validierung des Inertialsystems.....	82
7.4	Validierung des vorgestellten Konzeptes zur Objektverfolgung	84
8	Konzept der Bewegungserkennung	91
8.1	Ausgangssituation	91
8.2	Konzeptbeschreibung.....	91
8.3	Definition eines Bewegungsmodells	94
8.4	Architektur der Signalverarbeitung.....	98

8.5	Modelloptimierung mit einer Merkmalssequenz.....	104
8.6	Bewegungserkennung.....	108
9	Implementierung der Bewegungserkennung	109
9.1	Initialisierung	109
9.2	Signalverarbeitung des Inertialsystems.....	110
9.3	Modelloptimierung	111
9.4	Bewegungserkennung.....	112
10	Validierung der Bewegungserkennung	115
10.1	Definition der Testbedingungen.....	115
10.2	Validierung des vorgestellten Konzeptes zur Bewegungserkennung	116
11	Anwendungen	127
11.1	Rahmenbedingungen	127
11.2	Industrie	128
11.3	Transport und Logistik	129
11.4	Medizintechnik	130
11.5	Sportwissenschaften	131
11.6	Gesellschaft	131
12	Diskussion der Ergebnisse und Ausblick	133
12.1	Wissenschaftlicher Beitrag zum aktuellen Stand der Technik	133
12.2	Zusammenfassung der Ergebnisse und Ausblick in die Zukunft.....	134
13	Anhang 1: Lagedarstellung, WGS-84 und Referenzkoordinatensysteme ..	137
13.1	Darstellung der Lageinformation	137
13.2	Das World Geodetic System 1984.....	138
13.3	Referenzkoordinatensysteme	139
14	Anhang 2: Algorithmen der Sensordatenfusion	143
14.1	Das Kalman-Filter	143

14.1.1	Optimale Estimation mittels Kalman-Filterung	143
14.1.2	Grundlagen der Systemmodellierung im Zustandsraum	146
14.1.3	Erweiterung um stochastische Prozesse	154
14.2	Glättungsalgorithmen	157
15	Anhang 3: Algorithmen der Bewegungserkennung	159
15.1	Markov-Prozesse	159
15.2	Stochastische Mustererkennung mittels Markov-Modellen	160
15.3	Architekturen von Markov-Modellen	162
15.4	Algorithmen der Parameteroptimierung	164
15.5	Merkmalsbasierte Suche der optimalen Zustandssequenz	169
16	Literaturverzeichnis	171
17	Formelzeichen und Abkürzungen	175
18	Abbildungsverzeichnis	181
19	Tabellenverzeichnis	183
20	Sachwortverzeichnis	185

Vorwort

Die vorliegende Dissertation ist während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Competence Center for Applied Sensor Systems der Hochschule Darmstadt (CCASS) entstanden. Im Rahmen von Forschungsprojekten des CCASS war es meine Aufgabe, ausgehend vom Stand der Technik heutiger Systeme zur Navigation und Bewegungserkennung angemessene Lösungskonzepte zur langzeitstabilen Verfolgung von Objekten und Erkennung von dynamischen Bewegungen zu entwickeln sowie für applikationsspezifische Aufgabenstellungen zu adaptieren und zu validieren.

Für die Betreuung der vorliegenden Arbeit seitens der Universität Siegen gilt mein besonderer Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. habil. Otmar Loffeld.

Ausdrücklich möchte ich auch Herrn Prof. Dr. -Ing. Hubert Roth für die Betreuung der Arbeit als Zweitgutachter danken.

Mein Dank geht ebenfalls an Herrn Prof. Dr.-Ing. Markus Haid für die professionelle Unterstützung während meiner Tätigkeit am CCASS.

Danken möchte ich auch Frau Silvia Niet-Wunram und Herrn Dr.-Ing. Holger Nies für die organisatorische Betreuung am Zentrum für Sensorsysteme an der Universität Siegen.

Mein kollegialer Dank gilt den Mitarbeitern am CCASS, Herrn Thitipun Chobtrong, Herrn Ersan Günes und Herrn Moritz Münter für ihre stets vorhandene Hilfsbereitschaft und für die vielen wertvollen Anregungen.

Ein ganz herzlicher Dank gilt meiner Familie und insbesondere meinen Eltern für ihre Geduld und ihre immer vorhandene Unterstützung, ohne die diese Arbeit niemals zu Stande gekommen wäre.

Mustafa Kamil im Januar 2017

Kurzfassung

Die für die inertielle low-cost Navigation verwendete, sehr kleine, leichte und hochverfügbare Hardware erlaubt die Nutzung MEMS-basierter inertialer Sensoren, die eine besonders kostengünstige und flexible Realisierbarkeit einer breiten Fülle industrieller, medizinischer oder konsumorientierter Anwendungen bieten. Die Anwendbarkeit dieser Sensoren wurde bislang allerdings aufgrund ihrer Leistungsfähigkeit lediglich auf einfache, nichtintelligente Anwendungen in Smartphones, Tablet-PCs, etc. begrenzt, beispielsweise zur Schockerkennung, zur Vibrationsmessung oder zur orientierungsabhängigen Rotation der Bildschirmanzeige.

Die Motivation der vorliegenden Arbeit liegt in der Erweiterung der aktuell verfügbaren Anwendungsbandbreite kostengünstiger inertialer Navigationssysteme (auch: INS) um intelligente Applikationen der langzeitstabilen Objektverfolgung und Bewegungserkennung.

Bei der Objektverfolgung wird eine Sensordatenfusion zwischen einem Low-cost INS und einem GPS-Referenznavigationssystem auf Basis einer indirekten Kalman-Filterung realisiert. Dabei wird das Potential der Zweifilterglättung validiert, die während möglicher Ausfälle der Referenznavigation schnell anwachsenden Fehler der inertialen Navigation zu reduzieren. Eine Vereinfachungsmethode wird angewandt, um die Berechnung inverser Kovarianzmatrizen bei der Glättung zu vermeiden, sodass numerischen Instabilitäten vorgebeugt und die algorithmische Effizienz gesteigert werden können.

Mit dem Ziel der Entwicklung einer zuverlässigen und einfachen Möglichkeit einer computergestützten Bewegungsanalyse und -validierung als einer Schlüsseltechnologie zur Optimierung von Bewegungsabläufen stellt die vorliegende Arbeit eine algorithmische Grundlage zur referenzlosen Bewegungserkennung unter Nutzung kostengünstiger inertialer Sensoren zur Verfügung. Der vorgestellte Ansatz basiert auf der Theorie der Hidden-Markov-Modelle sowie auf der stochastischen Modellierung inertial messbarer Bewegungsprofile mit Hilfe von Markov-Ketten.

Die Ergebnisse der Arbeit werden durch eine Reihe von Experimenten hinsichtlich der Zuverlässigkeit und der Stabilität der vorgestellten Ansätze validiert. Die finalen Lösungen arbeiten eigenständig, sind kostengünstig, klein, leicht und lassen dabei eine unbeschränkte Langzeitanwendung zu.

Abstract

Since the required hardware for low-cost inertial navigation is very small, low-weight and widely available in the market, using MEMS-based sensors promises various industrial, medical or consumer entertainment applications to be realized at very low manufacturing costs. Due to the performance these sensors have shown, their applicability such as shaking detection, vibration measurement or orientation-dependent screen view rotation, has been limited to just simple, non-intelligent tasks in smart phones, tablets etc.

The present research is motivated by enhancing the currently available applicability of low-cost inertial navigation systems (also: INS), towards intelligent applications of long-term object tracking and motion recognition.

The object tracking makes use of a loose coupling integration method based on Kalman-filtering in order to realize a sensor fusion between low-cost INS and GPS reference navigation. This work shows the performance of two-filter-smoothing to reduce the growth of errors during potential outages of the reference navigation. A simplification technique is applied to avoid the calculation of inverse covariance matrices for the smoothing, which reduces the possibility of numerical instabilities while increasing the algorithms' efficiency.

Aiming towards a reliable and simple possibility of computer-assisted motion analysis and validation as a key for motion optimization, the present work provides an algorithmic framework for reference-less motion analysis and validation using low-cost inertial sensors. The developed algorithms are based on the theory of Hidden-Markov-Models and on stochastic modelling of inertially measurable motion profiles using Markov-chains.

The research results are validated by a series of experiments in order to verify the reliability and the stability of the present approaches. The final solutions are stand-alone, low-cost, miniature-size and low-weight, while being capable of unlimited long-term operation.

1 Einleitung

Die in den vergangenen zehn Jahren dank neuartiger Herstellungsverfahren in großen Stückzahlen verfügbar gewordenen Low-cost-Inertialsensoren sind im Gegensatz zu den High-Performance-Lösungen aus der Luft- und Raumfahrt um Größenordnungen kleiner, leichter, massenhaft herstellbar und extrem günstig. Mit diesen Sensoren ergibt sich erstmalig die theoretische Möglichkeit, inertielle Navigationssysteme in hochkompaktem Format zu entwickeln, herzustellen und damit auch große Stückzahlen an zu verfolgenden Objekten auszustatten. Diese Möglichkeit wurde bislang jedoch nicht ausgeschöpft.

Die Nutzung mikromechanisch gefertigter (auch: MEMS-basierter) Inertialsensoren verspricht die Realisierung verschiedenster Applikationen für den industriellen, medizinischen oder konsumorientierten Einsatz unter Einhaltung sehr geringer Herstellungskosten sowie vollständiger Unabhängigkeit von externen Einflüssen und Signalen, zusätzlicher Systeminfrastruktur oder der Arbeitsumgebung. Die praktische Applikation kostengünstiger Inertialsysteme ist allerdings mit einer nur kurzzeitstabilen Navigation verbunden, deren Genauigkeit mit fortschreitender Applikationsdauer immer geringer wird. Grund hierfür ist vor allem eine das Sensorsignal überlagernde, stochastisch veränderliche Instabilität des Nullsignals, eine nicht deterministisch kompensierbare Sensordrift.

Die Kurzzeitstabilität mikromechanischer Inertialsysteme führt dazu, dass die breite Nutzung dieser ansonsten vorteilhaften Technologie bislang auf einfache, algorithmisch nichtintelligente Anwendungsfelder begrenzt wurde, beispielsweise als Neigungs-, Vibrations- und Schockerkennungssensoren in Smartphones, Tablet-PCs (beispielsweise zur Bildschirmrotation oder zur Schrittzählung) und anderen Konsumgeräten. Typische Anwendungsfälle finden sich unter anderen auch in Spielekonsolen, in Airbag-Systemen, als Eingabegeräte oder in der Maschinenüberwachung.

Die langzeitstabile Verfolgung von Objekten mit Hilfe eines mikromechanischen Inertialsystems alleine ist daher nach dem aktuellen Stand der Technik nicht ohne weiteres realisierbar und erfordert den Einsatz intelligenter Algorithmen.¹

In einem weiteren Schritt widmet sich die Arbeit der langzeitstabilen Erkennung sehr dynamischer Bewegungen, wie sie beispielsweise im Leistungssport auftreten. Hier

¹ S. [Bar1], [Hai1], [Kam1], [She1]

soll vor allem gezeigt werden, dass die langzeitstabile Anwendung eines Inertialsystems zur Bewegungserkennung andere Anforderungen an die Sensorintegration und an die dazugehörige Signalverarbeitung stellen kann, als dies bei der Objektverfolgung der Fall ist. Entsprechend soll eine Lösung ganz ohne die Anwendung eines Stützsystems und ohne numerische Integration durch die Kombination mehrerer mikromechanischer Inertialsysteme in einem Multisensoranzug im Sinne eines Smart-Clothes-Systems realisiert werden.

Insgesamt strebt die Arbeit das Erreichen einer bestmöglichen Anwendbarkeit der mit den Low-cost-Inertialsensoren verbundenen Vorteile der Abschattungsfreiheit, der Miniaturisierung und der Unabhängigkeit von externen Einflüssen und Signalen durch die Kompensation ihrer Kurzzeitstabilität mittels idealer Kombinationen mehrerer, im Alleinbetrieb in nicht ausreichender Qualität arbeitender Sensoren. Hierzu stellt die Arbeit intelligente Algorithmen zur Verfügung, die eine praktische Anwendung sowohl in Outdoor- als auch in Indoor-Umgebung, bei langsamer oder auch bei sehr schneller Objektbewegung mit Hilfe kostengünstiger, mikromechanisch gefertigter Inertialsensoren ermöglichen.

Die vorliegende Arbeit gliedert sich wie folgt. In Kapitel 2 werden aufgrund der für die Navigation herausragenden Bedeutung die satellitengestützte und die dazu in mehrfacher Hinsicht komplementäre und für diese Arbeit essentiell notwendige Technologie der inertialen Navigation diskutiert. Für die Bewegungserkennung werden in Kapitel 3 Funktionsprinzipien zur Erfassung schneller, mehrdimensionaler Bewegungen eines menschlichen Körpers im Raum vorgestellt und bewertet. Eine Erörterung der Anwendbarkeit der aktuell verfügbaren Navigations- und Bewegungserfassungssysteme sowie des daraus ableitbaren Handlungsbedarfs erfolgt in Kapitel 4. In den Kapiteln 5, 6 und 7 werden das Konzept, die Implementierung und die Validierung der Objektverfolgung und in den Kapiteln 8, 9 und 10 das Konzept, die Implementierung und die Validierung der Bewegungserkennung vorgestellt, bevor in Kapitel 11 mögliche Anwendungsszenarien diskutiert werden. Kapitel 12 schließt die Arbeit mit einer Diskussion der erreichten Ergebnisse und einem Ausblick ab. Als Anhang geben die Kapitel 13, 14 und 15 die verwendeten Lagedarstellungen, Referenz- und Koordinatensysteme sowie als notwendige Werkzeuge zum Erreichen der vorgestellten Ergebnisse die intelligenten Algorithmen für die Objektverfolgung und Bewegungserkennung an.

2 Satellitengestützte und inertielle Navigation

2.1 Das globale Navigationssystem (Navstar GPS)

Dem in der aktuellen praktischen Anwendung vorherrschenden globalen Navigationssystem GPS kommt für die Positionsbestimmung eine herausragende Bedeutung zu. Daher soll GPS im Rahmen dieses Kapitels gesondert diskutiert werden, bevor die Anwendbarkeit anderer Verfahren, beispielsweise mit optischen, akustischen oder mechanischen Funktionsprinzipien in Kapitel 3 erörtert wird.

2.1.1 Funktionsprinzipien des GPS-Systems

Als zentrales Funktionsprinzip der GPS-Positionsbestimmung dient die Triangulation mittels mindestens vier aus Laufzeitmessungen von GPS-Signalen gewonnenen Abständen zwischen Empfangsgerät und im Sichtfeld liegender Navigationssatelliten i nach Gleichung 2.1.²

$$r_{sat,i} = (t_{empfangen} - t_{gesendet}) c \quad (2.1)$$

Die Laufzeit eines GPS-Signals ergibt sich aus der am Empfangsgerät bekannten Uhrzeit und der Satellitenuhrzeit zum Sendezeitpunkt, welche sich aus dem empfangenen Signal rekonstruieren lässt. Der zu messende Abstand ergibt sich durch das Einbeziehen der theoretischen Signalausbreitungsgeschwindigkeit, der Lichtgeschwindigkeit c , und wird aufgrund des möglichen Messfehlers als „Pseudo range“ bezeichnet (vgl. Gleichung 2.2). Mit der Berechnung der vier Abstände können die dreidimensionale Position und der Uhrenfehler des Empfangsgerätes bestimmt werden.³

$$r_{pseudo} = r_{wahr} + \delta r_{ionos} + \delta r_{tropos} - \delta r_{Sat.-Uhr} + \delta r_{Empf.-Uhr} \quad (2.2)$$

² S. [Gro1], [Pri1], [Tit1], [Wen1]

³ S. [Gro1], [Pri1], [Tit1], [Wen1]

Neben der Signallaufzeit können auch Frequenzverschiebungen eines GPS-Signals, die sich aufgrund des Dopplereffektes ergeben, zur Bestimmung der relativen Geschwindigkeit zwischen einem sich bewegenden Satelliten und einem ebenfalls mobilen Empfangsgerät bestimmt werden. Auch diese werden aufgrund der gegebenen Fehlerquellen als „Pseudo range rate“ bezeichnet (vgl. Gleichung 2.3).⁴

$$\dot{r}_{pseudo} = \dot{r}_{wahr} + \delta\dot{r}_{ionos} + \delta\dot{r}_{tropos} - \delta\dot{r}_{Sat.-Uhr} + \delta\dot{r}_{Empf.-Uhr} \quad (2.3)$$

Die Bestimmung der Zeitdifferenz erfolgt am Empfangsgerät durch Vergleich des empfangenen Signals mit einem im Empfänger selbst generierten Code. Hierzu versenden die Navigationssatelliten jeweils zwei Signalpakete, zum einen einen Code zur Abstandsmessung, auch „ranging code“ genannt, und zum anderen eine Navigationsnachricht, die Informationen zu Satellitenflugbahnen sowie Korrekturparameter für die Satellitenuhren und die atmosphärische Signalverzögerung überträgt.⁵

Die Messung der Empfangszeit erfolgt durch die Korrelation eines empfängerintern generierten Codes, dem sogenannten „replica code“, mit einem dazu identisch angenommenen Teil des ranging code. Dieser Teil wird als „pseudo-random-code“ oder „PRN-Code“ bezeichnet.⁶

Wird im Empfangsgerät ein ausreichend großes Korrelationsergebnis berechnet, so können internes und empfangenes Signal als phasengleich angenommen und die Empfangszeit ermittelt werden.⁷

Das GPS bietet im Wesentlichen zwei Navigationsdienste, das „Precise Positioning Service (PPS)“, welches nur speziell befugten Nutzern zur Verfügung steht und eine höhere Genauigkeit anbietet, und den öffentlich verfügbaren Dienst „Standard Positioning Service“ (SPS) mit eingeschränkter Genauigkeit.⁸

Die Nutzung von GPS im freien Gelände bietet eine breite Fülle an Anwendungsmöglichkeiten, stößt jedoch in bedachter, dicht bebauter oder gebirgiger Umgebung an ihre Grenzen. GPS-Signale sind innerhalb und hinter Gebäuden sowie in Tälern und Tun-

⁴ S. [Gro1], [Kay1], [Tit1], [Wen1]

⁵ S. [Gro1], [Tit1], [Wen1]

⁶ S. [Gro1], [Pri1], [Tit1], [Wen1]

⁷ S. [Gro1], [Pri1], [Tit1], [Wen1]

⁸ S. [Gro1], [Tit1]

neln abgeschattet. Fehlen die freien Sichtlinien zwischen Empfangsgerät und den zumindest benötigten vier Navigationssatelliten, fällt die GPS-Navigationslösung aus.

Abhilfe im Falle eines Ausfalls der GPS-Positionsinformation kann bei bekanntem Empfängeruhrenfehler beziehungsweise bekannter oder konstanter Empfängerhöhe auch die Nutzung dreier Sichtlinien zur Berechnung einer zweidimensionalen Positionsinformation schaffen.

2.1.2 Bewertung der GPS-Navigation

Eine wesentliche Fehlerquelle in der GPS-Navigation ist die Verzögerung der Signalausbreitung in Ionosphäre und Troposphäre, die die bei der Laufzeitbestimmung als Lichtgeschwindigkeit angenommene Ausbreitungsgeschwindigkeit des Satellitensignals verfälscht. Dieser Fehler lässt sich zum Großteil durch Verwendung eines Zweifrequenzempfängers oder eines Atmosphärenmodells korrigieren.⁹

Einen weiteren Einfluss hat der Fehler der Empfängeruhr, der sich insbesondere bei kostengünstigen Empfangsgeräten aufgrund der begrenzten Langzeitstabilität interner Zeitgeber häufig ergeben kann. Nicht korrigiert löst dieser Fehler Messungen falscher Zeitdifferenzen zwischen dem Sende- und dem Empfangszeitpunkt des Satellitensignals und somit falsche Abstandsmessungen aus. Der Empfängeruhrenfehler kann mit Hilfe einer vierten Abstandsmessung ermittelt und im Rahmen der Positionsbestimmung berücksichtigt werden.¹⁰

Große Abweichungen können GPS-Signale hervorrufen, die das Empfangsgerät nicht auf direktem Wege, sondern nach einer Reflektion an einer empfangernahen Oberfläche erreichen. Solche Signale legen einen längeren Weg zurück als ein direktes Signal und können deshalb zur Verfälschung der Positionsmessung führen. Eine Korrektur dieses Fehlers ist deterministisch nicht möglich, da unter anderem das Signal selbst nicht beeinträchtigt wird. Reflektionen ereignen sich beispielsweise an Gebäudefronten oder an natürlichen Erhöhungen wie Berge, Hügel oder Bäume.¹¹

Neben der Empfängerzeit spielt für die Laufzeitmessung auch die Genauigkeit der Satellitenuhr eine Rolle, die ebenfalls driften kann. Der Fehler hält sich dabei aller-

⁹ S. [Gro1], [Pri1], [Tit1], [Wen1]

¹⁰ S. [Gro1], [Tit1], [Wen1]

¹¹ S. [Gro1], [Pri1], [Tit1], [Wen1]

dings im Rahmen, da die Satelliten über Atomuhren verfügen und weil dieser Fehler durch das Bodensegment laufend überwacht und bei Bedarf korrigiert wird.¹²

Auch die geometrische Konstellation der vom Empfangsgerät verwendeten Navigationssatelliten beeinflusst die Navigationsgenauigkeit. Die horizontale Positionsgenauigkeit ist höher, falls die genutzten Satelliten kleine Erhebungswinkel über dem Horizont haben. Die Genauigkeit der vertikalen Position verbessert sich bei Verwendung von Satelliten in größerer Höhe. Der Zusammenhang zwischen der verwendeten Satellitenkonstellation und der daraus resultierenden Unsicherheit der Navigation wird anhand der „dilution of precision“ quantifiziert, die ebenfalls vom Empfangsgerät berechnet und angegeben werden kann.¹³

Schließlich ist zu beachten, dass die im Jahre 2000 eingestellte absichtliche Verschlechterung der GPS-Genauigkeit, auch „selective availability“, zur Zeit de facto nicht zum Einsatz kommt, theoretisch aber jeder Zeit aus strategischen Gründen reaktiviert werden könnte. Dies hätte eine Restgenauigkeit der GPS-Positionierung von etwa 50 – 100 m Fehlerumkreis zur Folge.¹⁴

2.2 Inertielle Navigation

2.2.1 Das inertielle Navigationssystem

2.2.1.1 Überblick

Das Prinzip der inertialen Navigation basiert auf der Messung von Objektbewegungen mit Hilfe der Trägheit einer Masse im Falle ihrer Beschleunigung. Hierfür wird eine räumliche Konstellation von jeweils drei, zueinander orthogonal angeordneten, Beschleunigungs- und Drehratensensoren (Gyroskopen) benötigt. Dieser Aufbau erlaubt die Bestimmung aller auf das Objekt ausgeübten Beschleunigungen und Drehraten im dreidimensionalen Raum und umfasst insgesamt sechs Freiheitsgrade.¹⁵

Die inertielle Navigation wird seit Jahrzehnten zur Positions- und Orientierungsbestimmung in der Luft-, Schiff- und Raumfahrt eingesetzt. Die Entwicklung mikromechanischer Herstellungstechniken über die letzten Jahrzehnte erlaubt im Gegensatz

¹² S. [Gro1], [Pri1], [Tit1], [Wen1]

¹³ S. [Gro1], [Tit1]

¹⁴ S. [Gro1], [Wen1]

¹⁵ S. [Hai1], [Kam1], [Tit1]

zur klassischen Technologie heute die Massenproduktion miniaturisierter, leichter und sehr preiswerter Beschleunigungs- und Drehratensensoren.

Die zentralen Vorteile von Inertialsystemen liegen vor allem in der Unabhängigkeit von externen Einflüssen und Signalen sowie in der kontaktfreien Messung der Bewegungsgrößen. Damit sind Inertialsysteme resistent gegenüber Abschattungseffekten, können durch Verkapselung vollständig gegen äußere Umwelteinflüsse und Flüssigkeiten geschützt werden und es müssen keine Veränderungen am zu verfolgenden Objekt sowie keine zusätzlichen Installationen im Arbeitsraum vorgenommen werden.

Die Grenzen der Anwendbarkeit liegen in der Kurzzeitstabilität der mikromechanischen Inertialsysteme. Grund hierfür ist vor allem das über die Zeit stochastisch driftende Ruhesignal, welches sich im Rahmen der Signalverarbeitung sehr nachteilig zeigt.¹⁶

2.2.2 Bewertung der inertialen Navigation

Die Bestimmung von Position, Geschwindigkeit und Lage erfolgt bei der inertialen Navigation indirekt durch Messung der Beschleunigungen und Drehraten sowie durch die anschließende numerische Integration über die Zeit. Die hierbei ermittelten Navigationsgrößen werden gemäß des Konzeptes der „Koppelnavigation“ auf vorher bekannte Anfangsgrößen bezogen und stellen damit wiederum die Referenz für die Fortführung dieser Größen in den nächsten Zeitschritten dar.

In der inertialen Navigation wirken sich Messfehler in zweifacher Hinsicht auf die Langzeitstabilität aus. Zunächst fließen nichtkompensierte Beschleunigungs- und Drehratenfehler direkt in die Berechnung der Navigationsgrößen ein und verfälschen diese. Anschließend verursachen falsch berechnete Geschwindigkeits-, Positions- und Lageinformationen im Sinne einer Fehlerfortpflanzung eine Verfälschung aller zeitlich nachfolgend ermittelten Navigationsgrößen, sodass diese immer ungenauer werden.¹⁷

Die Fehlerquellen der Beschleunigungs- und der Drehratensensoren lassen sich in deterministische und stochastische Fehler einteilen. Nachfolgend sollen zunächst die deterministischen und anschließend die stochastischen Fehlerquellen erörtert werden. Abschließend werden natürliche Effekte diskutiert, die sich bei fehlender Kom-

¹⁶ S. [Hai1], [May1], [Wen1]

¹⁷ S. [Hai1], [Wen1]

pensation ebenfalls auf die Langzeitstabilität der inertialen Navigation auswirken können.¹⁸

2.2.2.1 Deterministischer Nullpunktfehler

Der Nullpunktfehler eines Beschleunigungs- oder Drehratensensors unterteilt sich in einen konstanten, deterministischen, und einen stochastisch veränderlichen Anteil. Der deterministische Nullpunktfehler kann sich von einem Einschaltvorgang zum anderen verändern, bleibt über die Messdauer allerdings konstant.¹⁹

In Abbildung 2.1 zeigt sich der Nullpunktfehler durch die Verschiebung der Kennlinie vom Ursprung des Koordinatensystems entlang der Ausgangsachse. Er kann im Ruhezustand (bei nicht vorhandenem Stimulus) am Anfang einer Messung erfasst und vollständig kompensiert werden.²⁰

2.2.2.2 Skalenfaktorfehler

Der Skalenfaktor beschreibt die Änderung des Ausgangssignals gegenüber Veränderungen der physikalischen Eingangsgröße und wird in Abbildung 2.1 durch die Steigungen der Kennlinien dargestellt. Er bestimmt den Messbereich und die Empfindlichkeit des Sensors und sollte an die erwarteten Eingangsgrößen angepasst werden. Dies kann im Rahmen der Sensorkalibrierung mit Hilfe von Referenzmessungen und anschließend mit Hilfe daraus errechneter Korrekturfaktoren erfolgen.²¹

2.2.2.3 Ausrichtungsfehler der Sensorachsen

Bei Verwendung mehrdimensionaler inertialer Messeinheiten ist im Idealfall zu erwarten, dass die sensitiven Achsen der Beschleunigungs- und Drehratensensoren jeweils optimal zueinander orthogonal ausgerichtet sind. Diese Anforderung ist in der Praxis jedoch nur in begrenzter Genauigkeit erreichbar, sodass Ausrichtungsabweichungen (auch: „Misalignments“) entstehen, die im Rahmen der Sensorkalibrierung mit Hilfe einer „Misalignment-Matrix“ zu kompensieren sind.²²

¹⁸ S. [Hai1], [Wen1]

¹⁹ S. [Gro1], [Hai1], [Wen1]

²⁰ S. [Gro1], [Hai1], [Wen1]

²¹ S. [Gro1], [Hai1], [Wen1]

²² S. [Gro1], [Hai1], [May1], [Wen1]

2.2.2.4 Nichtlinearität

Nichtlinearitäten beschreiben Abweichungen der realen Sensorkennlinie vom erwünschten, linearen Kennlinienverlauf. Eine Korrektur der Nichtlinearitäten wird im Rahmen dieser Arbeit aufgrund ihres untergeordneten Anteils am Gesamtfehler nicht betrachtet.²³

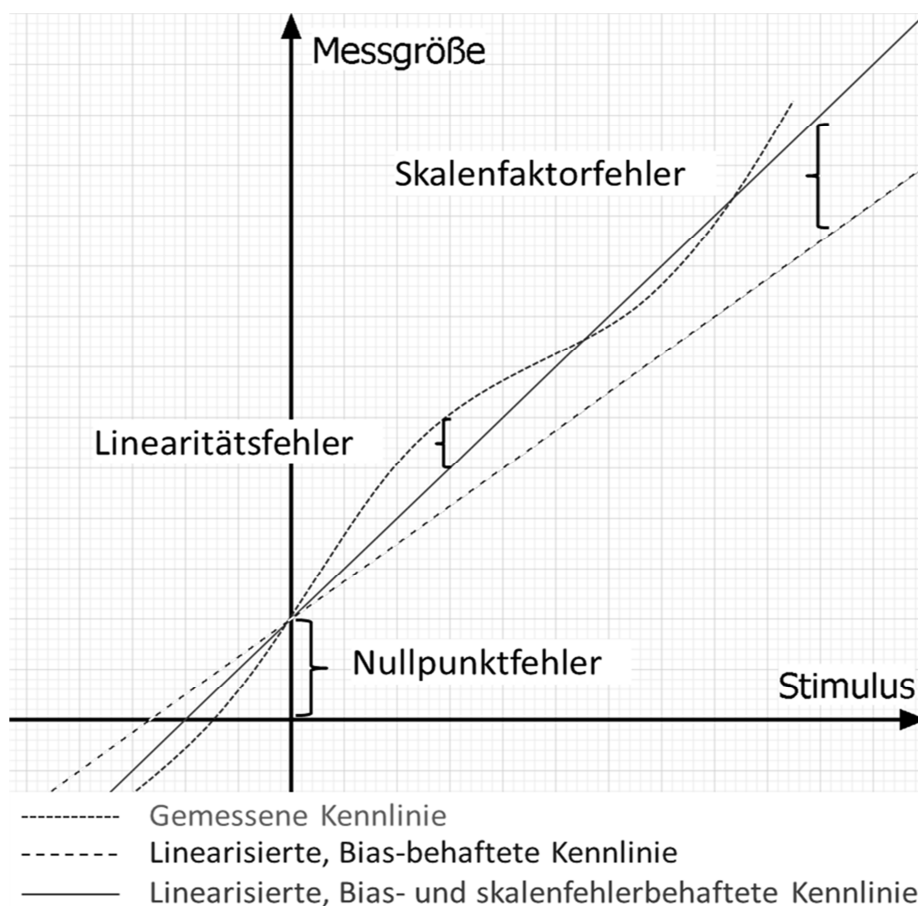


Abbildung 2.1: Linearitäts-, Skalenfaktor- und Nullpunktfehler eines Inertialsensors²⁴

Für dreiachsige Beschleunigungs- und Drehratensensoren ergeben sich mit den korrigierten Skalenfaktoren (SC_{acc} und SC_{gy}) der Sensorachsen x, y und z und den Ausrichtungsfehlern (MIS_{acc} und MIS_{gy}) zwischen jeweils zweien dieser Sensorachsen die Matrizen \mathbf{M}_{acc} und \mathbf{M}_{gy} nach den Gleichungen 2.4 und 2.5, die sich zur Formulierung zweier Fehlermodelle nach den Gleichungen 2.9 und 2.10 anwenden lassen. Hierbei

²³ S. [Gro1], [Hai1], [Wen1]

²⁴ S. [Hai1], [Wen1]

verweisen die Indizes *acc* und *gy* auf die englischen Bezeichnungen „accelerometer“ und „gyroscope“ für die Beschleunigungs- und Drehratensensoren und die Indizes *x*, *y* und *z* auf die Sensorachsen, für die der jeweilige Skalenfaktor beziehungsweise zwischen die der jeweilige Ausrichtungsfehler angegeben wird.²⁵

$$\mathbf{M}_{acc} = \begin{pmatrix} SC_{acc,x} & MIS_{acc,zx} & -MIS_{acc,yx} \\ -MIS_{acc,zy} & SC_{acc,y} & MIS_{acc,xy} \\ MIS_{acc,yz} & -MIS_{acc,xz} & SC_{acc,z} \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

$$\mathbf{M}_{gy} = \begin{pmatrix} SC_{gy,x} & MIS_{gy,zx} & -MIS_{gy,yx} \\ -MIS_{gy,zy} & SC_{gy,y} & MIS_{gy,xy} \\ MIS_{gy,yz} & -MIS_{gy,xz} & SC_{gy,z} \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

Nachfolgend sollen die stochastischen Fehlerquellen behandelt werden.

2.2.2.5 Sensordrift

Die Sensordrift beschreibt den stochastischen Anteil des Nullpunktfehlers. Dieser ergibt sich aufgrund der Empfindlichkeit der Sensoren gegenüber Umwelteinflüssen, beispielsweise Temperaturänderungen, sowie aufgrund von Herstellungstoleranzen und der Sensoralterung.²⁶

Die Sensordrift kann sich im Gegensatz zum deterministischen Anteil im Laufe einer Messung unvorhersehbar verändern und geht bei fehlender Kompensation neben der eigentlich zu messenden Eingangsgröße ebenfalls in die Signalverarbeitung ein. Die Kompensation der Sensordrift kann im Rahmen einer Kalman-Filterung durch Modellierung als Zufallsprozess und anschließender Korrektur realisiert werden.²⁷

Ein nicht kompensierter Nullpunktfehler eines Beschleunigungssensors δa wirkt sich nach Gleichung 2.6 auf den Positionsfehler δs aus. Zusätzlich führen selbst kleine Lagefehler $\delta\varphi$ des Beschleunigungssensors zur Erfassung eines Anteils der Schwerebeschleunigung g , durch den sich im Falle eines horizontal angeordneten Beschleunigungssensors bei Kompensation der Schwerebeschleunigung zur Berechnung der Positionsinformation ein winkelabhängiger Beschleunigungsfehler von $\delta a = g \sin(\delta\varphi)$

²⁵ S. [Gro1], [Hai1], [Stm1], [Wen1]

²⁶ S. [Gro1], [Hai1], [May1], [Wen1]

²⁷ S. [Gro1], [Hai1], [Wen1]

ergibt. Ein nicht kompensierter Nullpunktfehler eines Drehratensensors $\delta\omega$ verursacht wiederum durch die numerische Integration zur Ermittlung des Lagewinkels einen zeitabhängigen Fehler $\delta\varphi$ nach Gleichung 2.7. Ein falsch ermittelter Lagewinkel des Beschleunigungssensors bewirkt dann nach dem zuvor beschriebenen Effekt ebenfalls einen Positionsfehler, der sich für kleine Lagefehler, für die $\sin(\delta\varphi) \approx \delta\varphi$ gilt, durch Anwendung von Gleichung 2.6 und 2.7 nach Gleichung 2.8 ergibt (ein ein-dimensionaler Fall und ein horizontal angeordneter Beschleunigungssensor werden betrachtet).²⁸

$$\delta s = \frac{1}{2} \delta a t^2 \quad (2.6)$$

$$\delta\varphi = \delta\omega t \quad (2.7)$$

$$\delta s = \frac{1}{6} g \delta\omega t^3 \quad (2.8)$$

2.2.2.6 Sensorrauschen

Das Sensorrauschen beschreibt die stochastische Überlagerung der Sensorsignale von elektrischen oder mechanischen Rauschprozessen innerhalb des Sensors. Obwohl die rauschbedingten Messfehler ebenfalls in die Signalverarbeitung des Inertialsystems eingehen, ist ihr Einfluss auf die Navigationsgenauigkeit im Vergleich zur Sensordrift klein und aufgrund der Mittelwertfreiheit über die Zeit betrachtet idealerweise gleich Null.²⁹

Mit den unter den Punkten 2.2.2.1-6 aufgelisteten Fehlerquellen lässt sich eine systematisch fehlerbehaftete Beschleunigungsmessung \underline{a}_{sys}^b im körperfesten Koordinatensystem (s. Superskript „b“, vgl. Anhang 1) anhand der Skalenfaktor- und Ausrichtungsfehlermatrix der Beschleunigungssensoren \mathbf{M}_{acc} , der fehlerfreien Beschleuni-

²⁸ S. [Gro1], [Hai1], [Wen1]

²⁹ S. [Gro1], [Wen1]

gungen \underline{a}^b , der Nullpunktfehler der Beschleunigungssensoren \underline{b}_a und des Beschleunigungssensorrauschens \underline{n}_a nach Gleichung 2.9 angeben.³⁰

$$\underline{a}_{sys}^b = \mathbf{M}_{acc} \underline{a}^b + \underline{b}_a + \underline{n}_a \quad (2.9)$$

Äquivalent zu Gleichung 2.9 lässt sich eine systematisch fehlerbehaftete Drehratenmessung $\underline{\omega}_{sys}^b$ im körperfesten Koordinatensystem anhand der Skalenfaktor- und Ausrichtungsfehlermatrix der Drehratensensoren \mathbf{M}_{gy} , der fehlerfreien Drehraten $\underline{\omega}^b$, der Nullpunktfehler der Drehratensensoren \underline{b}_ω und des Drehratensensorrauschens \underline{n}_ω nach Gleichung 2.10 angeben.³¹

$$\underline{\omega}_{sys}^b = \mathbf{M}_{gy} \underline{\omega}^b + \underline{b}_\omega + \underline{n}_\omega \quad (2.10)$$

Die nachfolgend unter den Punkten 2.2.2.7-11 beschriebenen Fehlereinflüsse sind durch natürliche Effekte gegeben und werden mit Hilfe der Navigationsgleichungen berücksichtigt.

2.2.2.7 Höhenabhängigkeit der Schwerebeschleunigung

Die Berechnung von Positionsinformationen erfordert unter anderem die Kompensation der Schwerebeschleunigung in den Sensorsignalen, da diese ebenfalls durch die Beschleunigungssensoren erfasst werden. Bei kleinen Breitengrad- und Höhenänderungen kann die Schwerebeschleunigung als annähernd konstant angenommen werden. Sollte die Positionsbestimmung jedoch in großen als auch in niedrigen Höhen oder über mehrere Breitengrade hinweg erfolgen, ist der mit der Höhe h fallenden und mit dem Breitengrad φ steigenden Schwerebeschleunigung im Rahmen der Navigationsgleichungen Rechnung zu tragen. Dies kann beispielsweise nach dem vereinfachten Modell aus dem Bezugssystem „WGS-84“ nach Gleichung 2.11 im Navigationskoordinatensystem (s. Superskript „n“, vgl. Anhang 1) erfolgen.³²

³⁰ S. [Gro1], [Hai1], [Wen1]

³¹ S. [Gro1], [Wen1]

³² S. [Gro1], [Hai1], [Nim1], [Tit1], [Wen1]

$$\underline{g}^n = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 9.780318 \frac{m}{s^2} (1 + 5.3024 \cdot 10^{-3} \sin^2 \varphi + 5.9 \cdot 10^{-6} \sin^2 2\varphi) \left(\frac{R_0}{R_0 - h}\right)^2 \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

Die Nichtbeachtung der Höhenabhängigkeit der Schwerebeschleunigung erzeugt bei Differenzen zwischen der angenommenen und tatsächlichen Schwerebeschleunigung nach Gleichung 2.12 zusätzliche Fehler in der Position, die sich über die Zeit quadratisch akkumulieren (ein eindimensionaler Fall wird betrachtet).³³

$$\delta s = \frac{1}{2} \delta a t^2 \quad (2.12)$$

2.2.2.8 Erddrehrate

Analog zur Schwerebeschleunigung wird die Rotation der Erde um die eigene Achse durch die Drehratensensoren erfasst. Sie wird als konstant betrachtet und durch eine Berücksichtigung in den Bewegungsdifferentialgleichungen und im Fehlermodell der Kalman-Filterung berücksichtigt.³⁴

2.2.2.9 Coriolisbeschleunigung

Die unter Punkt 2.2.2.8 genannte Erdrotation bewirkt eine Beschleunigung aufgrund des Corioliseffektes, welcher durch die Beschleunigungssensoren erfasst und ebenfalls im Rahmen der Bewegungsdifferentialgleichungen und der Fehlermodellierung berücksichtigt wird.³⁵

2.2.2.10 Schuler-Oszillation

Neben der Höhenabhängigkeit der Schwerebeschleunigung existiert aufgrund der Krümmung der Erdoberfläche eine Abhängigkeit zwischen der Richtung der Schwerebeschleunigung und der horizontalen Position. Diese Abhängigkeit kann zu einer feh-

³³ S. [Gro1], [Hai1]

³⁴ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

³⁵ S. [Hai1], [Tit1], [Wen1]

lerhaften Kompensation der Schwerebeschleunigung führen, was einerseits zu einem Höhenfehler und andererseits zu einer Veränderung der horizontalen Position führt, deren Richtung den tatsächlichen horizontalen Positionsfehlern entgegenwirkt. Hierdurch entsteht eine Oszillationsbeziehung. Eine Kompensation der Schuler-Oszillation wird im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet, kann aber bei einer Navigation über lange Distanzen hinweg notwendig sein.³⁶

2.2.2.11 Drehratenabhängige Beschleunigung

Bei dreidimensionalen Beschleunigungssensoren kann nicht davon ausgegangen werden, dass die einzelnen Sensoren der Triade exakt im Ursprung des durch sie aufgespannten Koordinatensystems positioniert sind. Daher wirken sich Rotationsbewegungen um diesen Ursprung durch die Zentripetalbeschleunigung auf die Beschleunigungsmessungen aus, sodass zusätzliche Beschleunigungen erfasst werden, die nicht auf translatorische Bewegungen zurückzuführen sind.³⁷

Durch Berechnung der Zentripetalbeschleunigung in Abhängigkeit von der jeweiligen Sensorposition kann bei Bedarf eine Kompensation der drehratenabhängigen Beschleunigung im Rahmen der Navigationsgleichungen erfolgen.³⁸

2.2.3 Gleichungen der inertialen Navigation (Bewegungsdifferentialgleichungen)

Die Berechnung von Positionen, Geschwindigkeiten und Orientierungswinkel aus Beschleunigungs- und Drehratensignalen heraus erfolgt nach einem Satz aus Differentialgleichungen, die nachfolgend behandelt werden. Für eine ausführliche Herleitung wird auf die weiterführende Literatur verwiesen³⁹.

2.2.3.1.1 Propagation der Lage

Die Propagation eines Lagevektors über die Zeit wird bei der inertialen Navigation gemäß dem Prinzip der Koppelnavigation aus einer zum Anfang der Messung bekannten, initialen Lage des körperfesten Koordinatensystems gegenüber dem Navigationskoordinatensystem realisiert.

Die initiale Lage des körperfesten Koordinatensystems kann im Stillstand für die horizontalen Winkel (Roll, Pitch) mit Hilfe einer Messung der auf die Beschleunigungs-

³⁶ S. [May1], [Wen1]

³⁷ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

³⁸ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

³⁹ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

sensoren wirkenden Anteile der Schwerebeschleunigung bestimmt werden. Für den dritten Winkel (Yaw) ergeben sich verschiedene Möglichkeiten, beispielsweise eine manuelle Vorgabe oder die Nutzung eines zusätzlichen Sensors.

Im dynamischen Betrieb können die Beschleunigungssensoren nicht mehr zur Lagebestimmung genutzt werden, da die erfasste Schwerebeschleunigung von den dynamischen Objektbeschleunigungen überlagert wird. Stattdessen werden die Signale der Drehratensensoren erfasst und die Winkeländerungen durch numerische Integration gegenüber der initialen Lage bestimmt.

Durch eine Transformation des körperfesten Koordinatensystems in das Navigationskoordinatensystem kann eine Kompensation der Schwerebeschleunigung mittels Vektoraddition realisiert werden.

Zur Lagedarstellung kommt aufgrund mehrerer Vorteile bei der inertialen Navigation häufig die Quaternionentheorie zum Einsatz, wobei von Initialquaternionen ausgehend die Lagequaternionen über die Zeit zu propagieren sind.

Die Bestimmung der zu einem nachfolgenden, diskreten Zeitpunkt zu berechnenden Quaternionen \underline{q}_{k+1} aus zu einem aktuellen, diskreten Zeitpunkt gegebenen Quaternionen \underline{q}_k sowie aus aktuell vorliegenden diskreten Drehratenmessungen $\underline{\omega}_k^n$ heraus erfolgt nach den Gleichungen 2.13 – 2.16.⁴⁰

$$q_{k+1,1} = -0,5 (q_{k,2} \omega_x^n + q_{k,3} \omega_y^n + q_{k,4} \omega_z^n) \quad (2.13)$$

$$q_{k+1,2} = 0,5 (q_{k,1} \omega_x^n - q_{k,4} \omega_y^n + q_{k,3} \omega_z^n) \quad (2.14)$$

$$q_{k+1,3} = 0,5 (q_{k,4} \omega_x^n + q_{k,1} \omega_y^n - q_{k,2} \omega_z^n) \quad (2.15)$$

$$q_{k+1,4} = -0,5 (q_{k,3} \omega_x^n - q_{k,2} \omega_y^n - q_{k,1} \omega_z^n) \quad (2.16)$$

Da die von der Inertialeinheit erfassten Drehratenmessungen $\underline{\omega}_k^b$ stets im körperfesten Koordinatensystem definiert sind, müssen die Drehratensignale im Navigationsko-

⁴⁰ S. [Tit1], [Wen1]

ordinatensystem $\underline{\omega}_k^n$ durch eine zusätzliche Rechnung gewonnen werden. Für diese Transformation ist der Transportrate, also der Drehung des Navigationskoordinatensystems zur Aufrechterhaltung der zur Erdoberfläche senkrechten Ausrichtung seiner z-Achse sowie der vom Breitengrad der Objektposition abhängigen Erddrehrate Rechnung zu tragen. Dies erfolgt nach Gleichung 2.17.⁴¹

$$\underline{\omega}_k^n = \underline{\omega}_k^b - \mathbf{C}_b^{n,T} (\underline{\omega}_{\Omega,k}^n + \underline{\omega}_{T,k}^n) \quad (2.17)$$

Die für die Objektposition geltende Erddrehrate $\underline{\omega}_{\Omega,k}^n$ kann in Abhängigkeit vom Breitengrad in Gleichung 2.18 angegeben werden.⁴²

$$\underline{\omega}_{\Omega,k}^n = \begin{pmatrix} \Omega \cos \varphi \\ 0 \\ -\Omega \sin \varphi \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

Die Transportrate $\underline{\omega}_{T,k}^n$ kann in Abhängigkeit von den horizontalen Komponenten der Objektgeschwindigkeit im Navigationskoordinatensystem in Gleichung 2.19 angegeben werden.⁴³

$$\underline{\omega}_{T,k}^n = \begin{pmatrix} \frac{v_e^n}{R_e - h} \\ -\frac{v_n^n}{R_n - h} \\ -\frac{v_e^n \tan \varphi}{R_e - h} \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

Für die Transformation von Vektoren aus dem körperfesten Koordinatensystem in das Navigationskoordinatensystem muss eine Drehung der zu übertragenden Bewegungsgrößen realisiert werden. Dazu eignet sich vor allem die Anwendung einer Rich-

⁴¹ S. [Hai1], [May1], [Tit1], [Wen1]

⁴² S. [Hai1], [May1], [Tit1], [Wen1]

⁴³ S. [Hai1], [May1], [Tit1], [Wen1]

tungskosinusmatrix, in diesem Fall die Transformationsmatrix \mathbf{C}_b^n . Aus zuvor berechneten Quaternionen heraus lässt sich diese Matrix nach Gleichung 2.20 aufstellen.⁴⁴

$$\mathbf{C}_b^n = \begin{pmatrix} \underline{q}_{k,1}^2 + \underline{q}_{k,2}^2 - \underline{q}_{k,3}^2 - \underline{q}_{k,4}^2 & 2 (\underline{q}_{k,2} \underline{q}_{k,3} - \underline{q}_{k,1} \underline{q}_{k,4}) & 2 (\underline{q}_{k,2} \underline{q}_{k,4} + \underline{q}_{k,1} \underline{q}_{k,3}) \\ 2 (\underline{q}_{k,2} \underline{q}_{k,3} + \underline{q}_{k,1} \underline{q}_{k,4}) & \underline{q}_{k,1}^2 - \underline{q}_{k,2}^2 + \underline{q}_{k,3}^2 - \underline{q}_{k,4}^2 & 2 (\underline{q}_{k,3} \underline{q}_{k,4} - \underline{q}_{k,1} \underline{q}_{k,2}) \\ 2 (\underline{q}_{k,2} \underline{q}_{k,4} - \underline{q}_{k,1} \underline{q}_{k,3}) & 2 (\underline{q}_{k,3} \underline{q}_{k,4} + \underline{q}_{k,1} \underline{q}_{k,2}) & \underline{q}_{k,1}^2 - \underline{q}_{k,2}^2 - \underline{q}_{k,3}^2 + \underline{q}_{k,4}^2 \end{pmatrix} \quad (2.20)$$

Die Umwandlung einer Transformationsmatrix \mathbf{C}_b^n in die Eulerwinkel (vgl. Anhang, Kapitel 13), beispielsweise zur Bedienung eines Visualisierungsalgorithmus, lässt sich anhand der Gleichungen 2.21 – 2.23 jederzeit erreichen.⁴⁵

$$\phi = \tan 2^{-1}(c_{32}, c_{33}) \quad (2.21)$$

$$\theta = \sin^{-1}(-c_{31}) \quad (2.22)$$

$$\psi = \tan 2^{-1}(c_{21}, c_{11}) \quad (2.23)$$

Die Funktion $\tan 2^{-1}$ beschreibt eine erweiterte Arkustangensfunktion \tan^{-1} , die im Gegensatz dazu zwei Eingabeparameter y und x besitzt und deren Wertebereich sich über vier Quadranten des durch die Parameter definierten Koordinatensystems erstreckt. Die Definition der verwendenden $\tan 2^{-1}$ -Funktion wird in Gleichung 2.24 (hier: MATLAB-Implementierung) angegeben.⁴⁶

⁴⁴ S. [Tit1], [Wen1]

⁴⁵ S. [Gro1], [Tit1], [Wen1]

⁴⁶ S. [Mit1]

$$\tan 2^{-1}(y, x) = \begin{cases} \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) \text{ für } x > 0 \\ +\frac{\pi}{2} \text{ für } x = 0, y > 0 \\ 0 \text{ für } x = 0, y = 0 \\ -\frac{\pi}{2} \text{ für } x = 0, y < 0 \\ \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) + \pi \text{ für } x < 0, y \geq 0 \\ \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) - \pi \text{ für } x < 0, y < 0 \end{cases} \quad [2.24]$$

Die Umwandlung der Quaternionen \underline{q}_k in die Eulerwinkel erfolgt nach den Gleichungen 2.25 – 2.27.⁴⁷

$$\phi = \tan 2^{-1}\left(\left(2(q_{k,3} q_{k,4} + q_{k,1} q_{k,2})\right), (q_{k,1}^2 - q_{k,2}^2 - q_{k,3}^2 + q_{k,4}^2)\right) \quad [2.25]$$

$$\theta = \sin^{-1}\left(-\left(2(q_{k,2} q_{k,4} - q_{k,1} q_{k,3})\right)\right) \quad [2.26]$$

$$\psi = \tan 2^{-1}\left(\left(2(q_{k,2} q_{k,3} + q_{k,1} q_{k,4})\right), (q_{k,1}^2 + q_{k,2}^2 - q_{k,3}^2 - q_{k,4}^2)\right) \quad [2.27]$$

2.2.3.1.2 Propagation der Geschwindigkeit

Die Geschwindigkeit eines Objektes ergibt sich gemäß des zweiten Newton'schen Gesetzes der Mechanik aus der zeitlichen Integration der auf das Objekt einwirkenden Beschleunigungen unter Einbeziehung seiner Masse, also der von ihm erfahrenen Kräfte (vgl. Gleichung 2.28).⁴⁸

$$m \underline{\ddot{s}}(t) = m \frac{d^2 \underline{s}(t)}{dt^2} = m \frac{d \underline{v}(t)}{dt} = m \underline{a}(t) = \underline{\Sigma F} \quad [2.28]$$

⁴⁷ S. [Gro1], [Tit1], [Wen1]

⁴⁸ S. [Hai1]

Da die von den Inertialsensoren erfassten Beschleunigungswerte im körperfesten Koordinatensystem geliefert werden, ist eine Unterscheidung des durch die Schwerebeschleunigung bedingten und des dynamischen Beschleunigungsanteils nicht direkt möglich. Daher ist vor der Integration eine Transformation des Beschleunigungsvektors \underline{a}_k^b in das Navigationskoordinatensystem notwendig, um eine Kompensation der Schwerebeschleunigung durchführen zu können.

Die Transformation in das Navigationskoordinatensystem erfolgt anhand der zum aktuellen Zeitpunkt berechneten Lage des körperfesten Koordinatensystems, beispielsweise unter Anwendung der in Gleichung 2.20 aufgestellten Transformationsmatrix nach Gleichung 2.29.⁴⁹

$$\underline{f}_k^n = \mathbf{C}_b^n \underline{a}_k^b \quad (2.29)$$

Gemäß der Definition des Navigationskoordinatensystems verläuft die z-Achse parallel zum Vektor der Schwerebeschleunigung. Dadurch ist eine Kompensation anhand Gleichung 2.30 durch eine Vektoraddition möglich.⁵⁰

$$\underline{a}_k^n \approx \underline{f}_k^n + \underline{g}^n \quad (2.30)$$

Die Vervollständigung von Gleichung 2.30 erfolgt durch Berücksichtigung der Transportrate zwischen dem körperfesten Koordinatensystem und dem Navigationskoordinatensystem, der Erddrehrate und der durch die Bewegung auf der rotierenden Erde entstehenden Coriolisbeschleunigung.⁵¹

Die resultierende Gleichung zur Propagation der Objektgeschwindigkeit im Navigationskoordinatensystem kann in Abhängigkeit von dem zum aktuellen Zeitpunkt gegebenen Geschwindigkeitsvektor \underline{v}_k^n nach Gleichung 2.31 angegeben werden.⁵²

⁴⁹ S. [Hai1], [Tit1], [Wen1]

⁵⁰ S. [Hai1], [Tit1], [Wen1]

⁵¹ S. [Hai1], [May1], [Tit1], [Wen1]

⁵² S. [Hai1], [Tit1], [Wen1]

$$\underline{v}_{k+1}^n = \underline{f}_k^n - (2 \underline{\omega}_{\Omega,k}^n + \underline{\omega}_{T,k}^n) \times \underline{v}_k^n + \underline{g}^n \quad (2.31)$$

2.2.3.1.3 Propagation der Position

Die Bestimmung des Positionsvektors ist durch einen weiteren Integrationsschritt erreichbar. Die Position kann in Metern und Kilometern oder auch im LLH-Format, bestehend aus dem Breitengrad φ (engl.: Latitude, hier: im Bogenmaß), dem Längengrad λ (engl.: Longitude, hier: im Bogenmaß), und der Höhe (engl.: Height) über Normalnull in Metern h , angegeben werden. Die zweite Alternative ist dabei für die praktische Anwendung erstrebenswert, da sie eine einfachere Kartendarstellung erlaubt. Die Bestimmung der LLH-Koordinaten erfolgt in Abhängigkeit von den dreidimensionalen Geschwindigkeiten im Navigationskoordinatensystem v_n^n , v_e^n , und v_d^n sowie den Krümmungsradien des Erdellipsoids in Ost- und in Nord-Richtung R_e und R_n mit Hilfe der Gleichungen 2.32 – 2.34.⁵³

$$\varphi_{k+1}^n = \frac{v_{n,k}^n}{R_n - h} \quad (2.32)$$

$$\lambda_{k+1}^n = \frac{v_{e,k}^n}{(R_e - h) \cos \varphi_k^n} \quad (2.33)$$

$$h_{k+1}^n = v_{d,k}^n \quad (2.34)$$

Eine Angabe der Positionskordinaten x, y, z in Bezug auf eine bekannte Anfangsposition bleibt aber auch mit Hilfe der Transformationsvorschriften in Gleichung 2.35 – 2.38 jederzeit möglich.⁵⁴

$$N(\varphi) = \frac{a}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2(\varphi)}} \quad (2.35)$$

⁵³ S. [Gro1], [Nim1], [Tit1], [Wen1]

⁵⁴ S. [Gro1], [Nim1], [Wen1]

$$x = (N - h) \cos \varphi \cos \lambda \quad (2.36)$$

$$y = (N - h) \cos \varphi \sin \lambda \quad (2.37)$$

$$z = (N (1 - e^2) - h) \sin \varphi \quad (2.38)$$

Mit [Angaben nach WGS-84]⁵⁵:

N Querkrümmungshalbmesser

h Höhe über Geoid

φ Breitengrad

a Große Halbachse des Erdellipsoids

λ Längengrad

e Exzentrizität des Erdellipsoids

⁵⁵ S. [Gro1], [Nim1], [Wen1]

3 Bewegungserfassungsverfahren

3.1 Überblick

Für die Erfassung schneller mehrdimensionaler Bewegungen eines menschlichen Körpers im Raum wurden in den vergangenen Jahrzehnten verschiedene Messverfahren vorgestellt. Im Allgemeinen greifen die meisten aktuell nutzbaren Bewegungserfassungssysteme auf die Bestimmung drei- beziehungsweise sechsdimensionaler Referenzpunktkoordinaten an einem zu verfolgenden Körper, beispielsweise mit Hilfe von Triangulationsverfahren durch mehrfache Abstands- oder Winkelmessungen, zurück.⁵⁶

3.2 Messverfahren zur Bewegungserfassung

3.2.1 Laufzeitmessung

Da ein Signal in einem beliebigen Medium stets eine endliche Zeit zum Zurücklegen einer Strecke von einem Sender bis zu einem Empfänger benötigt, kann mit Hilfe einer Zeitmessung bei bekannter Signalausbreitungsgeschwindigkeit nach Gleichung 2.1 eine absolute Abstandsinformation gewonnen werden.⁵⁷

Da eine direkte Laufzeitmessung mit Lichtsignalen aufgrund der großen Ausbreitungsgeschwindigkeit in der Regel mit einem hohen Geräteaufwand verbunden ist, werden Bewegungserfassungssysteme auf Basis von Laufzeitmessungen häufig mit Schallwellen realisiert. Zur besseren Unterdrückung von Störgeräuschen aus der Messumgebung bietet sich die Verwendung von Ultraschall ($f > 20$ kHz) an.⁵⁸

Aus drei Abstandsmessungen resultieren aus geometrischer Sicht zwei mögliche Positionen im dreidimensionalen Raum, woraus die Ermittlung eines gesuchten Referenzpunktes durch mathematischen Ausschluss der zweiten Lösungen erfolgt. Mit Hilfe zweier ermittelter Referenzpunkte lässt sich eine dreidimensionale Orientierung einer Gerade im Raum und mit Hilfe dreier Referenzpunkte die Orientierung einer Ebene bestimmen.⁵⁹

⁵⁶ S. [Bis1], [Wel2],

⁵⁷ S. [Bis1], [Wel2]

⁵⁸ S. [Bis1], [Wel2]

⁵⁹ S. [Bis1]

3.2.2 Phasenmessung

Analog zur Trägerphasenmessung bei GPS kann durch Messung von Phasendifferenzen eines Signals eine relative Abstandsinformation gewonnen werden.

Unter Annahme einer konstanten Wellenlänge des ausgebreiteten Signals kann die Phasendifferenz als Teil einer ganzen Wellenlänge interpretiert werden, der vom zu messenden Abstand abhängt. Dabei ist die Anzahl der vollen Wellen innerhalb der gesuchten Strecke unbekannt, sodass sich die Phasenmessung vor allem zur Bestimmung von Abstandsänderungen anbietet.⁶⁰

Die Bestimmung der unbekanntenen Wellenzahl zur Ermittlung absoluter Abstände kann beispielsweise mit Hilfe von Referenzmessungen im Rahmen einer Systemkalibrierung oder auch durch Bezug auf zuvor bestimmte Abstände im Sinne einer Koppelnavigation erfolgen. Wie bei der Laufzeitmessung wird dieses Verfahren zur Minimierung des Geräteaufwandes oft mit Hilfe von Schallwellen realisiert.⁶¹

3.2.3 Signalstärke und Einfallswinkel

Je nach Signalform und Medium erfahren im Raum ausgebreitete Signale mit zunehmender Ausbreitungsdistanz eine Dämpfung. Durch Messung von Signalstärken kann bei Kenntnis der Dämpfungsparameter auf den Abstand eines Messpunktes von einer Signalquelle geschlossen werden. Wird zudem der Einfallswinkel des Signals erfasst, lässt sich auch die Richtung der Signalquelle bestimmen.⁶²

Auf Messungen der Signalstärke und des Einfallswinkels beruhende Bewegungserfassungssysteme werden typischerweise mit Magnetfeldern realisiert, mit dem Vorteil, dass diese alle nichtleitenden und nicht ferromagnetischen Objekte im Raum unbeeinflusst durchdringen. Sowohl Konfigurationen mit stationär angebrachten Erregerwicklungen zur Erzeugung des Magnetfeldes in Verbindung mit Magnetfeldsensoren (beispielsweise Hallsensoren) am zu verfolgenden Körper als auch Konfigurationen mit umgekehrter Anordnung der Komponenten werden herangezogen.⁶³

⁶⁰ S. [Bis1], [Gro1], [Pri1], [Wel2], [Wen1]

⁶¹ S. [Bis1], [Wel2]

⁶² S. [Bis1], [Sig1], [Wel2]

⁶³ S. [Bis1], [Hor1], [Lin1], [Sig1], [Wel2]

3.2.4 Optische Triangulation

Aufgrund der hohen erreichbaren Genauigkeit ($\Delta < 1 \text{ mm}$) und Abtastrate ($f \gg 100 \text{ Hz}$) der Bewegungserfassung besitzen Verfahren auf Basis einer optischen Triangulation eine sehr große Verbreitung.⁶⁴

Das Funktionsprinzip beruht auf absoluten Positionsmessungen durch Bestimmung zweier Sichtwinkel zu einem oder mehreren optischen Markern im dreidimensionalen Raum und anschließender Berechnung des im zwischen dem jeweiligen Marker und zwei Sichtpunkten (i.d.R. Kameras) aufgespannten Dreieck gesuchten Markerabstandes mit Hilfe der zuvor ermittelten Sichtwinkel. In Verbindung mit dem ebenfalls optisch messbaren Elevationswinkel eines Markers resultiert eine dreidimensionale Position im Raum.⁶⁵

Zur Kompensation von Abschattungseffekten wird in der Regel auf mindestens drei bis vier Triangulationssysteme im Synchronbetrieb zurückgegriffen. Eine bessere Störunterdrückung bei vorhandenen Fremdlichtquellen erlaubt die Verwendung von Infrarotlicht in Kombination mit optischen Filtern an den Sensorlinsen.⁶⁶

Alternativ existieren optische Bewegungserfassungssysteme, die vollständig ohne Marker Bewegungen im dreidimensionalen Raum aufzeichnen. Diese erfordern jedoch ebenfalls die Einrichtung eines fest definierten Messfeldes mit mehreren, das Messfeld aus allen Raumrichtungen umstellenden Kamera- und Beleuchtungssystemen sowie leistungsfähige Bildverarbeitungsalgorithmen für eine zuverlässige Erkennung ausgeführter Bewegungen.

Auch bei einer umgekehrten Konfiguration mit mehreren Kameras am zu verfolgenden Körper selbst und einer bildverarbeitungs-basierten Interpretation von Umgebungsstrukturen ist eine Bewegungserkennung realisierbar.⁶⁷

Aus dem Bereich Spielesensorik ist die Bedienungseinheit „Kinect“ der Firma Microsoft zu nennen, die ebenfalls mittels Bildverarbeitung und einer Kombination aus einer Farbbild- und einer Infrarotkamera sowie einem Infrarotprojektor ein mit Tiefeninformationen verbundenes Farbbild generiert.

⁶⁴ S. [Hor1], [Lin1], [Liu1], [Sko1]

⁶⁵ S. [Bis1], [Wel2]

⁶⁶ S. [Hor1], [Sko1], [Sig1], [Wel2]

⁶⁷ S. [Shi1], [Sig1], [Wel2]

3.2.5 Mechanische Winkelmessung

Ein zuverlässiges Verfahren zur Bewegungserfassung an mehrgelenkigen Körpern bietet die mechanische Winkelmessung. Hierfür verwendete Sensoren sind beispielsweise optische Encoder oder Drehpotentiometer. Verfügbare Systeme greifen auf skeletähnliche Anzüge zurück, die aus parallel zum Skelet des zu verfolgenden Körpers verlaufenden Stangen und Gelenken bestehen. An diesen Gelenken wird eine Winkelmessung realisiert, durch die auf die ausgeführten Bewegungen zurückgeschlossen wird.⁶⁸

Neben der mechanischen Winkelmessung existieren weitere kontaktbasierte Bewegungserfassungsverfahren auf Basis optischer Fasern oder Dehnungsmessstreifen, mit deren Hilfe Streckungen und Stauchungen interessierender Körperbereiche (beispielsweise Handgesten, Muskelkontraktion, etc.) erfasst werden können.⁶⁹

3.2.6 Inertiale Winkelmessung

Mit Hilfe einer Sensordatenfusion für drei Beschleunigungs-, Drehraten- und Magnetfeldsensoren können die Fehlereinflüsse gegenseitig weitgehend kompensiert werden, sodass eine abschattungsfreie, referenzlose und hochfrequente Winkelmessung im dreidimensionalen Raum erreicht werden kann.

Aktuell verfügbare Systeme realisieren mit Hilfe der inertialen Winkelmessung in Verbindung mit mehreren, am zu verfolgenden Körper angebrachten Inertialeinheiten Ganzkörpersysteme, die durch Schätzung der Lagewinkel einzelner Körpersegmente (beispielsweise Knochen) die jeweilige Haltung sowie kinematisch ermittelte, relative Positionen aller Körpersegmente im dreidimensionalen Raum bestimmen.⁷⁰

3.3 Bewertung der Bewegungserfassung

Bei der Laufzeit- und Phasenmessung mit Schallwellen entstehen aufgrund der vergleichsweise langsameren Schallgeschwindigkeit grundsätzlich größere Verzögerungen zwischen der real durchgeführten Bewegung und der Bereitstellung der Verarbeitungsergebnisse als dies beispielsweise bei optischen Verfahren der Fall ist. Zudem hängt die Geschwindigkeit von Schallwellen von der Temperatur, der Luftfeuchtigkeit

⁶⁸ S. [Bis1], [Hor1], [Lin1], [Sig1], [Wel2]

⁶⁹ S. [Bis1], [Sig1]

⁷⁰ S. [Bis1], [Sig1], [Sko1], [Wel2]

und dem Luftdruck im Messfeld ab. Als mechanische Wellenform erfahren Schallwellen außerdem eine vom Senderabstand abhängige Dämpfung, sodass der Reichweite der Abstandsmessung und damit der Größe des nutzbaren Messfeldes bei endlicher Sendestärke Grenzen gesetzt sind. Schließlich sind Abstandsmesssysteme, die auf der Bestimmung von Laufzeiten und Phasenwinkel basieren, in geschlossenen Räumen mit der Problematik der Mehrwegausbreitung konfrontiert.⁷¹

Werden Signalstärken und Einfallswinkel von Magnetfeldern zur Bewegungserfassung herangezogen, wird eine speziell eingerichtete Räumlichkeit benötigt, um einen störfreien Betrieb dieser Verfahren zu ermöglichen. Durch die Anwesenheit von Fremdfeldern, elektrisch leitenden oder ferromagnetischen Materialien in der Umgebung ergeben sich insbesondere bei Verwendung zeitlich veränderlicher Magnetfelder Störquellen für die Bewegungserfassung. Durch die Dämpfung des Magnetfeldes entlang seines Ausbreitungsweges ist die Messumgebung ebenfalls räumlich begrenzt.⁷²

Optische Triangulationssysteme setzen freie Sichtlinien zwischen den Markern und den Kamerasystemen voraus, sodass durch Fremdobjekte, Personen oder den bewegten Körper selbst unterbrochene Sichtlinien den Ausfall der Messung verursachen. Um diesem Effekt entgegenzuwirken, werden mehrere Kamerasysteme mit unterschiedlichen Sichtwinkeln auf den Messraum sowie eine Vielzahl von Markern verwendet. Entsprechend ist die Anwendung dieser Systeme mit einem hohen Installations- und Inbetriebnahmeaufwand verbunden. Aufgrund der verwendeten Technologie sind optische Triangulationssysteme infrastrukturabhängig, kostenintensiv, zeitaufwändig und in schwer zugänglicher Umgebung nicht einsetzbar. Durch das endliche Sichtfeld der Systemkameras ist das Messfeld ebenfalls räumlich begrenzt.⁷³

Markerfreie Bewegungserfassungssysteme vereinfachen die Anwendung, sie werden jedoch ebenfalls unter großem Geräteaufwand in einem in der Regel strikt definierten Messfeld realisiert. Auch vergrößert sich der rechnerische Verarbeitungsaufwand im Vergleich zur effizienteren Bestimmung einzelner Bildpunkte bei den Triangulationssystemen ganz wesentlich.

Bei der Spielesensorik „Kinect“ wirken sich der proprietäre Basisalgorithmus, die Abschattungsproblematik und das begrenzte Sichtfeld sowie der Implementierungsaufwand für die Realisierung einer zuverlässigen Bewegungserfassung nachteilig aus.

⁷¹ S. [Bis1], [Wel2]

⁷² S. [Bis1], [Hor1], [Lin1], [Liu1], [Wel2]

⁷³ S. [Hor1], [Lin1], [Liu1], [Sko1], [Wel2]

Der Einsatz von Winkelsensoren zur Bewegungserfassung besitzt den Nachteil eines durch Form und Gewicht die Bewegungen des zu verfolgenden Körpers einschränkenden, externen Skelets. Zudem sind diese Systeme aufgrund der fehlenden, absoluten Positions- und Orientierungsbestimmung entweder auf den Einsatz zusätzlicher Sensoren oder eines Koppelnavigationsalgorithmus angewiesen.⁷⁴

Verfahren auf Basis von Lichtfasern und Dehnungsmessstreifen sind für die Aufgabenstellung der Bewegungserfassung bedingt geeignet, da sie als mechanische Verfahren stets mit einer Bewegungseinschränkung verbunden und daher in der Regel in nur in eng begrenzten Anwendungsfeldern oder als einfache Eingabegeräte für Anwendungen der virtuellen Realität im Einsatz sind.⁷⁵

Bewegungserfassungssysteme mit inertialer Winkelmessung besitzen viele Vorteile, ihre Leistungsfähigkeit wird jedoch beim Einsatz mikromechanischer Sensoren in Verbindung mit einer numerischen Integration zur Bestimmung von Positionen und Orientierungswinkel durch die Sensordrift begrenzt. Da auch inertielle Systeme nur relative Informationen im Rahmen einer Koppelnavigation liefern, akkumulieren Fehler durch Integration driftender Sensorsignale über die Zeit unbegrenzt. Zudem ist der Einsatz von Magnetfeldsensoren zur Stützung des Inertialsystems durch die einfache Störbarkeit und Veränderlichkeit des lokalen Magnetfeldes insbesondere in Innenräumen nur in begrenztem Umfang zielführend.⁷⁶

Zusammenfassend lässt sich über die aktuell verfügbaren Bewegungserfassungsverfahren sagen, dass keines dieser Verfahren die Anforderungen eines in jeder Umgebung einsetzbaren, referenzlosen, mobilen, günstigen, langzeitstabilen und leicht anwendbaren Systems zur Erkennung schneller menschlicher Bewegungsabläufe erfüllen kann. Die Nutzung von Inertialsystemen zur Lösung dieses Problems ist dabei ein vielversprechender Ansatz. Mit den aktuell verfügbaren, mikromechanischen Inertialsensoren kann eine inertielle Positions- oder Orientierungsbestimmung durch numerische Integration jedoch keine hinreichende Lösung darstellen.⁷⁷

⁷⁴ S. [Hor1], [Sig1], [Tho1]

⁷⁵ S. [Liu1]

⁷⁶ S. [Bis1], [Sig1], [Sko1], [Wel2]

⁷⁷ S. [Wel2]

4 Aktuelle Situation und Handlungsbedarf

Der aktuelle Stand der Technik der Navigation von Objekten im Raum ist von GPS-Systemen und infrastrukturabhängigen Ortungstechnologien geprägt. Die GPS-basierte Navigation besitzt stets die Abhängigkeit von einer Mindestanzahl an direkt sichtbaren Navigationssatelliten, die speziell in dicht bebauter Umgebung und bei abwechselndem Indoor-Outdoor-Einsatz die Anwendbarkeit dieser Technologie klar limitiert. Infrastrukturbasierte Systeme besitzen typischerweise optische, akustische oder elektromagnetische Funktionsprinzipien und sind in der Regel an die Installation zusätzlicher Geräte und Netze an einem zuvor fest definierten Arbeitsraum gebunden. Andere Systeme verwenden bereits vorhandene Signalquellen, beispielsweise WLAN-Infrastrukturen zur Ortung mobiler Objekte im davon abgedeckten Raum.⁷⁸

Funkbasierte Ortungsverfahren werden typischerweise für die Indoor-Navigation angewandt, wo eine GPS-basierte Ortung nicht realisierbar ist. Oft werden Kommunikationsstandards wie Bluetooth, DECT, WLAN, Zigbee oder Ultrabreitband (UWB)⁷⁹ für die Ortung genutzt, da sie sowohl eine Messung der Signalstärke als auch eine Identifikation der Signalquelle, beispielsweise einer WLAN-Antenne, erlauben. Je nach Signalverarbeitung variieren Ungenauigkeiten marktüblicher Systeme zur Objektnavigation, sie fallen jedoch in der Regel im Bereich von zehn Metern oder darunter. Probleme ergeben sich insbesondere innerhalb von Gebäuden durch einen hohen Installationsaufwand, Störanfälligkeit der Signalausbereitung durch Fremdsignale, Signalfluktuations-, -dämpfung und -reflexion sowie Störung und Abschirmung durch Metallobjekte.

Eine weitere, verbreitete Ortungstechnologie wird unter Anwendung von Radiowellen (auch: RFID) realisiert. Die Vorteile liegen hierbei in der kontaktlosen Erkennung lesegerätenaher „Tags“, die als Induktionsschleifen mit integriertem Mikrocontroller in unterschiedlichsten Formen klein, leicht und sehr preiswert herstellbar sind. Da die Reichweiten preiswerter RFID-Senderantennen oft nur auf wenige Zentimeter begrenzt sind, sind Ortungsverfahren über die Messung der Signalstärke nicht weit verbreitet. Lösungen zur Objektverfolgung mittels RFID basieren stattdessen auf der Schaffung eines Tag- oder alternativ Lesegeräterasters zur Realisierung einer möglichst feinmaschigen Objektidentifikation, die durch Kenntnis der Rasterbelegung eine räumlich diskrete Ortung mobiler Objekte ermöglicht. Die Feinmaschigkeit des Identi-

⁷⁸ S. [Kam1]

⁷⁹ S. [Wel2]

fikationsrasters legt die Genauigkeit der Ortung fest, verhält sich jedoch proportional zum Installationsaufwand und zu den Materialkosten.

Die für die Bewegungserkennung angewandten Verfahren zur Ortung dynamisch bewegter Signalquellen oder Sensoren fallen zum Großteil mit den Technologien der Objektverfolgung zusammen. Der Einsatz der beschriebenen Verfahren beschränkt sich dabei oft nur auf ein zuvor bestimmtes, räumlich begrenztes Arbeitsumfeld und es kommt durch zusätzliche Installationen und der Abhängigkeit von externen Signalen zu hohem Zeit- und Kostenaufwand sowie zur Empfindlichkeit gegenüber Abschattung, Mehrwegausbreitung und potentiellen Störquellen in der Umgebung. Über die mechanische, kontaktbasierte Messung von Gelenkwinkeln eines künstlichen Skeletts können diese Nachteile überwunden werden, es ergeben sich allerdings, insbesondere im Hinblick auf die Bewegungsfreiheit, andere gravierende Einschränkungen.

Bei Betrachtung des aktuellen Standes der Technik wäre ein preiswertes Verfahren zur Objektverfolgung und Bewegungserkennung von großem Vorteil, das unabhängig von seiner Umwelt ohne Anfälligkeit gegenüber Abschattung, Mehrwegausbreitung und Störquellen sowie freien Sichtlinien in einem unbegrenzten Arbeitsraum einsetzbar ist. Neben der massenhaften Verfügbarkeit der benötigten Sensoren auf dem Markt, ihrem miniaturisierten Aufbau und kleinen Gewicht verfügen mikromechanische Inertialsysteme genau über die gewünschten Eigenschaften. Der Einsatz kostengünstiger, mikromechanischer Inertialsysteme wird dabei vor allem durch den Nachteil der Sensordrift limitiert, der für die Kurzzeitstabilität dieses Verfahrens verantwortlich ist. Die Sensordrift wird daher im Rahmen der vorliegenden Arbeit **als zentrale technische Hürde** betrachtet, zu deren Kompensation oder Umgehung mit Hilfe intelligenter Algorithmen eine geeignete Lösung bei gleichzeitiger Beibehaltung der zuvor genannten Vorteile zu finden ist, um bislang nicht erreichte, **intelligente mikromechanische Inertialsysteme** zu entwickeln.

Nach der Definition der vorgestellten Lösungskonzepte in den Kapiteln 5 und 8 erfolgt die Implementierung nach den Angaben aus den Kapiteln 6 und 9 in den Entwicklungsumgebungen MATLAB und LabVIEW. Abschließend wird die Eignung der realisierten Konzepte zur Problemlösung anhand intensiver Validierungsexperimente in den Kapiteln 7 und 10 untersucht. Die Diskussion möglicher Anwendungen und der Ergebnisse erfolgt in den Kapiteln 11 und 12 und die Vorstellung der verwendeten Lagerdarstellungen, Referenz- und Koordinatensysteme sowie der benötigten Basisalgorithmen in den Anhängen 1 bis 3.

5 Konzept der Objektverfolgung

5.1 Ausgangssituation

Die im Rahmen der vorliegenden Arbeit bearbeitete Aufgabenstellung der Objektverfolgung sieht die Verfolgung einer Vielzahl von Objekten in einem Gelände ohne durchgängigen Zugang zu satellitenbasierten Ortungsdiensten vor. Hierfür soll eine geeignete Möglichkeit zur Überbrückung von Ausfällen dieser Technologie, beispielsweise durch Unterbrechungen der erforderlichen freien Sichtlinien, geschaffen werden. Weiterhin ist zu beachten, dass bei der Lösung einer solchen Aufgabenstellung wegen der hohen Anzahl der zu verfolgenden Objekte ein enger Kostenrahmen einzuhalten sowie eine einfache Anbringung ohne zusätzliche Installationen in der Umgebung der verfolgten Objekte zu realisieren ist. Das vorgestellte Lösungskonzept strebt eine möglichst leistungsfähige und genaue sowie gleichzeitig preiswerte Kombination eines mikromechanischen Inertialsystems und einer externen Positionsreferenz, beispielsweise Low-cost-GPS, an.⁸⁰

5.2 Konzeptbeschreibung

Die Kombination eines Inertialsystems mit einer Quelle absoluter Referenzpositionen kann die Realisierung eines Gesamtsystems ermöglichen, dessen Leistungsfähigkeit die der beiden Einzelsysteme übertrifft. Dies ist vor allem deshalb der Fall, da Referenzsysteme ein in der Regel zu Inertialsystemen komplementäres Mess- und Fehlerverhalten aufweisen, welches sich im Rahmen einer solchen Kombination für die Beibehaltung der Vorteile beider Systeme bei gleichzeitiger Kompensation ihrer Nachteile anbietet. Eine Gegenüberstellung von GPS zu mikromechanischen Inertialsystemen ist in Tabelle 5.1 angegeben.⁸¹

Die Grundidee der Objektverfolgung besteht zum einen darin, dass Inertialsysteme eine hochdynamische, multidimensionale Erfassung von Beschleunigungen und Drehraten eines im Raum bewegten Körpers erlauben und über eine Signalverarbeitung seine Position, Geschwindigkeit und Lage zur Verfügung stellen. Zum anderen liefert eine parallel betriebene, langzeitstabile Positionsreferenz in gewissen, nicht notwendi-

⁸⁰ S. [Kam1], [May1]

⁸¹ S. [Hai2], [Kam1], [May1], [Tit1]

gerweise regelmäßigen, Abständen Informationen über die aktuelle absolute Position, sodass eine Korrektur des Inertialsystems möglich wird. Hierbei lassen sich aus den Referenzpositionen wiederum Informationen über die Geschwindigkeit und Lage des verfolgten Objektes ableiten, welche zur Stützung der restlichen inertialen Bewegungsgrößen nutzbar sind.⁸²

Low-cost INS	GPS
Referenzlos	Referenzbasiert
Kein Abschattungsproblem	Abschattungsproblem
Erfasst Beschleunigungen und Drehraten	Erfasst Laufzeiten zu min. 4 Satelliten
Position durch zweifache Integration	Position durch Triangulation
Geschwindigkeit durch einfache Integration	Geschwindigkeit indirekt durch Differenzierung
Dreidimensionale Lage durch einfache Integration	Kurs indirekt durch Differenzierung
Geringer technischer Aufwand	Satelliten-Infrastruktur nötig
Günstig	Als Gesamtsystem teuer
Kleine Abstände	Große Distanzen
Sensordrift (Unbegrenzttes Fehlerverhalten)	Keine Drift (Begrenzttes Fehlerverhalten)
Geringfügiges Sensorrauschen	Rauschen der Position
Hohe Messrate	Niedrige Messrate

Tabelle 5.1: Mikromechanisches Inertialsystem und GPS im Systemvergleich⁸³

Sensoren zur Bestimmung von Referenzpositionen, -geschwindigkeiten und -orientierungswinkeln ergeben sich je nach Anwendung und Rahmenbedingungen aus verschiedenen Technologien und Messprinzipien. Im Falle einer Fahrzeugverfolgung bieten sich bei freiem Zugang zur fahrzeuginternen Buskommunikation bereits die Sensorsysteme an, die in zeitgemäßen Fahrzeugen mehrfach integriert sein können. Hierzu gehören an den Rädern angebrachte Winkelgeber oder Park- und Fahrerassistenzsysteme mit akustischen, elektromagnetischen und optischen Funktionsprinzipien, darunter Front- und Heckkameras oder auch Radare und Lidare unterschiedlicher Er-

⁸² S. [Kam1], [May1], [Tit1]

⁸³ S. [Hai2], [Tit1]

fassungsbereiche. Fehlen der Zugang zu solchen Systemen oder gar die Systeme selbst, muss auf externe Sensoren zurückgegriffen werden.

Zur Verfolgung einer großen Anzahl unabhängiger Objekte bei nicht gegebenem Zugang zu objektinternen Sensorsystemen bietet sich im Low-cost-Bereich vor allem die GPS-Technologie an. Ein mikromechanisches Low-cost-Inertialsystem soll im Rahmen der vorliegenden Arbeit zumindest zeitlich begrenzt den Nachteil möglicher Ausfälle der GPS-Positionsinformation kompensieren. Das Ziel des zu realisierenden Algorithmus liegt in einer optimalen Kombination des Inertialsystems mit der GPS-Positionsinformation, aber auch beliebigen, anderen Informationsquellen, wobei eine höhere Leistungsfähigkeit zu erreichen ist als eine reine Rekalibrierung des Inertialsystems bei Verfügbarkeit von Referenzpositionen.⁸⁴

5.3 Filterformulierung

Der Einsatz eines Kalman-Filters zur Objektverfolgung kann auch in der grundlegenden Form des Algorithmus unterschiedlich erfolgen. Eine Klassifizierung ist darin gegeben, ob das Filter die eigentlichen Bewegungsgrößen des Inertialsystems schätzen soll oder stattdessen die Fehler des Inertialsystems. Im ersten Fall ist von der direkten Formulierung (engl.: Total-State-Space), im zweiten Fall von der indirekten Formulierung (engl.: Error-State-Space) die Rede.⁸⁵

Bei der direkten Formulierung stellt das Filter einen Teil der Signalverarbeitung des Inertialsystems dar. Ein Ausfall des Filters verursacht unmittelbar den Ausfall des Inertialsystems. Anhand eines mathematischen Modells für die Dynamik des Inertialsystems werden Position, Geschwindigkeit und Lagewinkel anhand der verfügbaren Messungen direkt geschätzt. Daraus folgt die Bedingung, dass der Filteralgorithmus mit der gleichen Frequenz arbeiten muss wie das Inertialsystem selbst, um die zu liefernden Bewegungsgrößen ohne Reduzierung der Messfrequenz bereitzustellen.⁸⁶

Betrachtet man die mit einem Kalman-Filter anfallenden mathematischen Operationen, darunter vor allem die Matrixinversion für die Bestimmung der Filterverstärkung, kann bei den hohen Abtastfrequenzen marktüblicher Inertialeinheiten, typische Werte liegen bei 50 – 1000 Hz, ein hoher rechnerischer Aufwand anfallen, der oft auch schon

⁸⁴ S. [Hai1], [Kam1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

⁸⁵ S. [Hai1], [May1], [Tit1], [Wen1], [Wen2]

⁸⁶ S. [Kam1], [Wen1], [Wen2], [Tit1]

ein Ausschlusskriterium für die Nutzung der direkten Formulierung darstellt (vgl. Anhang, Kapitel 14).⁸⁷

Bei der indirekten Formulierung liefern die Schätzungen des Kalman-Filters keine Angaben zu den Bewegungsgrößen, stattdessen werden die Bewegungsgrößen des Inertialsystems laufend mit denen des GPS verglichen und der daraus generierte Differenzvektor als Beobachtungsvektor für das Filter verwendet.⁸⁸

Der Grundgedanke der indirekten Filterung liegt darin, dass das Filter die Fehler der vom Inertialsystem bestimmten Bewegungsgrößen auf Basis eines mathematischen Modells der inertialen Fehlerdynamik vorhersagt und unter Nutzung des Beobachtungsvektors zu einem optimal geschätzten Korrekturvektor verarbeitet. Schließlich wird die Korrektur auf die Signalverarbeitung des Inertialsystems angewandt, sodass insgesamt eine laufend optimal korrigierte inertielle Lösung erreicht wird.⁸⁹

Die Signalverarbeitung des Inertialsystems und die des Referenzsystems bleiben in der indirekten Formulierung vom Filterbetrieb unabhängig und die Ausführungsfrequenz des Filters ist nur auf die Frequenz des in der Regel langsameren Referenzsystems (beispielsweise des GPS-Empfängers) anzupassen.⁹⁰

Für die indirekte Filterformulierung erfolgt eine weitere Klassifikation dadurch, ob die Korrektur in eine Vorwärtsschleife (engl.: feed-forward) oder in einer Rückkopplung (engl.: feed-back) erfolgt. Wird der optimal geschätzte Korrekturvektor des Kalman-Filters nach Abschluss der inertialen Signalverarbeitung von den Bewegungsgrößen des Inertialsystems subtrahiert, bezeichnet man dies als Vorwärtskonfiguration. Da hierbei keine Korrektur der in der inertialen Signalverarbeitung über die Zeit akkumulierenden Fehler stattfindet, können diese Fehler bei einer Vorwärtskonfiguration auf unbegrenzt hohe Werte anwachsen.⁹¹

Die Modellierung der Dynamik eines Inertialsystems erfordert wie auch die seiner Fehlerdynamik die Nutzung nichtlinearer Terme. Können die zu schätzenden Fehlergrößen als dauerhaft klein angenommen werden, ist eine Linearisierung eines nicht-

⁸⁷ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

⁸⁸ S. [Hai1], [Kam1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

⁸⁹ S. [Hai1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

⁹⁰ S. [Wen1], [May1], [Tit1]

⁹¹ S. [May1], [Tit1]

linearen Modells durchführbar, was den Einsatz eines regulären Kalman-Filters erlaubt (vgl. Anhang, Kapitel 14).⁹²

Die Fehlerakkumulation im Falle der Vorwärtskonfiguration hat direkte Folgen für die Stabilität des Filters, da die zuvor für die Linearisierung getroffene Annahme über die Begrenztheit der Fehlergrößen nach einer endlichen Zahl von Filteriterationen nicht gewährleistet werden kann. Wird eine Rückkopplung realisiert, werden die Fehlerschätzungen des Filters unmittelbar nach der Schätzung in der inertialen Signalverarbeitung verwertet. Dadurch werden die Fehler des Inertialsystems dauerhaft so klein gehalten, wie sie in der Zeit zwischen einer Filteriteration und der darauf folgenden maximal anwachsen können.⁹³

Nach jeder erfolgten Korrektur wird der Zustandsvektor des Kalman-Filters zu einem Nullvektor zurückgesetzt und der Vorgang beginnt von neuem. Die Bedingung eines linearen Fehlermodells bleibt dabei stets erfüllt.⁹⁴

5.4 Filterarchitektur

Ein zentraler Vorteil der Kombination eines Inertialsystems mit GPS liegt darin, dass beide Systeme sich in ihren Fehlercharakteristiken gegenseitig optimal ergänzen. Problematisch ist bei der satellitenbasierten Ortung vor allem die durch die hohe Abhängigkeit von freien Sichtlinien zu den Navigationssatelliten gegebene Abschattungsempfindlichkeit. Darüber hinaus begrenzen Effekte der Mehrwegausbreitung von Satellitensignalen, die sich insbesondere in der Nähe von Gebäuden und dicht bebauter Umgebung ergeben, und die Manipulierbarkeit durch beabsichtigtes oder unbeabsichtigtes „Jamming“ je nach gegebener Anwendung die Nutzbarkeit der Navigation (vgl. Abbildung 5.1).⁹⁵

Architekturen zur Stützung eines Inertialsystems mit Hilfe einer externen Positionsreferenz werden insbesondere nach dem Kriterium klassifiziert, ob das Funktionsprinzip eine enge Kopplung der beiden Subsysteme mit gegenseitiger Abhängigkeit vorsieht oder diese Systeme trotz Kopplung auch separat anwendbar bleiben.⁹⁶

⁹² S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

⁹³ S. [May1], [Tit1]

⁹⁴ S. [Wen1]

⁹⁵ S. [Gro1], [Hai1], [Hai2], [Kam1], [May1]

⁹⁶ S. [Gro1], [Kam1], [Tit1], [Wen1]

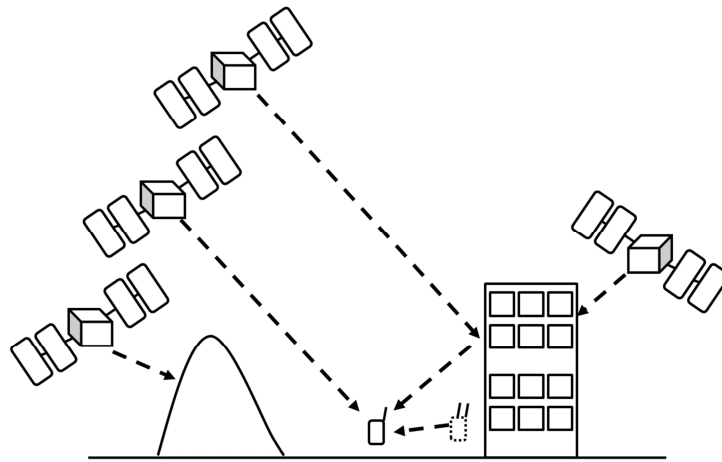


Abbildung 5.1: Abschattungsempfindlichkeit, Mehrwegausbreitung und Manipulierbarkeit von Satellitensignalen

Bei der ersten, als „Tight coupling“ bezeichneten Methode wird die referenzzeitige Kalkulation innerhalb einer zentralen Kalman-Filterung realisiert. Diese ist folglich sowohl für die Bestimmung der Referenzpositionen als auch für die Gesamtnavigation unter Nutzung beider Subsysteme zuständig.⁹⁷

Die Tight-coupling-Methode ermöglicht bei GPS als Referenz unter Genauigkeitsverlust eine GPS-seitige Stützung des Inertialsystems bei weniger als vier sichtbaren Navigationssatelliten. Damit verhindert sie das direkte Durchsetzen des inertialen Fehlerverhaltens bei geringfügiger Abschattung. Im Rahmen dieser Arbeit wird dennoch aus mehreren Gründen die zweite, als „Loose coupling“ bezeichnete, Methode realisiert.⁹⁸

Aufgrund der gegebenen Anforderungen an die Objektverfolgung wird im Rahmen dieser Arbeit ein Low-cost-GPS-Empfängermodul zur Stützung des Inertialsystems verwendet. Die Festlegung auf Low-cost-GPS beeinflusst wiederum die Wahl der Systemarchitektur, da handelsübliche GPS-Empfänger in dieser Leistungsklasse in der Regel lediglich die finalen Ausgangsgrößen des Empfängers liefern, nicht die direkten Messgrößen. Diese Messgrößen, die Pseudo ranges und die Pseudo range rates, sind jedoch die Eingangsgrößen des Filteralgorithmus bei der Tight-coupling-Methode.⁹⁹

Obwohl die Tight-coupling-Methode eine geringere Abhängigkeit von freien Sichtlinien zu den Navigationssatelliten bietet, verhindert das Fehlen der direkten Messwerte

⁹⁷ S. [Hid1], [Kam1], [Mon1], [Tit1], [Wen1]

⁹⁸ S. [Hid1], [Kam1], [Mon1], [Tit1], [Wen1]

⁹⁹ S. [Hid1], [Kam1], [Mon1], [Tit1], [Wen1]

die Realisierung der engen Systemkopplung, sodass die Auswahl zu Gunsten der Loose-coupling-Methode ausfällt.¹⁰⁰

Als Systemarchitektur ist die Loose-coupling-Methode hinsichtlich einiger Kriterien vorteilhaft. Sie ermöglicht einen redundanten Betrieb der Inertial- und Referenzsysteme, sodass ein Ausfall eines dieser Systeme keinen Einfluss auf das Parallelsystem haben kann. Zudem ist eine algorithmisch geringere Komplexität als die des Tight couplings gegeben und es werden wesentlich geringere Anforderungen an die Echtzeitfähigkeit der Subsystemkommunikation und der Messdatenverarbeitung gestellt. Schließlich bleibt im Falle des Loose couplings die Erweiterung des Gesamtsystems um ein höherwertiges Inertialsystem, einen leistungsfähigeren GPS-Empfänger oder auch um weitere Stützsensoren ohne größeren Aufwand möglich. Der Nachteil der Abhängigkeit von einer Mindestanzahl an frei sichtbaren GPS-Satelliten wird im Rahmen dieser Arbeit mit Hilfe eines geeigneten Glättungsalgorithmus kompensiert.¹⁰¹

Als zentraler Algorithmus der Objektverfolgung wird ein Kalman-Filter in indirekter, rückgekoppelter Konfiguration verwendet. Das Filter verarbeitet, wie in Abbildung 5.2 gezeigt, die Messungen der Beschleunigungs- und Drehratensensoren im Propagationsschritt und die vom GPS-Empfänger bereitgestellten Informationen im Korrekturschritt. Als Beobachtungsgrößen dienen der Differenzvektor der dreidimensionalen Referenz- und Inertialsystempositionen sowie der dreidimensionalen Referenz- und Inertialsystemgeschwindigkeiten.¹⁰²

Am Ende jeder Filteriteration wird der Ausgangsvektor des Filters, der die optimal geschätzten Fehler des Inertialsystems enthält, in der inertielle Signalverarbeitung berücksichtigt und anschließend zu einem Nullvektor zurückgesetzt.¹⁰³

Das Gesamtsystemkonzept der Objektverfolgung ist in Abbildung 5.3 dargestellt. Optional lässt sich auch ein dreidimensionaler Orientierungsvektor aus den GPS-Positionen als Beobachtung nutzen. Aufgrund der bei einem Low-cost-GPS-Empfänger relativ großen Abweichungen der gemessenen Positionen als Grundlage zur Orientierungsbestimmung wird dies im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter verfolgt.¹⁰⁴

¹⁰⁰ S. [Hid1], [Kam1], [Mon1], [Tit1], [Wen1]

¹⁰¹ S. [Hid1], [Kam1], [Mon1], [Tit1], [Wen1]

¹⁰² S. [Hai1], [Hid1], [Kam1], [Tit1], [Wen1]

¹⁰³ S. [Gro1], [Hid1], [Kam1], [Tit1], [Wen1]

¹⁰⁴ S. [Kam1], [Kam3], [May1], [Tit1]

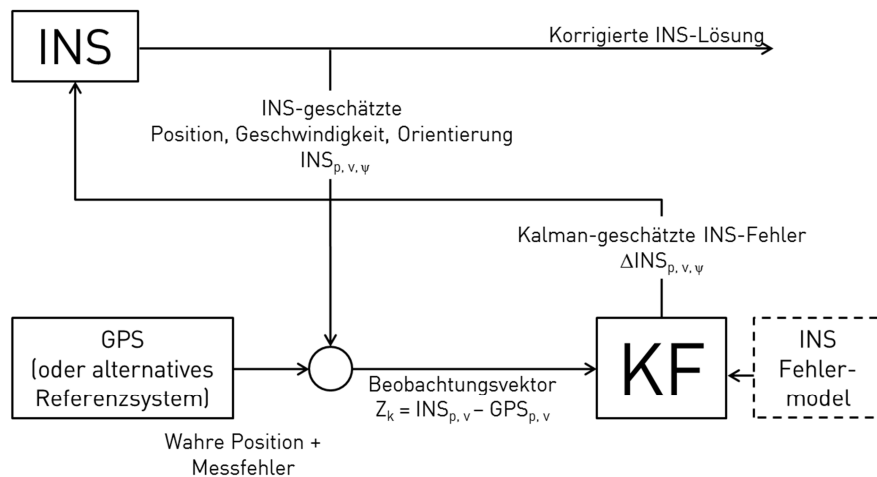


Abbildung 5.2: Stützung eines Low-cost-Inertialsystems nach Loose-Coupling-Architektur

5.5 Systemmodellierung

Der Zustandsvektor des Kalman-Filters umfasst die inertialen Fehlergrößen der dreidimensionalen Position $\Delta\varphi$ $\Delta\lambda$ und Δh , der dreidimensionalen Geschwindigkeit Δv_n Δv_e und Δv_d , der dreidimensionalen Orientierung $\Delta\alpha$ $\Delta\beta$ und $\Delta\gamma$ sowie der Nullpunktfehler der Beschleunigungs- $\Delta b_{ac,x}$ $\Delta b_{ac,y}$ und $\Delta b_{ac,z}$ und Drehratensensoren $\Delta b_{gy,x}$, $\Delta b_{gy,y}$ und $\Delta b_{gy,z}$. Damit lässt sich dieser Vektor nach Gleichung 5.1 angeben.¹⁰⁵

$$\underline{x} = (\Delta\varphi \ \Delta\lambda \ \Delta h \ \Delta v_n \ \Delta v_e \ \Delta v_d \ \Delta\alpha \ \Delta\beta \ \Delta\gamma \ \Delta b_{ac,x} \ \Delta b_{ac,y} \ \Delta b_{ac,z} \ \Delta b_{gy,x} \ \Delta b_{gy,y} \ \Delta b_{gy,z})^T \quad (5.1)$$

Die Bewegungsgleichungen und die Beziehungen zwischen den Komponenten des Systemzustandsvektors und den Beobachtungsgrößen sind für die inertielle Navigation nichtlinear. Daher müssen diese Gleichungen vor der Verwendung eines Kalman-Filters linearisiert werden. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit erfolgt die Linearisierung des nichtlinearen Systemmodells und der nichtlinearen Beobachtungsmatrix um die geschätzten Systemzustände $\hat{\underline{x}}_k$.¹⁰⁶

Die Zustandsgleichung des betrachteten dynamischen Systems sei durch die Gleichung 5.2 angegeben.¹⁰⁷

¹⁰⁵ S. [Kam1], [Wen1]

¹⁰⁶ S. [Kam1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

¹⁰⁷ S. [Kam1], [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

$$\underline{x}_{k+1} = \Phi \underline{x}_k + \mathbf{B} \underline{u}_k + \mathbf{G} \underline{w}_k \tag{5.2}$$

Die Beobachtungsgleichung wird durch Gleichung 5.3 angegeben.¹⁰⁸

$$\underline{z}_k = \mathbf{H} \underline{x}_k + \underline{v}_k \tag{5.3}$$

Die globale Zustandsübergangsmatrix Φ kann nach Gleichung 5.11 und 5.12 mit Hilfe der Systemmatrix F ermittelt werden. F kann mit Hilfe einer Jacobi-Matrix unter Verwendung der Bewegungsgleichungen der inertialen Navigation entwickelt werden und ergibt sich zu Gleichung 5.4.¹⁰⁹

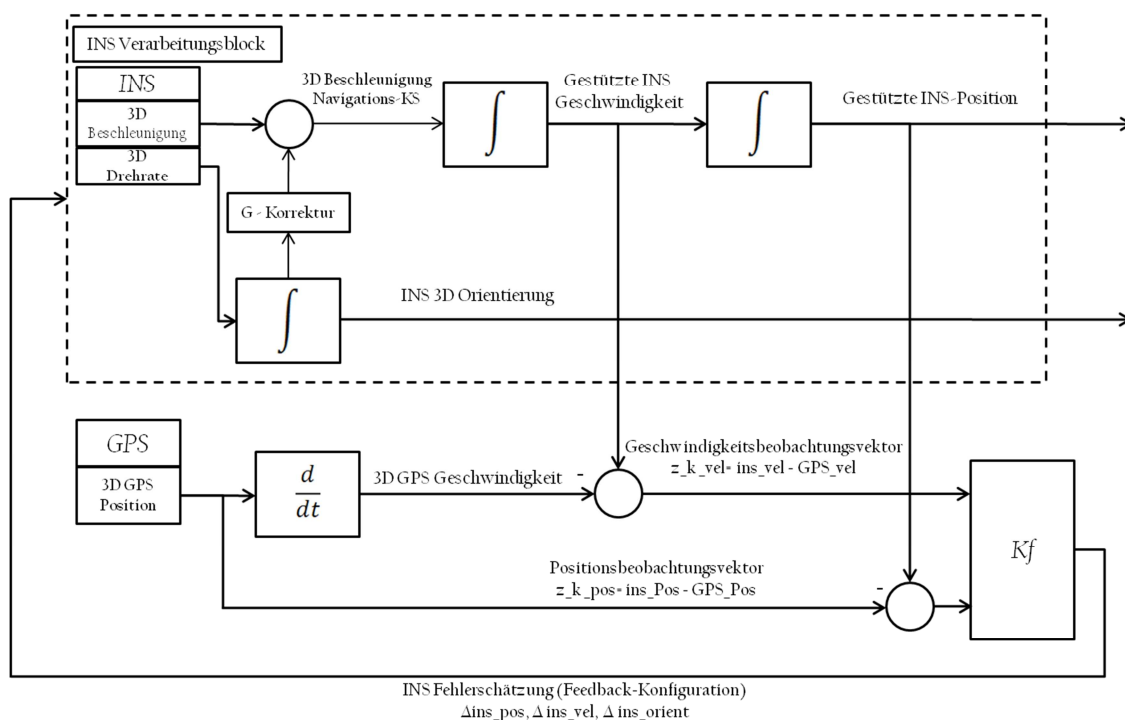


Abbildung 5.3: Systemarchitektur basierend auf Kalman-Filterung in indirekter Konfiguration

¹⁰⁸ S. [Kam1], [Lof1], [May1], [Wen1]

¹⁰⁹ S. [Kam1], [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

$$\mathbf{F} = \left. \frac{\partial \underline{f}(\underline{x})}{\partial \underline{x}} \right|_{\underline{x}=\hat{\underline{x}}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1(\underline{x})}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1(\underline{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n(\underline{x})}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n(\underline{x})}{\partial x_n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boxed{\mathbf{F}_{INS}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ -\hat{\mathbf{C}}_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\hat{\mathbf{C}}_b^n \\ -\frac{1}{\tau_a} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\frac{1}{\tau_\omega} \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

Aufgrund der Dimensionen der Submatrix \mathbf{F}_{INS} wird diese in Gleichung 5.7 separat angegeben. Die Vervollständigung von Gleichung 5.2 erfordert schließlich die Angabe der Einflussmatrix \mathbf{G} sowie des Rauschvektors \underline{w}_k der Systemfehler in den Gleichungen 5.5 und 5.6.¹¹⁰

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ -\hat{\mathbf{C}}_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\hat{\mathbf{C}}_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

$$\underline{w}_k = \begin{pmatrix} \underline{n}_a \\ \underline{n}_\omega \\ \underline{n}_{b,a} \\ \underline{n}_{b,\omega} \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

Die Einflussgrößen der Systemgleichung \underline{u}_k werden zu $\underline{0}$ gewählt, sodass sich auch die Einflussmatrix \mathbf{B} zu einer Nullmatrix ergibt. Damit ist Gleichung 5.2 vollständig angegeben.¹¹¹

Die Schätzung der Positionsfehler soll zur Vereinfachung der späteren Visualisierung direkt in Breitengrad, Höhengrad und Höhenmetern erfolgen. Um bei Matrixinversionen numerischen Instabilitäten durch große Unterschiede in den Zahlenwerten dieser Größen entgegen zu wirken, wird die Beobachtungsmatrix \mathbf{H} nach Gleichung 5.8 um zwei Skalierungsterme erweitert, die eine Anpassung der Größen vor der Filterung er-

¹¹⁰ S. [Kam1], [Tit1], [Wen1]

¹¹¹ S. [Kam1], [Tit1], [Wen1]

$F_{INS} =$

$$\left(\begin{array}{ccc|ccc|ccc|ccc}
 0 & 0 & \frac{v_n}{(R_n-h)^2} & \frac{1}{(R_n-h)} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \frac{v_e \sin \varphi}{(R_e-h) \cos^2 \varphi} & 0 & \frac{v_e}{(R_e-h)^2 \cos \varphi} & 0 & \frac{1}{(R_e-h) \cos \varphi} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \\
 -v_e \left(2\Omega \cos \varphi - \frac{v_e}{(\cos^2 \varphi)(R_e-h)} \right) & 0 & \frac{v_n v_d}{(R_n-h)^2} - \frac{v_e^2 \tan \varphi}{(R_e-h)^2} & \frac{v_d}{(R_n-h)} & -2\Omega \sin \varphi - \frac{2v_e \tan \varphi}{(R_e-h)} & \frac{v_n}{(R_n-h)} & & & & \\
 v_n \left(2\Omega \cos \varphi - \frac{v_e}{(\cos^2 \varphi)(R_e-h)} \right) - 2\Omega v_d \sin \varphi & 0 & \frac{v_e v_d}{(R_e-h)^2} + \frac{v_e v_n \tan \varphi}{(R_e-h)^2} & 2\Omega \sin \varphi + \frac{v_e \tan \varphi}{(R_e-h)} & \frac{v_d}{(R_e-h)} + \frac{v_n \tan \varphi}{(R_e-h)} & 2\Omega \cos \varphi + \frac{v_e}{(R_e-h)} & & & & -(\hat{\mathbf{C}}_b^n \underline{a}_b \times) \\
 2\Omega v_e \sin \varphi & 0 & \frac{-v_e^2}{(R_e-h)^2} - \frac{v_n^2}{(R_n-h)^2} & \frac{-2v_n}{(R_n-h)} & -2\Omega \cos \varphi - \frac{2v_e}{(R_e-h)} & 0 & & & & \\
 \\
 \Omega \sin \varphi & 0 & -\frac{v_e}{(R_e-h)^2} & 0 & -\frac{1}{(R_e-h)} & 0 & & & & \\
 0 & 0 & \frac{v_n}{(R_n-h)^2} & \frac{1}{(R_n-h)} & 0 & 0 & & & & -\Omega_{in}^n \\
 \Omega \cos \varphi - \frac{v_e}{(\cos^2 \varphi)(R_e-h)} & 0 & \frac{v_e \tan \varphi}{(R_e-h)^2} & 0 & \frac{\tan \varphi}{(R_e-h)} & 0 & & & &
 \end{array} \right)$$

[5.7]

möglichst. Bei den Größen R_n und R_e handelt es sich um die zwei Krümmungsradien des Erdellipsoids nach WGS-84 (vgl. Anhang, Kapitel 13, Gleichungen 5.9 und 5.10).¹¹²

$$\mathbf{H}_k = \begin{pmatrix} R_n - \hat{h} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 9} \\ 0 & (R_e - \hat{h}) \cos \hat{\varphi} & 0 & 0 & 0 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 9} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 9} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 9} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 9} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 9} \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

$$R_n = \frac{R_0 (1 - e^2)}{(1 - e^2 \sin^2 \varphi)^{3/2}} \quad (5.9)$$

$$R_e = \frac{R_0}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 \varphi}} \quad (5.10)$$

Der Beobachtungsvektor \underline{z} wird als Differenzvektor aus den Positions- und Geschwindigkeitsinformationen der Referenz (GPS) und des Inertialsystems ermittelt. Sowohl die vom GPS gelieferten Referenzpositionen als auch die dazugehörigen Geschwindigkeiten unterliegen einem stochastischen Rauschen \underline{v}_k , das analog zum Systemrauschen \underline{w}_k als mittelwertfrei, normalverteilt und weiß angenommen wird.¹¹³

Die Propagation der Systemzustände aus einem gegebenen, diskreten Zeitpunkt in einen darauf folgenden, diskreten Zeitpunkt erfolgt unter Nutzung der Zustandsübergangsmatrix Φ . Sie ist in Gleichung 5.11 angegeben zu¹¹⁴:

$$\Phi = e^{\mathbf{F}(t_{k+1} - t_k)} \quad (5.11)$$

Unter der Annahme, dass $t_{k+1} - t_k = \Delta t$ einen sehr kurzen Zeitabschnitt zwischen zwei diskreten Messpunkten des Inertialsystems darstellt, kann Gleichung 5.11 durch Gleichung 5.12 angenähert werden zu¹¹⁵:

¹¹² S. [Gro1], [Kam1], [Nim1], [Tit1], [Wen1]

¹¹³ S. [Kam1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

¹¹⁴ S. [Kam1], [Lof1], [May1], [Wen1]

$$\Phi \approx I + F\Delta t \quad (5.12)$$

Im resultierenden Gesamtsystem soll vor allem die Abhängigkeit des GPS-Empfängers von einer Mindestanzahl an sichtbaren Satelliten mit Hilfe des referenzlos arbeitenden Inertialsystems durch eine höhere Gewichtung des letzteren im Falle eines Ausfalls der GPS-Positionsinformation erreicht werden. Entsprechend müssen die Kovarianzen der Messfehler bei zu geringer Anzahl an sichtbaren Satelliten tendenziell groß und bei ausreichender Anzahl tendenziell klein gewählt werden. Umgekehrt werden die Kovarianzen der Systemfehler bei vorhandener GPS-Lösung groß und bei Ausfall der GPS-Positionsinformation klein gewählt. In diesem Fall fällt die Gewichtung des Filters stärker zu Gunsten der Beobachtungen aus. Die gewählten Filterparameter sind in Tabelle 5.2 angegeben.¹¹⁶

GPS- Positionsinformation vorhanden?	Q	R
Ja	$Q_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{für alle } i \neq j \\ 1e6 & \text{für alle } i = j; 1 \leq i, j \leq 3 \\ 1e3 & \text{für alle } i = j; 4 \leq i, j \leq 6 \\ 1e2 & \text{für alle } i = j; 7 \leq i, j \leq 12 \end{cases}$	$R_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{für alle } i \neq j \\ 1e2 & \text{für alle } i = j \end{cases}$
Nein	$Q_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{für alle } i \neq j \\ 1e2 & \text{für alle } i = j; 1 \leq i, j \leq 6 \\ 1e1 & \text{für alle } i = j; 7 \leq i, j \leq 12 \end{cases}$	$R_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{für alle } i \neq j \\ 1e6 & \text{für alle } i = j; 1 \leq i, j \leq 3 \\ 1e3 & \text{für alle } i = j; 4 \leq i, j \leq 6 \end{cases}$

Tabelle 5.2: Parameter der Kalman-Filterung bei gültiger GPS-Messung und bei Ausfall der GPS-Positionsinformation

Die Nutzung mikromechanischer Inertialsensoren ist mit dem Problem verbunden, dass die Ungenauigkeit der Gesamtnavigation im Falle eines Ausfalls der GPS-

¹¹⁵ S. [Kam1], [Lof1], [May1], [Wen1]

¹¹⁶ S. [Kam1], [Lof1], [May1], [Tit1]

Positionsinformation entsprechend der Güte des Inertialsystems schnell anwächst, bis die Referenzinformation wiederhergestellt wird. Dies bedeutet, dass die Unsicherheit der vom Kalman-Filter geschätzten Größen zum Anfang eines Referenzausfalls relativ niedrig und am Ende eines Ausfalls relativ groß ist.

Die im Rahmen der vorliegenden Arbeit verfolgte Methode zur Verlangsamung der Fehlerakkumulation liegt zunächst darin, die vor einem Ausfall der GPS-Positionsinformation zuletzt akquirierten Beobachtungen über den Ausfallzeitraum konstant zu halten, sodass sie während des Ausfalls wiederholt in die Gewichtung des Filters eingehen können. Um die etwas geringeren, allerdings dennoch auftretenden Fehler darüber hinaus zu minimieren, wird im Rahmen einer nachträglichen Signalverarbeitung auf einen Glättungsalgorithmus zurückgegriffen.

5.6 Genauigkeitserhöhung bei Referenzausfall

Die Glättung der Trajektorie bei Ausfall des Referenzsystems dient dem Ziel, die zeitlich rapide anwachsenden Navigationsfehler zumindest für begrenzt lange Ausfallszeiten soweit zu verringern, dass sie im Gesamtergebnis nahezu vollständig kompensiert werden.

Eine bekannte Glättungsmethode ist die Zweifilterglättung, bei der neben der klassischen Kalman-Filterung ein dazu analoger Rückwärtsfilter eingesetzt wird, der von den zuletzt akquirierten GPS- und Inertialsystemmesswerten bis zur ersten Messwertreihe eine komplementäre Trajektorie ermittelt. Das Verhalten des zweiten Filters bei einem Ausfall der GPS-Positionsinformation ist dabei entgegengesetzt zum primären Filter, da es zum Ende einer Ausfallperiode genaue Ergebnisse liefert und zu ihrem Anfangszeitpunkt eine maximale Ungenauigkeit erreicht.¹¹⁷

Das Gesamtziel des Glättungsalgorithmus ist es, eine optimale Kombination zwischen der Vorwärts- (Index „VW“) und der Rückwärtslösung (Index „RW“) zu finden, die insgesamt genauer ist als beide Lösungen bei alleiniger Betrachtung.¹¹⁸

Die Berechnungsvorschriften regulärer Glättungsalgorithmen setzen unter anderem die Speicherung und mathematisch aufwändige Inversionen der bei der regulären Filterung anfallenden Kovarianzmatrizen voraus. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit soll

¹¹⁷ S. [Dee1], [Han1], [Kam1], [Mon1]

¹¹⁸ S. [Kam1], [Mon1]

eine alternative, rechnerisch effizientere Methode, die keine Speicherung und keine Inversionen von Kovarianzmatrizen erfordert, verfolgt werden.¹¹⁹

Die Idee des alternativen, vereinfachten Zweifilteralgorithmus besteht darin, dass die Rückwärtsfilterung mit dem gleichen Algorithmus durchzuführen ist, der bereits bei der Vorwärtsfilterung zum Einsatz kommt. Dies ermöglicht die Verwendung des gleichen Systemmodells und der gleichen Filterimplementierung und erfordert lediglich eine inverse Behandlung des Zeitvektors sowie die Vorzeicheninversion der Orientierungswinkel und Drehraten. Zur Ermittlung der Glättungsergebnisse müssen dabei lediglich die geschätzten Bewegungsgrößen beider Lösungen gespeichert werden.¹²⁰

Die Kombination der zweifach vorliegenden Bewegungsgrößen wird nach einem im Vergleich zum klassischen Zweifilteralgorithmus modifizierten Verfahren durchgeführt. Grundidee dabei ist, dass das Ziel der Kombination beider Lösungssätze stets im Erreichen des jeweils genaueren Ergebnisses liegt, somit also die klassische Berechnung auf Basis der Kovarianzmatrizen der Systemzustände durch einen zeitlich gesteuerten Gewichtungsalgorithmus ersetzt wird. Hierfür wird ein Gewichtungsfaktor definiert, der am Anfang eines Ausfallintervalls der GPS-Positionsinformation eine vollständige Gewichtung der Vorwärtslösung und am Ende des Intervalls eine vollständige Gewichtung der Rückwärtslösung vorsieht. Zur Mitte des Ausfallintervalls hin wird die Gewichtung zwischen beiden Lösungen gleichmäßig geteilt und von diesem Zeitpunkt ausgehend in Richtung der Intervallgrenzen sukzessive gestuft.¹²¹

Das Prinzip des modifizierten Glättungsalgorithmus wird in Abbildung 5.4 und mathematisch in den Gleichungen 5.13 – 5.18 formuliert. Eine Erweiterung der Glättung auf beliebige Bewegungsgrößen oder auf eine Gewichtungsverteilung nach einer Funktion höherer Ordnung bleibt nach gleichem Schema jederzeit möglich.¹²²

5.7 Stützung bei längerfristigem Beobachtungsausfall (Indoor-Betrieb)

Das im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Konzept der Objektverfolgung lässt eine freie Wahl des Referenzsystems zur Stützung des mikromechanischen Inertialsystems zu. Grundidee dabei ist, dass jede Informationsquelle, die den Filteralgorithmus mit den benötigten Bewegungsgrößen versorgen kann, als Ersatz oder auch als Erweite-

¹¹⁹ S. [Kam1]

¹²⁰ S. [Kam1]

¹²¹ S. [Kam1]

¹²² S. [Kam1]

nung des bislang verwendeten GPS-Referenzsystems herangezogen werden kann. Insbesondere im Falle mehrerer Referenzsysteme ist stets mit einer Verbesserung der Estimationsergebnisse aufgrund zusätzlich nutzbarer Informationen zu rechnen. Zudem kann ein neben dem GPS-Referenzsystem integriertes Indoor-Referenzsystem die Anwendbarkeit der Objektverfolgung auf einen uneingeschränkten Indoor-Outdoor-Betrieb erweitern. Dies ist insbesondere bei einem längerfristigen Indoor-Betrieb zielführend, da hierbei ein Ausfall der GPS-Positionsinformation nicht mehr allein durch Anwendung eines Glättungsalgorithmus kompensiert werden kann. Nachfolgend sollen zwei Konzepte zur Realisierung von Indoor-Referenzsystemen unter geringstmöglichem Material- und Kostenaufwand vorgestellt werden.¹²³

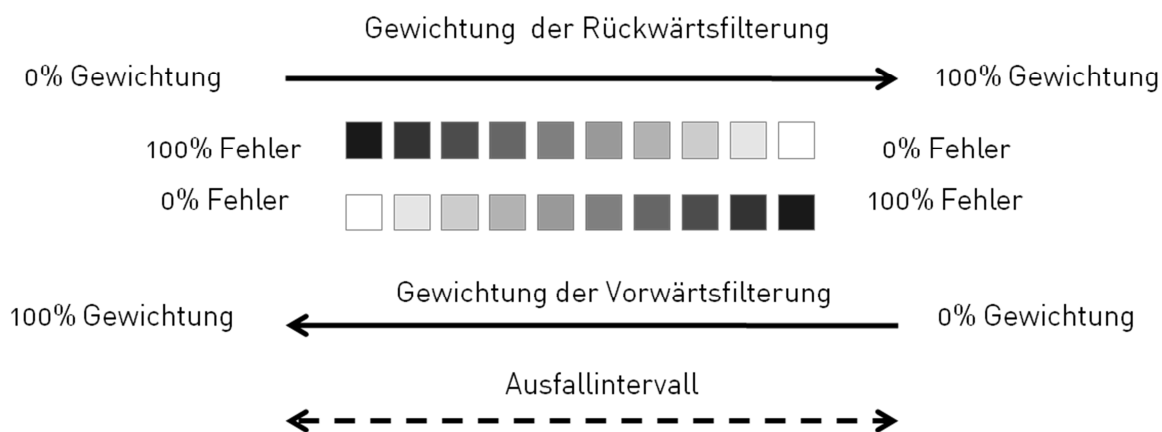


Abbildung 5.4: Prinzip der sukzessiven Gewichtung zwischen Vorwärts- und Rückwärtslösung

$$t_k = \{t_{\text{Ausfall_An}} \dots t_{\text{Ausfall_Aus}}\} \quad (5.13)$$

$$T_{\text{Ausfall}} = \{t_{\text{Ausfall_Aus}} - t_{\text{Ausfall_An}}\} \quad (5.14)$$

$$\rho_k = \frac{t_k - t_{\text{Ausfall_An}}}{T_{\text{Ausfall}}} \quad (5.15)$$

$$\hat{\varphi}_{s,k} = (1 - \rho_k) \hat{\varphi}_{VW,k}^+ + \rho_k \hat{\varphi}_{RW,k}^- \quad (5.16)$$

¹²³ S. [Lof1], [Lof2], [May1]

$$\hat{\lambda}_{s,k} = (1 - \rho_k) \hat{\lambda}_{VW,k}^+ + \rho_k \hat{\lambda}_{RW,k}^- \quad (5.17)$$

$$\hat{h}_{s,k} = (1 - \rho_k) \hat{h}_{VW,k}^+ + \rho_k \hat{h}_{RW,k}^- \quad (5.18)$$

5.7.1 Wegmarkenerkennung mittels Low-cost-Bildverarbeitung

Eine Positionsbestimmung in überdachter Umgebung kann durch Nutzung wiedererkennbarer Objekte, die zuvor an fest definierten Referenzpositionen angebracht werden, durch Bildverarbeitung realisiert werden. Eine Möglichkeit stellen beispielsweise Wegmarken dar, die mit einem standortbezogenen Text, einem ein- oder zweidimensionalen Code (z.B. Bar- oder QR-Codes) versehen werden. Die Wiedererkennung der Wegmarken kann im Rahmen eines Bildverarbeitungsalgorithmus einen Rückschluss auf die Anwesenheit eines verfolgten Objektes vor einer bestimmten Wegmarke und bei Kenntnis ihrer Position auf die Anwesenheit an einem bestimmten Ort erlauben.¹²⁴

Die Verwendung des Wegmarkenerkennungsverfahrens erlaubt in der praktischen Anwendung die Markierung einer beliebigen Auswahl von Referenzpositionen, beispielsweise von Gebäuden, Gebäudeteilen, Ein- und Ausfahrten, Wegen oder Geländebereichen. Ähnlich der Verkehrszeichenerkennung in Fahrerassistenzsystemen moderner Fahrzeuge oder zweidimensionalen Codes auf Werbeträgern kann durch Nutzung einfacher und kostengünstiger Kameramodule bei beliebigen Objekten ein zuverlässiges Wegmarkenerkennungsverfahren realisiert werden.¹²⁵

Probleme beim Wegmarkenerkennungsverfahren können unterbrochene Sichtlinien sowie Abhängigkeiten von stabilen Kontrast- und Lichtverhältnissen oder optimalen Blickwinkeln verursachen. Zudem ist eine Variabilität der Entfernung von einer erkannten Wegmarke gegeben, da Algorithmen zur Text- beziehungsweise Codeerkennung sowohl nah als auch fern abgebildete Beschriftungen verarbeiten können.

Ein im Rahmen dieser Arbeit entwickeltes Funktionsmuster wird unter Verwendung textuell beschrifteter Wegmarken und eines OCR-Algorithmus basierend auf der Bildverarbeitungsbibliothek der Entwicklungsumgebung LabVIEW nach dem Quellcode in Abbildung 5.5 realisiert.

¹²⁴ S. [Hai3]

¹²⁵ S. [Hai3]

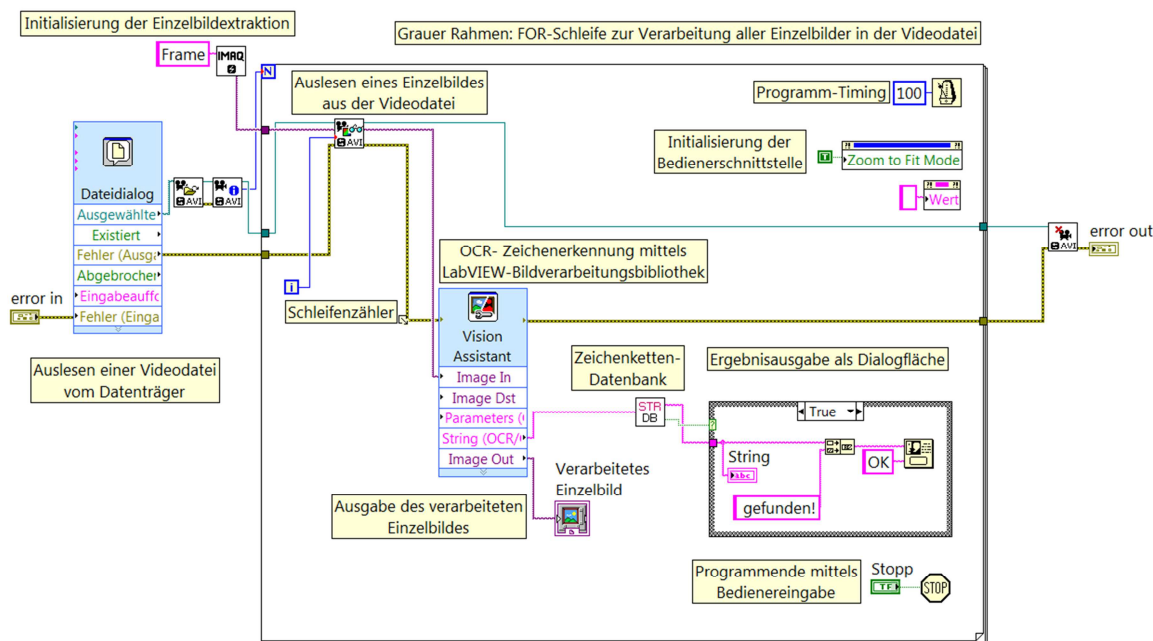


Abbildung 5.5: LabVIEW-Quellcode der realisierten Wegmarkenerkennung

Der in Abbildung 5.5 dargestellte LabVIEW-Quellcode ist von links nach rechts zu lesen und die Verknüpfungen zwischen den einzelnen Elementen sind als datenföhrnde Verbindungen unterschiedlichen Datentyps zu interpretieren. Zunächst wird eine Videodatei vom Datenträger eingelesen, aus der innerhalb einer FOR-Schleife (grauer Rahmen) iterativ Einzelbilder entnommen werden. Die Einzelbilder werden einem proprietären OCR-Algorithmus aus der LabVIEW-Bildverarbeitungsbibliothek zugeführt, sodass bei erfolgreicher Wegmarkenerkennung eine Zeichenkette (String) ausgegeben wird. Diese Zeichenkette wird mit Hilfe einer Zeichenkettendatenbank mit zuvor definierten Wegmarkenbeschriftungen verglichen. Bei positivem Vergleichsergebnis erfolgt eine Ergebnisausgabe mittels Dialogfläche.

Zur Realisierung eines definierten Leseabstandes mit dem Ziel einer genaueren Positionserkennung wird die erlaubte Größe zu erkennender Zeichen vor Ausführung des Erkennungsalgorithmus begrenzt. Somit werden Zeichen bei einem von der zu erkennenden Wegmarke zu nahen oder zu weiten Leseabstand auch bei erfolgreicher Interpretation als nicht erkannt zurückgewiesen. Die Parameter des verwendeten OCR-Algorithmus werden in Tabelle 5.3 angegeben.¹²⁶

¹²⁶ S. [Hai3]

Parameter	Wert
Helligkeitsschwellwert zur Vorder- / Hintergrundtrennung (Monochrome Aufnahme)	166 von 255
Minimale und maximale Breite zu erkennender Zeichen zur Begrenzung des Leseabstandes	5 und 14 Bildpunkte
Minimale und maximale Länge zu erkennender Zeichen zur Begrenzung des Leseabstandes	5 und 14 Bildpunkte
Minimaler Abstand zwischen zwei Zeichen	1 Bildpunkt
Anzahl verwendeter Bildmuster pro Zeichen „P“, „A“, „R“, „K“, „1“ wobei „A“ in „PARK A1“ zweifach verwendet	43, 83, 43, 42, 45 Bildmuster

Tabelle 5.3: Parameter des verwendeten OCR-Algorithmus für die Wegmarkenerkennung

Zur Validierung wird ein Testfahrzeug mit einem Frontkammeramodul (hier: Logitech C270, 1280 x 960 Bildpunkte, 30 Bilder pro Sekunde) ausgestattet und am Straßenrand eine Wegmarke mit der Parkbeschriftung „PARK A1“ angebracht. Im Rahmen einer nachträglichen Bildverarbeitung konnte sowohl bei schwachem Tageslicht als auch bei Regen an mehreren Standorten mehrfach eine Erkennung der Wegmarke in einem definierten Leseabstand validiert werden. Das dabei realisierte Konzept sowie die Erkennung aus dem Fahrzeuginneren heraus zeigen Abbildung 5.6 und 5.7.¹²⁷

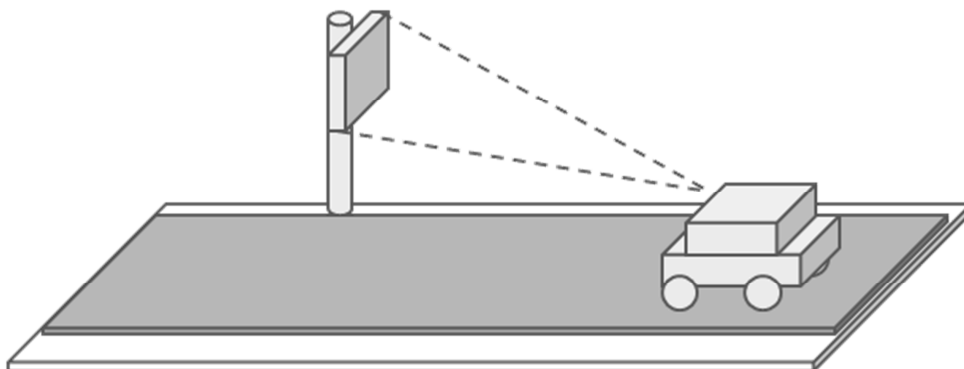


Abbildung 5.6: Konzept der Wegmarkenerkennung basierend auf Bildverarbeitung

¹²⁷ S. [Hai3]

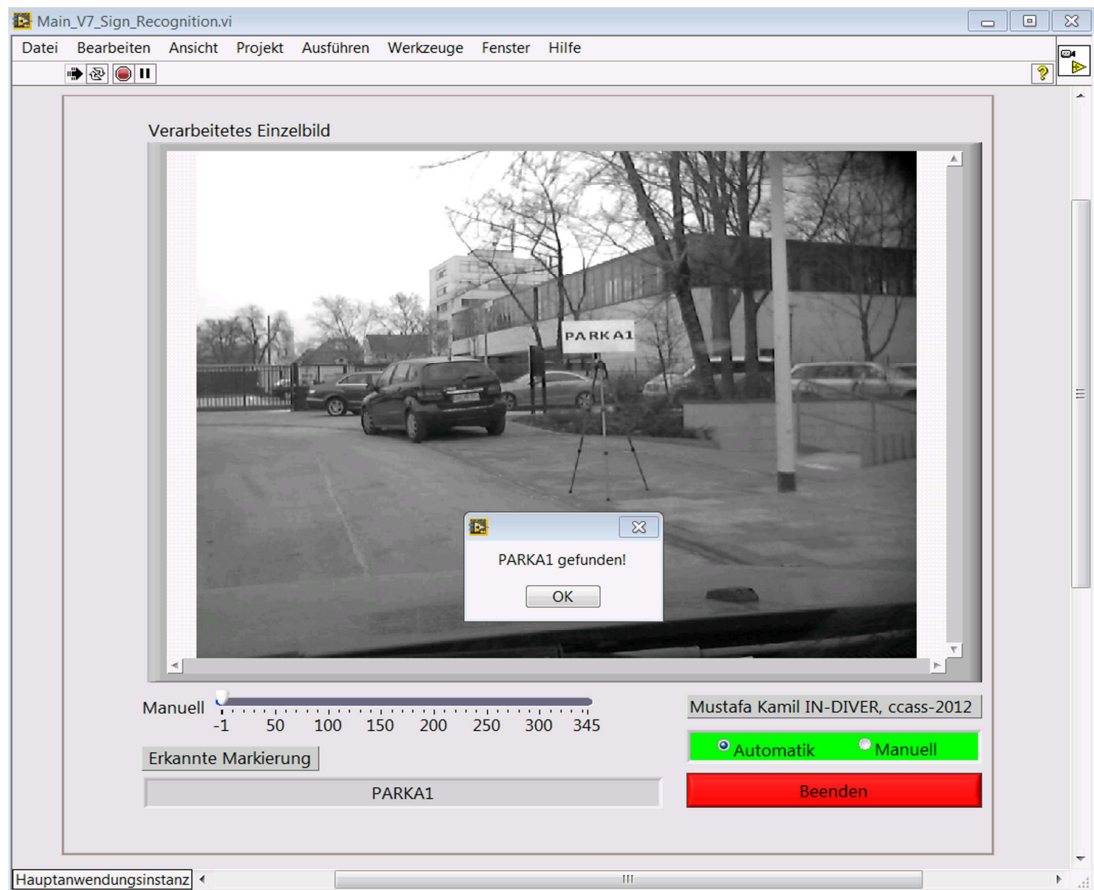


Abbildung 5.7: Beispiel einer Wegmarkenerkennung aus einem fahrzeuginternen Low-cost-Kameramodul im Rahmen einer Testfahrt

5.7.2 Positionsbestimmung durch WLAN-Fingerprinting

Nahezu abschattungsfreie Referenzsysteme können durch Nutzung elektromagnetischer Wellen realisiert werden, beispielsweise mittels WLAN-Signale. Die Nutzung dieser Technologie für die Ortung ist insbesondere für Umgebungen zweckmäßig, in denen bereits eine WLAN-Infrastruktur vorhanden ist. Da solche Infrastrukturen auch zur Bereitstellung von Netzwerk- und Internetdiensten in vielen Gebäuden weltweit vorhanden sind, können diese zur Realisierung eines Referenzsystems ohne zusätzlichen Installationsaufwand genutzt werden.

Eine weit verbreitete, da vergleichsweise zuverlässige Methode bei WLAN-basierten Ortungssystemen ist das „Fingerprinting“-Verfahren. Hierbei wird in einem separaten Arbeitsschritt die Ortung zunächst durch Anlegen einer Signalstärkedatenbank vorbereitet, die eine Zuordnung von Referenzsignalstärken zu zuvor definierten Referenzpositionen im Raum realisiert. Die Ortung selbst basiert auf der Messung von WLAN-Signalstärken in der unmittelbaren Umgebung eines zu navigierenden Objektes und

auf der Schätzung der wahrscheinlichsten Objektposition durch Vergleich der gemessenen Signalstärken mit der Position-Signalstärke-Datenbank.

Während der Datenbankerstellung und der Ortung wird eine feste Auswahl von WLAN-Antennen beibehalten, deren Geräteadressen eine eindeutige Zuordnung der gemessenen Signalstärken ermöglicht. Dabei trägt eine größere Zahl an verwendeten Antennen auch zu einer höheren Zuverlässigkeit der Positionserkennung bei. Da viele Antennen jedoch eine aufwändigere Signalverarbeitung verursachen und viele Gebäude zudem nur eine begrenzte Anzahl installierter Antennen anbieten, muss bei der Antennenwahl ein Kompromiss gefunden werden. Ein im Rahmen dieser Arbeit entwickeltes Funktionsmuster verwendet als Annäherung an eine realistische Verfügbarkeit eine Antennenanzahl von fünf.¹²⁸

Kern des Fingerprinting-Verfahrens ist die Schätzung der wahrscheinlichsten Objektposition durch Ermittlung des zu den gemessenen Signalstärken ähnlichsten, N -dimensionalen Signalstärkevektors in der Position-Signalstärke-Datenbank. Zur Ähnlichkeitsschätzung zweier Merkmalsätze bieten sich unterschiedliche Algorithmen an. Im Rahmen dieser Arbeit wird als einfacher und dennoch zielführender Algorithmus das Verfahren der „Euklidischen Distanz“ nach Gleichung 5.19 verwendet.¹²⁹

$$\epsilon_{dist} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (\underline{L}_{mess,i} - \underline{L}_{DB,i})^2} \quad (5.19)$$

Im Gegensatz zu gängigen Fingerprinting-Systemen wird im Rahmen dieser Arbeit ein modifizierter Ansatz bei der Wahl der Referenzpositionen verfolgt. Anstatt einer vollen Abdeckung des Arbeitsraumes mit einem flächendeckenden Referenzpositionsraster können nur an ausgewählten Positionen in einem jeweils endlichen Abstand voneinander Referenzpunkte definiert werden (vgl. Abbildung 5.8). Ein solches „Kontrollpunktverfahren“ hat zum einen den Vorteil, dass der mit der Erstellung der Position-Signalstärke-Datenbank verbundene Arbeitsaufwand erheblich reduziert wird. Zum anderen wird möglichen Fluktuationen der gemessenen Signalstärken entgegengewirkt, da die Referenzpositionen und damit die darin erwarteten Signalstärkemuster

¹²⁸ S. [Kam3]

¹²⁹ S. [Kam3], [Pfi1]

deutlich weiter auseinander liegen. Alle zwischen den verteilten Referenzpositionen liegenden Strecken können durch Nutzung eines Inertialsystems bestimmt werden.¹³⁰

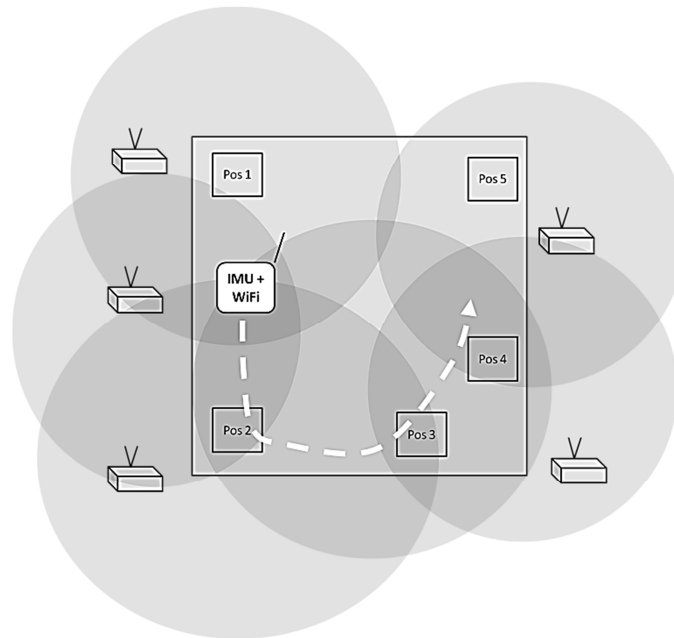


Abbildung 5.8: Beispielfigur Inertialsystem mit WiFi-Fingerprinting und Kontrollpunktverfahren

Erste Ergebnisse der Konzeptvalidierung sind in Abbildung 5.9 für einen Rundgang in einem Gebäudefoyer angegeben. Zwischen insgesamt sechs Referenzpositionen wurde jeweils ein Abstand von ca. 10 – 15 m festgesetzt. Es wurden fest installierte WLAN-Senderantennen und ein handelsüblicher WLAN-Empfänger (ein laptop-integriertes Modul) verwendet. Die in Abbildung 5.9 dargestellten Messwerte zeigen deutlich unterscheidbare Signalstärkemuster für jede der gewählten Referenzpositionen.¹³¹

Ansätze für eine Weiterentwicklung des vorgestellten Kontrollpunktverfahrens liegen vor allem in der weiteren Kompensation möglicher Signalstärkeveränderungen sowohl kurz- als auch langfristiger Natur. Hier sei vor allem auf das Potential einer Kombination mit einem Inertialsystem hingewiesen, die ein Ausschließen von Objektbewegungen bei Signalstärkefluktuationen im Stillstand erlaubt. Für die Kalman-Filterung können die Ergebnisse des Euklidischen Vergleichsalgorithmus eine im Filter verwertbare Kenngröße der Zuverlässigkeit der WLAN-basierten Positionsbestimmung liefern. Auch Regeltabellen zu nicht realistischen Positionen, zu schnellen oder unmöglichen

¹³⁰ S. [Kam3]

¹³¹ S. [Kam3]

Objektbewegungen, beispielsweise durch Gebäudemauern oder außerhalb eines Gebäudes, können bei Fluktuationsproblemen einen hilfreichen Ansatz darstellen.¹³²

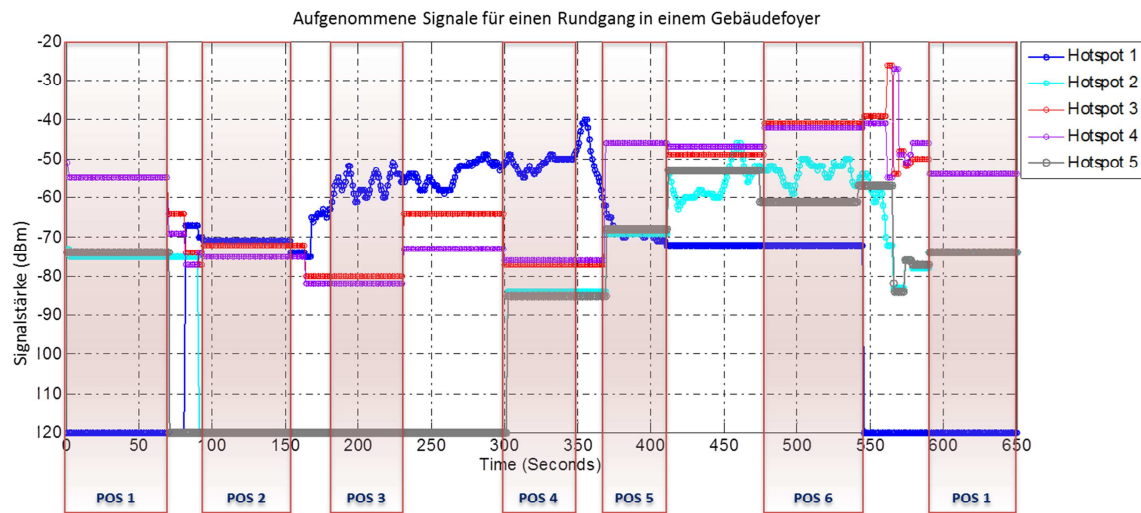


Abbildung 5.9: Von ausgewählten Antennen erfasste Signalstärken und Positionsmarkierungen

Neben der Fluktuationsproblematik ist möglichen Verlegungen und dem Austausch von Antennen, beispielsweise mit Hilfe einer Anbringung stationärer Empfangsantennen im Arbeitsraum, Rechnung zu tragen.

¹³² S. [Kam3]

6 Implementierung der Objektverfolgung

Die im folgenden Abschnitt dargestellten Methoden fassen die Vorgehensweise bei der Implementierung des vorgestellten Konzeptes der Objektverfolgung durch die Anwendung einer indirekten Kalman-Filterung, eines Inertial- und eines GPS-Referenzsystem zusammen. Die Grundlagen der Kalmanfilterung werden in Kapitel 14 diskutiert. Die gewählte Systemarchitektur richtet sich nach der in Kapitel 5.4 beschriebenen Loose-coupling-Architektur unter Zuhilfenahme eines mathematischen Modells der Inertialsystemfehlerdynamik. Zur Verbesserung der Estimationsergebnisse wird der in Kapitel 5.6 beschriebene Glättungsalgorithmus zur Erhöhung der Genauigkeit im Falle eines oder mehrerer Referenzausfälle angewandt.

6.1 Initialisierung

Die Bewegungsgrößen der Objektverfolgung werden zur Initialisierung der Bewegungsdifferentialgleichungen des Inertialsystems im Sinne einer Koppelnavigation zu bekannten Anfangswerten gewählt. Dabei wird von einem zum Anfang der Messung ruhend stehenden Objekt ausgegangen, sodass sich die Anfangsgeschwindigkeiten in allen drei Dimensionen zu Null ergeben. Die Initialisierung der Position erfolgt aus den am Anfang der Messung gelieferten GPS-Koordinaten.

Die horizontalen Lagekomponenten des Inertialsystems werden im Stillstand über einen Neigungsalgorithmus bestimmt. Hierbei werden über fünf Sekunden arithmetisch gemittelte Messwerte der Beschleunigungssensoren aufgrund der auf sie einwirkenden Schwerebeschleunigung zur Berechnung der ersten beiden Eulerwinkel (Roll, Pitch, vgl. Anhang, Kapitel 13.1) nach den Gleichungen 6.1 und 6.2 herangezogen.¹³³

$$\phi = \tan^{-1} \left(\frac{\bar{a}_y^b}{\sqrt{(\bar{a}_x^b)^2 + (\bar{a}_z^b)^2}} \right) \quad (6.1)$$

¹³³ S. [Gro1], [Stm1], [Wen1]

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\bar{a}_x^b}{\sqrt{(\bar{a}_y^b)^2 + (\bar{a}_z^b)^2}} \right) \quad (6.2)$$

Der dritte Winkel kann, wie in Kapitel 2.2.3 beschrieben, auf unterschiedliche Weise ermittelt werden und wird hier aufgrund der fehlenden Möglichkeit einer Nordsuche und der leichten Störbarkeit von Magnetfeldsensoren anhand eines Abgleichs mit einer Geländekarte manuell vorgegeben. Gleichermaßen bietet sich allerdings auch die Verwendung der ersten Positionsmessungen des Referenzsystems zur Bestimmung der initialen Ausrichtung an. Da sich hier allerdings die Positionsfehler des Referenzsystems unmittelbar auf die Ausrichtungsinformation auswirken können, wird dieser Ansatz in der vorliegenden Arbeit aufgrund der geringen Güte des verwendeten Referenzsystems nicht herangezogen. Schließlich werden aus den drei initialen Eulerwinkeln nach den Gleichungen 6.3 – 6.6 die initialen Quaternionen bestimmt, welche im Rahmen der Signalverarbeitung des Inertialsystems über die Zeit propagiert werden.¹³⁴

$$\underline{q}_{k,1} = \cos \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} \quad (6.3)$$

$$\underline{q}_{k,2} = \sin \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} - \cos \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} \quad (6.4)$$

$$\underline{q}_{k,3} = \cos \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} + \sin \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} \quad (6.5)$$

$$\underline{q}_{k,4} = \cos \frac{\phi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\psi}{2} - \sin \frac{\phi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\psi}{2} \quad (6.6)$$

¹³⁴ S. [Gro1], [Phi1], [Tit1], [Wen1], [Wec1]

6.2 Signalverarbeitung des Inertialsystems

Ausgehend von den Messwerten der Beschleunigungs- und Drehratensensoren wird im Rahmen der Signalverarbeitung des Inertialsystems die Berechnung der Position, der Geschwindigkeit und der Orientierungswinkel realisiert. Hierzu ist zunächst eine Signalkonditionierung notwendig, bei der eine Einheitenanpassung des gegebenen Sensordatenformats (mg und Grad/s) in die vom Navigationsalgorithmus erwarteten Einheiten (m/s^2 und rad/s) sowie gegebenenfalls eine Kalibrierung der Messwerte stattfinden. Die Kalibrierung der Beschleunigungssensoren erfolgt unter Anwendung der „Methode der kleinsten Quadrate“ durch Messung der Schwerebeschleunigung an sechs verschiedenen Referenzlagen des Inertialsystems. Auf eine Kalibrierung der Drehratensensoren wird aufgrund des erheblichen Geräteaufwandes, der in der praktischen Anwendung nicht als stets realisierbar angenommen werden kann, zunächst verzichtet. Da eine individuelle Kalibrierung der Drehratensensoren vor der Anwendung zur Genauigkeitsverbesserung speziell im Falle eines Referenzausfalls beitragen kann, sollte diese Möglichkeit jedoch nicht ausgeschlossen werden. Für die Drehratensensoren wird im Rahmen dieser Arbeit am Anfang jeder Messung auf eine Offsetkompensation auf Grundlage ihrer Messwerte im Stillstand zurückgegriffen.¹³⁵

Die Berechnung der Orientierungswinkel, Geschwindigkeiten und Position erfolgt mit Hilfe der Bewegungsdifferentialgleichungen 2.13 – 2.16 und 2.31 – 2.34 anhand einer numerischen Integration (hier: Trapezregel). Die Beschleunigungs- und Drehratenmesswerte sind dabei vor Anwendung in den Differentialgleichungen jeweils um die Kompensation der durch das Kalman-Filter geschätzten Biasfehler zu erweitern.

6.3 Signalverarbeitung des GPS-Referenzsystems

Ausgangspunkt der GPS-Signalverarbeitung sind die vom GPS-Empfänger bereitgestellten Pakete im NMEA-0183-Format. Low-cost-GPS-Empfänger liefern handelsüblich fünf Pakettypen, GGA, GSA, GSV, RMC, VTG.

Für die Anwendung als Positionsreferenz werden die GGA-Pakete herangezogen. Sie enthalten eine Reihe von Informationen, von denen für den Navigationsalgorithmus vor allem die drei Positionskoordinaten und die Anzahl der sichtbaren Navigationssatelliten relevant sind. Diese sind im Wesentlichen an den gleichen Stellen des GGA-Paketes zu finden, sodass sie automatisiert verarbeitet werden können. Da das NMEA-

¹³⁵ S. [Hai1], [Stm1]

Format für die Breiten- und Längengradkoordinaten eine Unterteilung eines Grades in 60 min und 3600 s vorsieht, muss nach den Gleichungen 6.7 und 6.8 eine Transformation in ein rationales Format erfolgen.¹³⁶

$$\varphi_{grad,rational} = \varphi_{nmea,grad} + \frac{\varphi_{nmea,min}}{60} \frac{\varphi_{nmea,sec}}{3600} \quad (6.7)$$

$$\lambda_{grad,rational} = \lambda_{nmea,grad} + \frac{\lambda_{nmea,min}}{60} \frac{\lambda_{nmea,sec}}{3600} \quad (6.8)$$

Mit den ermittelten Positionskordinaten wird anhand der GPS-Abtastzeit ein dreidimensionaler Geschwindigkeitsvektor nach den Gleichung 6.9 – 6.11 propagiert. Im Falle eines Ausfalls der GPS-Positionsinformation werden bei der Bestimmung der Referenzgeschwindigkeiten die jeweils zuletzt verfügbaren Geschwindigkeiten des Referenzsystems über das gesamte Ausfallintervall beibehalten.¹³⁷

$$v_{n,ref} = \frac{(\varphi_{ref,k} - \varphi_{ref,k-1}) \cdot (R_n - h_{ref,k})}{T_{ref}} \quad (6.9)$$

$$v_{e,ref} = \frac{(\lambda_{ref,k} - \lambda_{ref,k-1}) \cdot (R_e - h_{ref,k}) \cdot \cos \varphi_{ref,k}}{T_{ref}} \quad (6.10)$$

$$v_{d,ref} = \frac{(h_{ref,k} - h_{ref,k-1})}{T_{ref}} \quad (6.11)$$

6.4 Fahrtvibrationen

Die Vibrationen, die beim zur Validierung des Navigationsalgorithmus verwendeten Testfahrzeug durch den Motorbetrieb und den Straßenkontakt entstehen, werden wie die eigentlich zu messenden Objektbeschleunigungen und Drehraten durch die Inerti-

¹³⁶ S. [Ar1]

¹³⁷ S. [Gro1], [Nim1], [Tit1], [Wen1]

aleinheit erfasst. Ihr Anteil überlagert die restlichen Sensorsignale rauschartig und wird daher vor der Signalverarbeitung anhand einer Butterworth-Tiefpassfilterung 2. Ordnung mit einer Grenzfrequenz von 3 Hz entfernt. Damit wird auch erreicht, dass hochfrequente Beschleunigungen und Drehraten beliebiger Quellen nicht in die Signalverarbeitung eingehen können. Die Übertragungsfunktion der Butterworth-Tiefpassfilterung wird mit dem MATLAB-Befehl „[B,A]=butter(2,3/50)“ ermittelt und in Gleichung 6.12 angegeben. Der erste Parameter kennzeichnet die Ordnung 2 und der zweite Parameter die auf die halbe Abtastfrequenz des Inertialsystems (100 Hz) normierten Grenzfrequenz.

$$G_{TP}(s) = \frac{0,0078 s^2 + 0,0156 s + 0,0078}{s^2 - 1,7347 s + 0,7660} \quad (6.12)$$

6.5 Kalman-Filterung

Kern des Navigationsalgorithmus ist ein indirekt formuliertes Kalman-Filter, dessen Aufgabe gemäß Loose-coupling-Architektur die Schätzung der Fehler der Bewegungsgrößen sowie der Biase des Inertialsystems auf Basis der Messwerte des GPS-Referenzsystems darstellt.¹³⁸

Die Ausführungsfrequenz des Filters wird an die Abtastfrequenz des Referenzsystems angepasst, während die zwischen zwei Referenzmessungen anfallenden Bewegungsgrößen auf den zuletzt anfallenden Schätzungen des Filters basierend anhand des Inertialsystems bestimmt werden. Die Ausführung des Filters erfolgt dabei stets in gleichbleibender Frequenz, unabhängig davon, ob die Referenzmesswerte geliefert werden oder es zu einem Referenzausfall kommt. Allerdings werden die Parameter des Filters in Abhängigkeit von der Verfügbarkeit der Referenzmesswerte anhand der Anzahl sichtbarer Navigationssatelliten variiert.

Im Falle eines Referenzausfalls werden die letzten verfügbaren Positionskordinaten und Geschwindigkeiten des Referenzsystems über das Ausfallintervall in der Filterung beibehalten, um den Anstieg der Inertialsystemfehler zu verlangsamen. Die Gewichtung des Filters wird durch Variation der Filterparameter je nach Verfügbarkeit von Referenzmesswerten zugunsten des Referenz- oder des Inertialsystems verschoben.

¹³⁸ S. [Hai1], [Hid1], [Lof1], [May1], [Tit1], [Wal1], [Wen1]

Durch Vergrößerung der Vorhersagekovarianzen, bei Betrachtung der horizontalen Positionsfehler beispielsweise zu $\mathbf{P}_{k,(\Delta\varphi,\Delta\lambda)}^- = \mathbf{I}$, wird nach Wiederverfügbarkeit des Referenzsystems eine schnelle Anpassung der Trajektorie an die Referenzroute erreicht.

Vor der Berechnung der Filtervorhersage wird für jede Filteriteration die Systemmatrix nach dem Fehlermodell in Gleichung 5.4 unter Zuhilfenahme jeweils aktuell verfügbarer Bewegungsgrößen bestimmt. Anschließend werden vor der Korrektur der Vorhersage jeweils aktuell der Beobachtungsvektor als Differenzvektor zwischen den GPS- und Inertialsystempositionen sowie der GPS- und Inertialsystemgeschwindigkeiten und die Beobachtungsmatrix mit den Skalierungstermen nach Gleichung 5.8 ermittelt. Die Biase der Beschleunigungs- und Drehratensensoren werden nach den Gleichungen 6.13 und 6.14 als Gauß-Markov-Prozesse 1. Ordnung mit den Korrelationszeiten 0.2548 s, 0.8459 s und 1.0284 s für die Beschleunigungssensoren sowie 0.75 s, 0.75 s und 0.75 s für die Drehratensensoren modelliert und sind ebenfalls Teil der Systemmatrix. Die Korrelationszeiten wurden im Sinne der Filterstabilität nach dem gleichen Ansatz, wie die in Tabelle 6.1 angegebenen Filterparameter, empirisch ermittelt.¹³⁹

$$\underline{b}_{a,k+1} = -\frac{1}{\underline{\tau}_a} \underline{b}_{a,k} + \underline{n}_{b,a,k} \quad (6.13)$$

$$\underline{b}_{\omega,k+1} = -\frac{1}{\underline{\tau}_\omega} \underline{b}_{\omega,k} + \underline{n}_{b,\omega,k} \quad (6.14)$$

Nach Ausführung jeder Filteriteration stehen die optimal geschätzten Fehler des Inertialsystems sowie die Biase der Beschleunigungs- und Drehratensensoren zu Verfügung. Sie werden anschließend unmittelbar in der Signalverarbeitung des Inertialsystems verwertet, sodass hiermit die optimal korrigierten Bewegungsgrößen bestimmt werden können. Nach der Fehlerkompensation wird der Zustandsvektor des Filters zu einem Nullvektor zurückgesetzt.

6.6 Bestimmung der Filterparameter

Die Bestimmung der Kovarianzen der Systemunsicherheit und der Beobachtungen des Referenzsystems erfolgt empirisch mit dem Ziel der Stabilisierung des Filters spe-

¹³⁹ S. [Kam1], [Lof1], [May1] [Wal1], [Wen1]

ziell innerhalb von Referenzausfällen. Dabei ist es für die Realisierung des Navigationsalgorithmus weniger von Bedeutung, realistische Werte für die Kovarianzen der einzelnen Komponenten des Zustands- und des Beobachtungsvektors zu finden, sondern vielmehr die numerische Stabilität der Filterung sicherzustellen.

Verhältnismäßig werden die Kovarianzen der Systemunsicherheit bei Verfügbarkeit von Referenzmessungen groß und bei Referenzausfällen klein gewählt. Entsprechend sind die Beobachtungskovarianzen bei Verfügbarkeit der Referenzmessungen klein und bei Referenzausfällen groß. Ist ein Bereich gefunden, bei dem die Filterung trotz Referenzausfällen über einen ausreichend langen Zeitraum stabil arbeitet, kann eine Parameteroptimierung durch Beobachtung der Positionsfehler bei Referenzausfall durch eine Minimierungsfunktion erreicht werden. Die im Rahmen dieser Arbeit gewählten Filterparameter werden in Tabelle 6.1 angegeben.¹⁴⁰

Q	R
$Q_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{für alle } i \neq j \\ 1e6 & \text{für alle } i = j; 1 \leq i, j \leq 3 \\ 1e3 & \text{für alle } i = j; 4 \leq i, j \leq 6 \\ 1e2 & \text{für alle } i = j; 7 \leq i, j \leq 12 \end{cases}$	$R_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{für alle } i \neq j \\ 1e2 & \text{für alle } i = j \end{cases}$

Tabelle 6.1: Kovarianzen der Systemunsicherheit und der Beobachtungen des Referenzsystems als Initialparameter der Kalmanfilterung

6.7 Glättung

Die Glättung der Estimationsergebnisse erfolgt nach dem unter Kapitel 5.6 dargestellten Konzept unter Anwendung eines zweiten Kalman-Filters mit den gleichen Datensätzen und anschließender, optimaler linearer Kombination der aus beiden Filtern resultierenden Bewegungsgrößen. Die Architektur des zweiten Filters ist identisch mit der des ersten, es können daher die gleichen Systemmatrizen und Filterparameter angewandt werden. Im Vergleich zum ersten Filter werden allerdings der Zeitvektor umgekehrt und die Drehratensignale mit invertiertem Vorzeichen behandelt sowie die Bewegungsgrößen für die Signalverarbeitung des Inertialsystems mit den zuletzt berechneten Bewegungsgrößen des ersten Navigationsalgorithmus initialisiert. Die optimale Kombination der Estimationsergebnisse beider Filter erfolgt für jedes Ausfallin-

¹⁴⁰ S. [Kam1]

tervall separat mit zeitlicher Steuerung der Gewichtung nach den Gleichungen 5.13 - 5.18.¹⁴¹

¹⁴¹ S. [Kam1]

7 Validierung der Objektverfolgung

7.1 Definition der Testbedingungen

Die für die Validierung der vorgestellten Konzepte verwendeten Testbedingungen und Methoden sollen nachfolgend detailliert dargestellt werden. Anschließend werden die durchgeführten Versuchsreihen beschrieben und die Ergebnisse angegeben.

Als im Rahmen dieser Arbeit zu navigierend definiertes Objekt wurde ein Standard-Personenkraftfahrzeug mit serienmäßiger Motorisierung gewählt. Das Fahrzeug wurde im Rahmen der Validierungsversuche auf verschiedenen Testrouten bei einer mittleren Geschwindigkeit von etwa 30 km/h bewegt. Die auf das Fahrzeug wirkenden Drehraten und Beschleunigungen wurden mit Hilfe einer Inertialeinheit und seine absoluten Positionen über einen Low-cost-GPS-Empfänger erfasst.¹⁴²

Zur Validierung der Stabilität und Zuverlässigkeit der Signalverarbeitung wurde die Entscheidung bewusst zu Gunsten realer Testfahrten (Real-World-Experiment) getroffen. Dadurch sollte sichergestellt werden, dass die verwendeten Inertialsensoren von realistischen Fahrtbedingungen, vor allem Fahrtvibrationen, Start- und Stoppbewegungen und von realistisch skalierten Beschleunigungen und Drehraten beansprucht werden. Zudem sollten das reale Verhalten der verwendeten Sensoren wie auch die Leistungsfähigkeit des GPS-Referenzsystems unter möglichst authentischen Bedingungen validiert werden.¹⁴³

Die Testrouten wurden so festgelegt, dass sie bezüglich Routenlänge, Kurvenrichtungen sowie Anzahl und Reihenfolge der Kurven variierten. Darunter befanden sich Routen mit vornehmlich gerader Fahrtlinie, solche mit einer Links- oder einer Rechtskurve und solche mit jeweils zwei aufeinander folgenden Links- beziehungsweise Rechtskurven. Die Routenlängen variierten zwischen ca. 360 und 500 m. Es handelte sich sowohl um verkehrsarme als auch um dicht befahrene Routen, die ein höher frequentiertes Anhalten und Anfahren erforderten. Die Fahrzeiten lagen zwischen ca. 70 bis 80 s. Eine Übersicht der gewählten Testrouten befindet sich in Tabelle 7.1.¹⁴⁴

Jede der definierten Testrouten wurde unter exakt gleichbleibenden Bedingungen und verwendeten Sensoren insgesamt zweimal durchfahren und anschließend eine der

¹⁴² S. [Kam1]

¹⁴³ S. [Kam1]

¹⁴⁴ S. [Kam1]

Testrouten mit gleich arbeitenden aber abweichender Inertialeinheit und abweichendem GPS-Empfänger zweimal wiederholt.¹⁴⁵

Route	Routen-Länge (Mw.)	Routen-Fahrzeit (Mw.)	Anzahl Rechtskurven	Anzahl Linkskurven	Routentyp
1	416 m	78,5 sec	0	0	Gerade Fahrt
2	420 m	69,3 sec	0	1	Linkskurve
3	366 m	69,1 sec	1	0	Rechtskurve
4	501 m	78,7 sec	2	0	Links-Kehrtwende
5	500 m	73 sec	0	2	Rechts-Kehrtwende

Tabelle 7.1: Übersicht der für die Systemvalidierung gewählten Testrouten

Im Rahmen einer nachträglichen Signalverarbeitung wurden die erfassten Daten zunächst für die Validierung des GPS-Referenzsystems und für die Validierung des Inertialsystems im jeweiligen Alleinbetrieb verwendet. Anschließend wurden dieselben Datensätze zuerst in unveränderter Form, dann mit einem darin simulierten GPS-Signalverlust verarbeitet. Die Ergebnisse wurden jeweils bezüglich ihrer Logik (Vergleich mit erwarteten Ergebnissen und Sensorspezifikationen), numerischer Stabilität und Fehlerverhalten, speziell während möglicher GPS-Signalverluste, untersucht.¹⁴⁶

Die Hardwarekonfiguration während der durchgeführten Versuchsreihen wurde stets gleich gehalten. Lediglich im Rahmen der Validierung der Übertragbarkeit der vorgestellten Konzepte auf eine beliebige Hardware der gleichen Technologie wurden die verwendete Inertialeinheit und der GPS-Empfänger durch eine integrierte Plattform ersetzt. Das körperfeste Koordinatensystem der Inertialeinheit wurde in beiden Fällen so definiert, dass es in der Initillage mit dem Navigationskoordinatensystem des Testfahrzeugs zusammenfiel. Damit konnten die Definitionen der Achsen der Messeinheit sowie der Achsen des Testfahrzeugs als identisch angenommen werden. Hierbei zeigten die x-Achse zur Fahrzeugvorderseite und die y-Achse nach rechts, während die z-

¹⁴⁵ S. [Kam1]

¹⁴⁶ S. [Kam1]

Achse das kartesische Koordinatensystem nach unten vervollständigte. Eine Darstellung der gewählten Hardwarekonfiguration ist in Abbildung 7.1 angegeben.¹⁴⁷

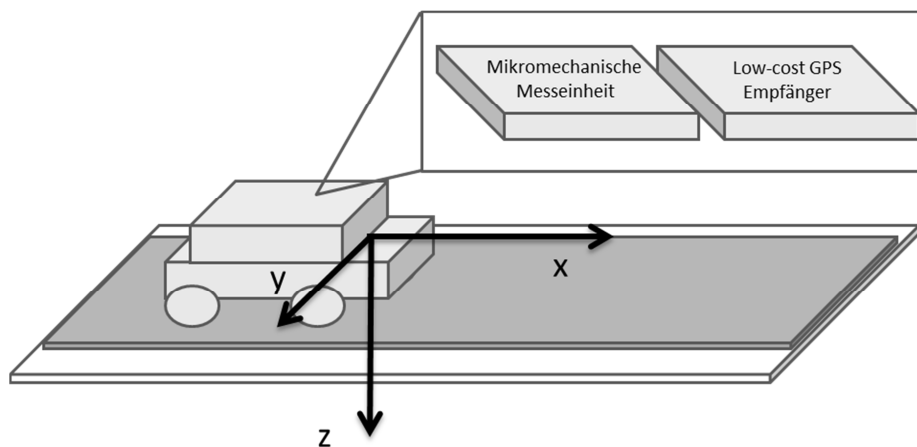


Abbildung 7.1: Hardwarekonfiguration, Links: Testfahrzeug mit körperfestem Koordinatensystem, Mitte: Low-cost-GPS-Empfänger, Rechts: Mikromechanische Messeinheit mit 9 DoF und 32-Bit μ Controller

Die Datenerfassung erfolgte in allen Testreihen ohne Verarbeitung im Rohformat über eine direkte Kabelverbindung bei einer Abtastzeit von 10 ms für das Inertialsystem und 1 s für den GPS-Empfänger. Die Verifikation der drahtlosen Datenübertragung an einen Navigationscomputer wurde separat durchgeführt und ist nicht Teil der nachfolgenden Betrachtungen. Die verwendeten Geräte sind für die regulären Testreihen in Abbildung 7.2 und als integrierte Hardwarelösung in Abbildung 7.3 dargestellt.¹⁴⁸

7.2 Validierung des Referenzsystems

Im folgenden Abschnitt soll die Validierung des GPS-Referenzsystems dargestellt werden. Dabei soll vor allem die laut Literatur bekannte Genauigkeit der Ortung von maximal 12 m Umkreis und von 5 x 2,5 m Fehlerellipse bei Nutzung der geostationären Korrektur evaluiert werden.

Zur Validierung des GPS-Referenzsystems wurden die erfassten NMEA-Daten mit Hilfe eines Datenfilters in die Fahrzeugkoordinaten auf den Testrouten 1 – 5 gewandelt. Eine Testfahrt wurde nur begonnen, wenn der GPS-Empfänger den gesamten Almannach-Datensatz geladen hatte und eine zuverlässige Sicht zu mindestens vier Satelliten

¹⁴⁷ S. [Kam1]

¹⁴⁸ S. [Kam1]

ten bestand. Die Koordinaten wurden anschließend in eine Kartenprojektion gebracht, um mit Hilfe eines auf den Kartenmaßstab abgeglichenen Bildschirmlineals die zur realen Fahrtroute auftretenden Positionsfehler zu bestimmen.

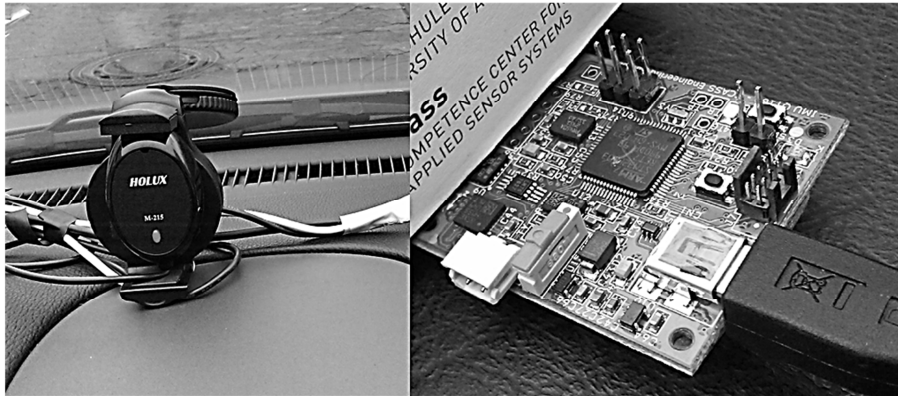


Abbildung 7.2: Testhardware, Links: Low-cost-GPS-Empfänger, Rechts: Mikromechanische Messeinheit CCASS IMU 100

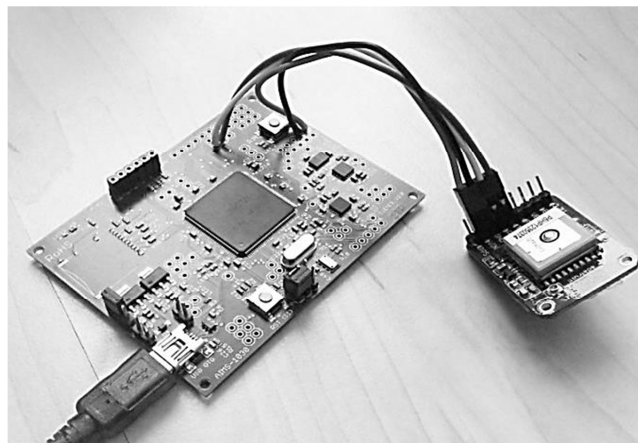


Abbildung 7.3: Testhardware, Mikromechanische Messeinheit CCASS IMU 500 und Low-cost-GPS-Chip

Bei der Fehlerbestimmung wurde ausgenutzt, dass das Fahrzeug während der Versuchsreihen auf den Testrouten stets rechtsbündig fuhr, sodass die Fehlerbestimmung zu dieser Fahrtlinie stattfinden konnte. Die Fehlerbestimmung wurde abhängig von der realen Fahrzeit an sieben bis zehn Wegmarken wiederholt, wobei zwischen den Wegmarken jeweils eine Fahrzeit von ca. 10 s festgesetzt wurde. Die Validierung wurde an den definierten Testrouten insgesamt zweimal wiederholt. Die Vorgehensweise bei der Fehlerbestimmung zeigt Abbildung 7.4, während die Ergebnisse der Validierung in Tabelle 7.2 zusammengefasst werden.

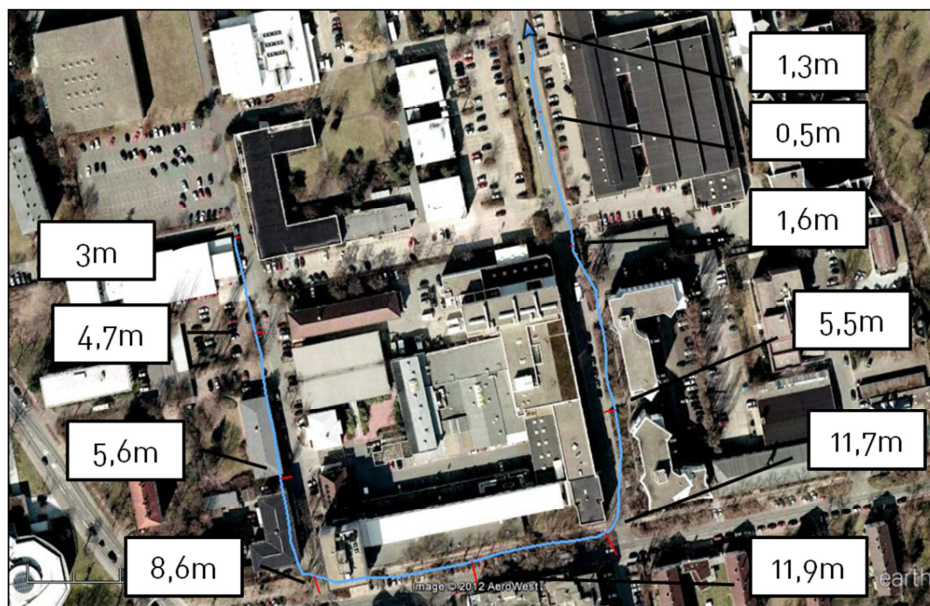


Abbildung 7.4: Vorgehensweise der Fehlerbestimmung zur Referenzsystemvalidierung, Blau: Aus den GPS-Koordinaten ermittelte Route, Rot: Zur realen Route gemessene Fehlerstrecke
(Kartenmaterial: Google Inc.)

Route	Länge (m)	Dauer (min)	Versuch	0sec (m)	10sec (m)	20sec (m)	30sec (m)	40sec (m)	50sec (m)	60sec (m)	70sec (m)	80sec (m)	90sec (m)
1	406	01:53	1	1,2	0,6	0,1	0,1	1,5	3,9	3,6	5,8	1,3	-
1	421	01:21	2	0,1	1,7	0,1	0,1	2	0,1	4,9	5	-	-
2	412	01:30	1	0,1	0,1	0,4	1,5	0,6	1,9	1,2	1,4	-	-
2	430	01:31	2	5,4	3,8	7,7	8	0,1	0,1	2,5	3,6	-	-
3	368	02:26	1	1,9	6,9	6,3	3,6	3,8	8,5	5,2	-	-	-
3	358	01:31	2	8,7	3	0,2	2,2	0,7	2,3	3,9	-	-	-
4	502	01:47	1	6,6	2,9	2,7	1,3	3,4	6,4	1,9	4	1,4	-
4	499	01:28	2	3,5	0,7	0,1	7	8,6	5,5	5,8	0,1	-	-
5	558	01:48	1	3	4,7	5,6	8,6	11,9	11,7	5,5	1,6	0,5	1,3
5	562	01:49	2	3	1,2	0,1	0,1	9,1	8,3	3,5	10,6	0,7	0,3

Tabelle 7.2: Ergebnisse der Referenzsystemvalidierung für die Testrouten 1 – 5, angegeben sind die absoluten Fehler

Die Ergebnisse der GPS-Validierung zeigen eine Verteilung der Positionsfehler auf einem Intervall zwischen 0,1 und 11,9 m. Dies trifft mit den in der Literatur gestellten

Erwartungen überein. Auffällig ist jedoch die Häufigkeit der Positionsfehler, die unter 5 m liegt (mittlerer Fehler bei 3,34 m). Diese kann im Wesentlichen auf die Möglichkeit der geostationären Korrektur zurückgeführt werden. Da die dafür zur Verfügung stehenden Satelliten in mittleren Breiten für die GPS-Empfänger jedoch nur knapp über dem südlichen Horizont sichtbar sind, ist stets eine ideale Sicht nach Süden notwendig. Wird diese unterbrochen, beispielsweise durch umliegende Gebäude (vgl. unterer Abschnitt in Abbildung 7.4), kann der Dienst nicht verwendet und mit der normalen Ungenauigkeit des GPS-Systems gerechnet werden.

7.3 Validierung des Inertialsystems

Die Validierung des Inertialsystems erfolgte analog zum GPS-Referenzsystem über eine verarbeitungsfreie Erfassung der inertialen Messwerte. Im Rahmen einer anschließenden Signalverarbeitung wurde das Inertialsystem durch Kompensation der Schwerebeschleunigung und durch numerische Integration der Beschleunigungs- und Drehratensignale vervollständigt.

Die Kompensation der Schwerebeschleunigung erfolgte unter Anwendung der aus initialen und den Drehratensignalen fortgeführten Objektlage durch Transformation der im körperfesten Koordinatensystem gelieferten Beschleunigungen in das Navigationssystem. Die Schwerebeschleunigung ergab sich hierdurch ausschließlich auf der vertikalen Achse des Navigationssystems und konnte durch eine Vektoraddition von den dynamischen Anteilen des Beschleunigungssignals getrennt werden.

Die dynamischen Beschleunigungen im Navigationskoordinatensystem wurden durch eine numerische Integration unter Anwendung der Trapezregel in Geschwindigkeiten und Positionskoordinaten weiterverarbeitet. Im Rahmen dieses Validierungsschrittes wurde hiermit ein reines Inertialsystem ohne Stützung und ohne Sensordatenfusion realisiert.

Auf den Testrouten wurden die inertialen Messdaten jeweils dreifach redundant aufgenommen, sodass nach zweifachen Testfahrten eine sechsfache Ausführung der inertialen Messdaten zur Verfügung stand. Aufgrund des erwarteten, schnellen Fehleranstiegs wurde auf eine Fehlerbestimmung innerhalb der Testroute verzichtet und der Positionsfehler am Ende der Testfahrt im Vergleich zur tatsächlichen finalen Position durch Anwendung eines an den Kartenmaßstab angepassten Bildschirmlineals ermittelt. Die Vorgehensweise bei der Fehlerbestimmung zeigt Abbildung 7.5. Die Ergebnisse der Validierung des Inertialsystems werden in Tabelle 7.3 angegeben.

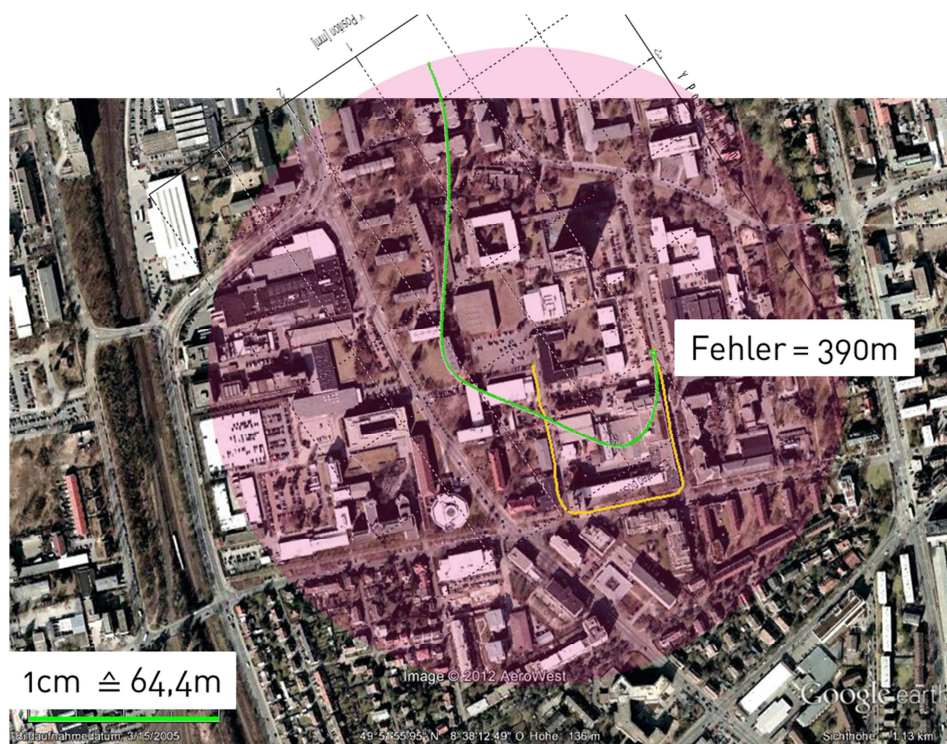


Abbildung 7.5: Vorgehensweise der Fehlerbestimmung zur Inertialsystemvalidierung, Gelb: Aus den GPS-Koordinaten ermittelte Route, Grün: Inertialsystemroute, Rosa: Fehlerkreis
(Kartenmaterial: Google Inc.)

Route	Mittlere Länge (m)	Mittlere Dauer (sec)	Fehler Versuch 1	Fehler Versuch 2	Fehler Versuch 3	Fehler Versuch 4	Fehler Versuch 5	Fehler Versuch 6	Mittlerer Fehler
1	416	78,5	435,1 m	419,4 m	296 m	261 m	242 m	244 m	316,25 m
2	420	69,3	73 m	365 m	373 m	149 m	361 m	336 m	276,17 m
3	366	69,1	366 m	319 m	405 m	291 m	241 m	322 m	324 m
4	501	78,7	223 m	483 m	505 m	218 m	237 m	390 m	342,7 m
5	561	90,5	414 m	715 m	1022 m	492 m	616 m	741 m	666,7 m

Tabelle 7.3: Ergebnisse der Inertialsystemvalidierung ohne Filterung für die Testrouten 1 – 5,
Mittlere Spalten: Absolute Fehler, Rechte Spalten: Arithmetischen Mittelwerte

Die in Tabelle 7.3 angegebenen Fehler der finalen Position lassen eine starke Streuung erkennen und daher eine nur geringe Sicherheit für eine Genauigkeitsaussage zu. Die Werte bestätigen die aus der Literatur bekannte Kurzzeitstabilität mikromechanischer Inertialsysteme jedoch klar. Mit fortschreitender Messdauer ist bei einem zum Anfang

der Messung als Null angenommenen Positionsfehler ein starkes Anwachsen ohne klare Begrenzung zu erkennen. Dies kann im Wesentlichen auf die hier nicht korrigierten, sich stochastisch verhaltenden Sensordriften der Beschleunigungs- und Drehratensensoren zurückgeführt werden

7.4 Validierung des vorgestellten Konzeptes zur Objektverfolgung

Der letzte Schritt der Systemvalidierung umfasst die in Kapitel 5 beschriebene, aus einem Inertial- und einem GPS-Referenzsystem bestehende Objektverfolgung. Die im Rahmen der Einzelsystemvalidierung aufgenommenen Messdaten wurden in diesem Schritt unter Nutzung des vorgestellten Navigationsalgorithmus erneut verwendet. Anschließend wurden die Ergebnisse des Navigationsalgorithmus mit dem Glättungsalgorithmus nach dem in Kapitel 5.6 vorgestellten Konzept zwecks Verbesserung der Estimationsergebnisse verarbeitet.¹⁴⁹

Trotz der ständigen Verfügbarkeit des GPS-Referenzsystems sollte das Systemverhalten im Falle eines Referenzausfalls durch Annahme einer zu geringen Anzahl sichtbarer Satelliten validiert werden. Hierfür wurden der Navigationsalgorithmus und das Glättungsfilter mit einem simulierten Referenzausfall innerhalb des aufgenommenen Datensatzes validiert.¹⁵⁰

Die Referenzausfälle wurden zu einer Dauer von maximal 30 s in Anlehnung an ein in dicht bebauter Umgebung zu erwartendes Ausfallintervall gewählt. Begonnen wurde die Ausfallszeit jeweils 40 s nach Beginn der Objektbewegung. Es sollte gezeigt werden, dass die entwickelten Algorithmen in der Lage sind, Referenzausfälle ohne wesentliche Verluste an Genauigkeit oder an numerischer Stabilität zu verarbeiten.¹⁵¹

Die Fehlerbestimmung erfolgte schließlich im Rahmen der Signalverarbeitung durch Vergleich der Positionskoordinaten mit den Koordinaten der GPS-Referenz, wobei die Differenzen anschließend einer Transformation ins metrische Positionsformat unterzogen wurden. Die Ergebnisse der Validierung der Sensordatenfusion werden für drei Testrouten beispielhaft in den Abbildungen 7.6 – 7.11 dargestellt und die Ergebnisse der Fehlerbestimmung in Tabelle 7.4 angegeben.¹⁵²

¹⁴⁹ S. [Kam1]

¹⁵⁰ S. [Kam1]

¹⁵¹ S. [Kam1]

¹⁵² S. [Kam1]

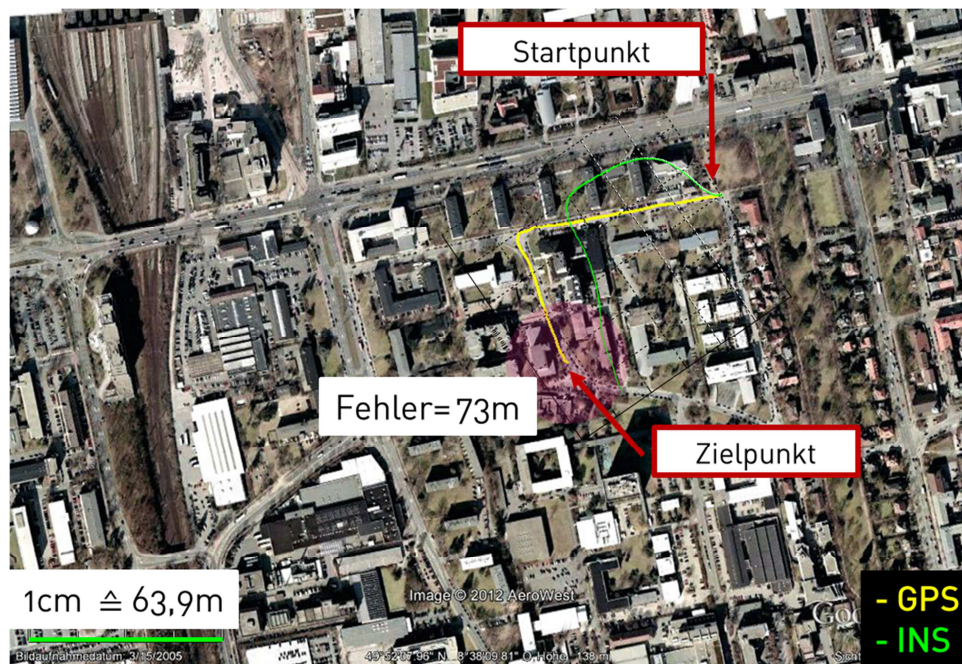


Abbildung 7.6 Unabhängige GPS und INS Messungen, kein Ausfall der GPS-Positionsinformation
(Kartenmaterial: Google Inc.)

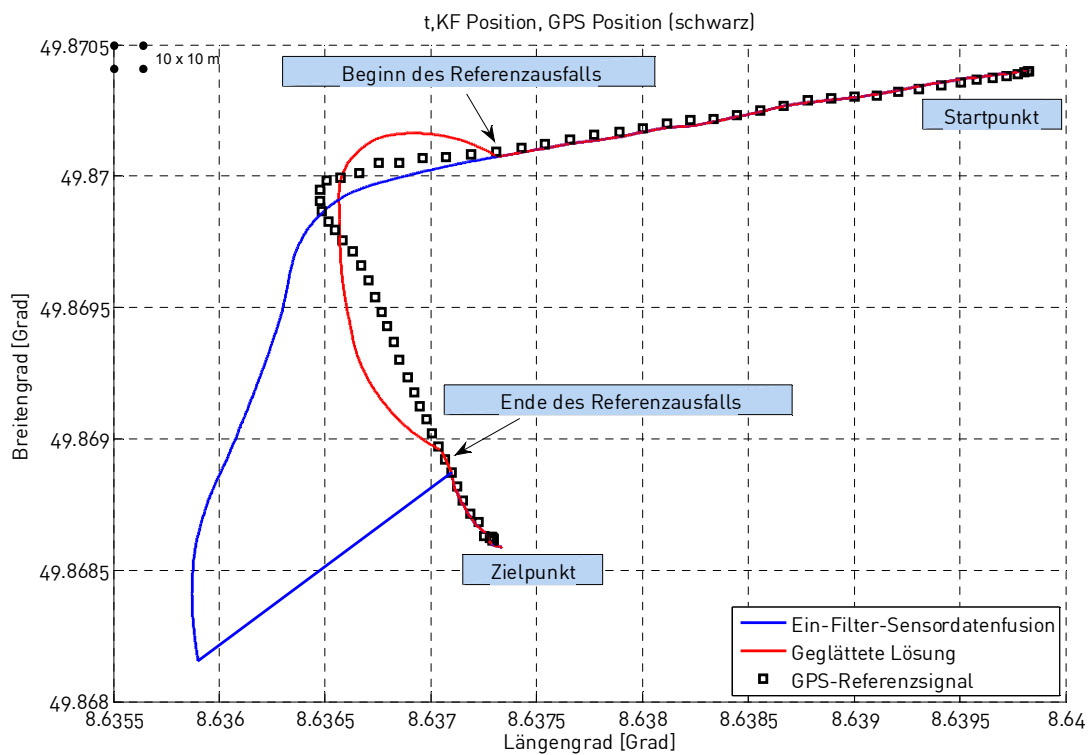


Abbildung 7.7 Ein-Filter-GPS-INS-Sensordatenfusion (blaue Kurve) und geglättete Lösung (rote Kurve),
Route nach Abbildung 7.6, 30s Ausfall der GPS-Positionsinformation (nach der 40. Sekunde)

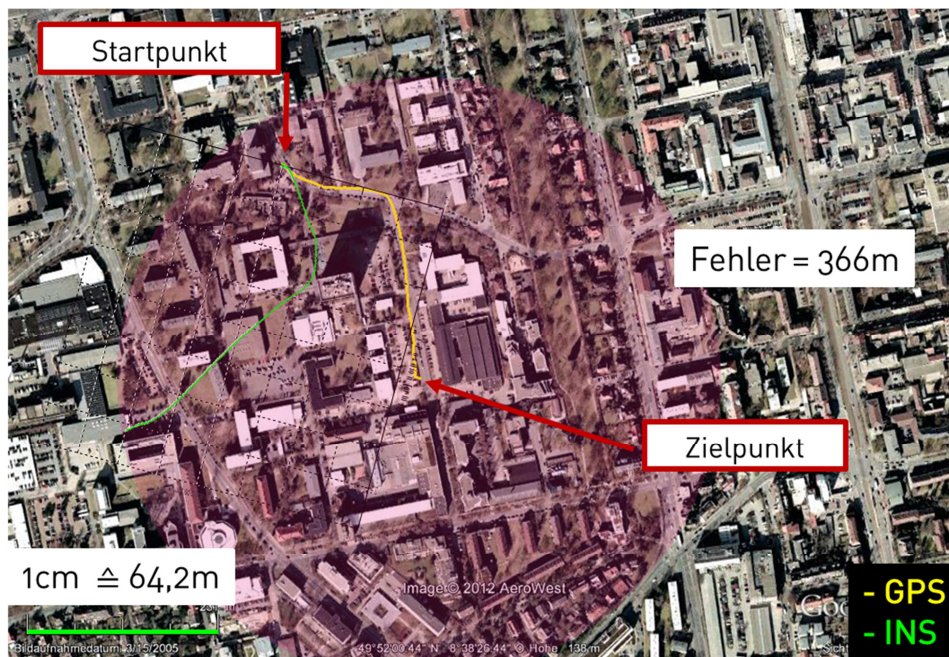


Abbildung 7.8 Unabhängige GPS und INS Messungen, kein Ausfall der GPS-Positionsinformation
 (Kartenmaterial: Google Inc.)

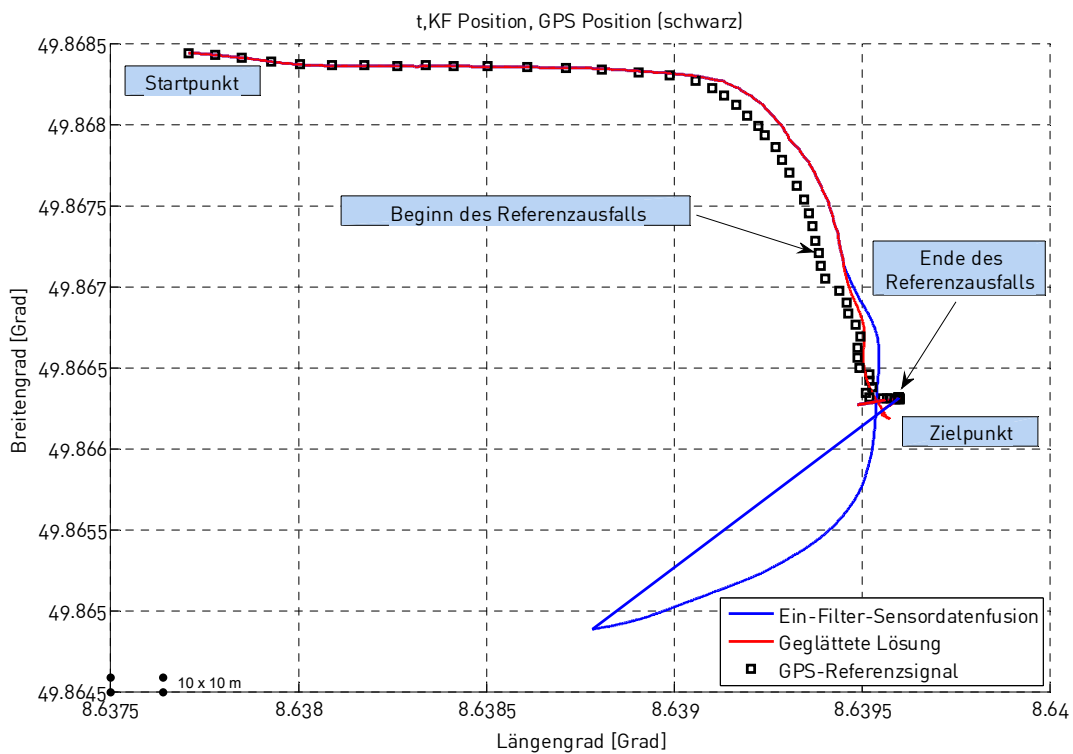


Abbildung 7.9 Ein-Filter-GPS-INS-Sensordatenfusion (blaue Kurve) und geglättete Lösung (rote Kurve), Route nach Abbildung 7.8, 30s Ausfall der GPS-Positionsinformation (nach der 40. Sekunde)

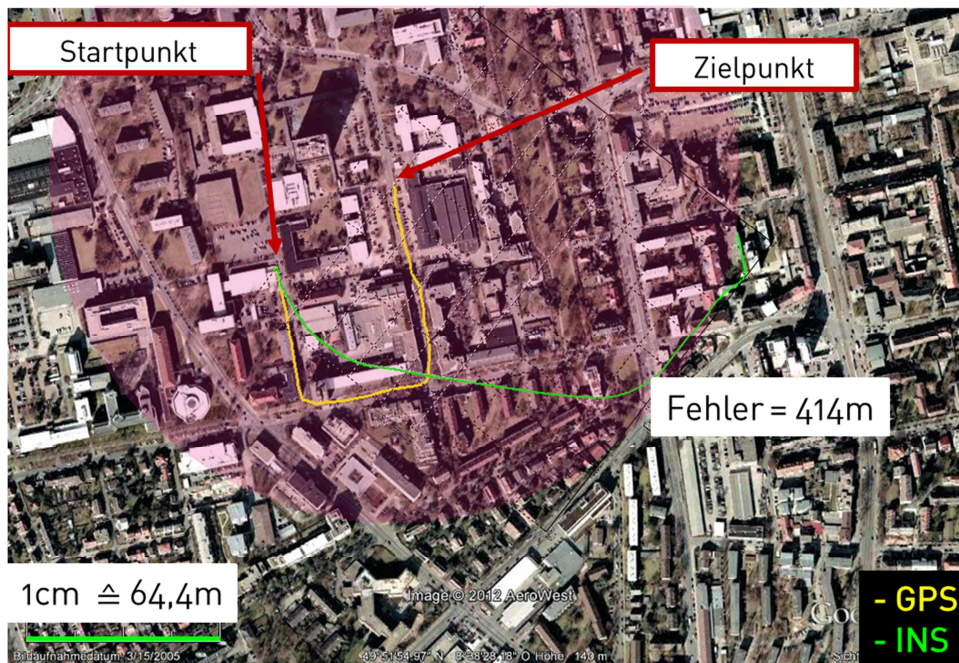


Abbildung 7.10 Unabhängige GPS und INS Messungen, kein Ausfall der GPS-Positionsinformation (Kartenmaterial: Google Inc.)

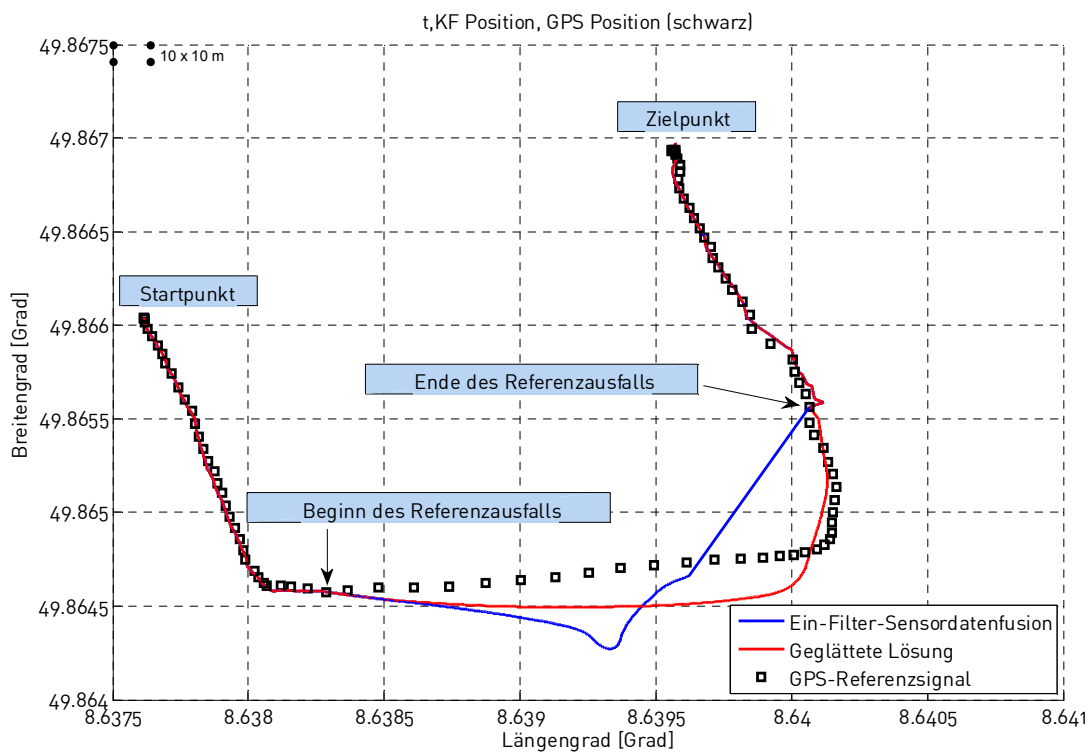


Abbildung 7.11 Ein-Filter-GPS-INS-Sensordatenfusion (blaue Kurve) und geglättete Lösung (rote Kurve), Route nach Abbildung 7.10, 30s Ausfall der GPS-Positionsinformation (nach der 40. Sekunde)

Die Abbildungen 7.6 – 7.11 zeigen jeweils zwei verschiedene Repräsentationen der verwendeten Testrouten. Die jeweils obere Abbildung zeigt eine Kartenprojektion mit entsprechenden Straßenbegrenzungen und umliegenden Gebäuden, mit der Route des GPS-Referenzsystems (gelbe Kurven) und zum Vergleich auch mit der Route des Inertialsystems ohne Filterung (grüne Kurven). In diesen Abbildungen wird die vollständige GPS-Referenzroute ohne Ausfallintervall dargestellt.

Die jeweils unten gezeigten Abbildungen 7.7, 7.9 und 7.11 zeigen die GPS-Referenzroute (schwarze Kästchen) sowie ein simuliertes Ausfallsintervall von 30 s, jeweils angefangen nach Sekunde 40 und beendet nach Sekunde 70 der Testfahrt. Überlagert werden die GPS-Messungen jeweils vom Ergebnis des einfachen Navigationsalgorithmus mit einem Kalman-Filter (blaue Kurven) und schließlich vom Ergebnis des Glättungsalgorithmus mit zwei komplementären Filtern (rote Kurven). Während das Inertialsystem ohne Filterung bereits bei Beginn der Messungen eine schnell anwachsende Abweichung von der Referenzroute zeigt, konnte dieses Verhalten im Rahmen der einfachen Filterung unterbunden werden. Bis zum Ausfall der GPS-Positionsinformation findet praktisch keine Abweichung von der Referenzroute statt. Nach diesem Zeitpunkt wird bei der einfachen Filterung ohne Glättung eine mit der Zeit anwachsende Abweichung der Positionskordinaten festgestellt.¹⁵³

Routen-Länge	Routen-Fahrzeit	Referenz-Ausfallzeit	Breitengrad-Fehler (Einfache Fusion)	Längengrad-Fehler (Einfache Fusion)	Breitengrad-Fehler (Geglättete Lösung)	Längengrad-Fehler (Geglättete Lösung)
410 m	64 sec	10 sec	31,7 m	9,6 m	0,8 m	6,4 m
		20 sec	69,7 m	55,3 m	10,5 m	9,9 m
		30 sec	85,1 m	83,7 m	3,9 m	1,4 m
372 m	69 sec	10 sec	18,9 m	3,3 m	2,3 m	0,8 m
		20 sec	83,4 m	11,7 m	10,6 m	2,7 m
		30 sec	157,8 m	58,4 m	1,0 m	0,5 m
559 m	90,5 sec	10 sec	35,3 m	25,3 m	24,1 m	0,1 m
		20 sec	59,0 m	55,3 m	15,9 m	6,3 m
		30 sec	90,8 m	31,7 m	2,7 m	2,3 m

Tabelle 7.4: Ergebnisse der Validierung der Sensordatenfusion für drei Testrouten

¹⁵³ S. [Kam1]

Die in den Ergebnissen des Glättungsalgorithmus beobachteten Abweichungen zeigen im Vergleich zur einfachen Filterung eine deutliche Verbesserung. Trotz eines Referenzausfalls und des über die Zeit rapiden Genauigkeitsverlustes des Inertialsystems konnte für die betrachteten Ausfallzeiträume die Stabilität des Systems aufrechterhalten werden. Dabei kann insbesondere an der geglätteten Lösung gezeigt werden, dass die Fehler der Trajektorie am Ende eines Referenzausfallintervalls sich nicht mehr proportional zur Länge dieses Intervalls verhalten. Stattdessen wurde durch den vorliegenden Algorithmus ein deutlich besseres Verhalten erreicht, bei dem das Maximum der Abweichungen in der Mitte des Referenzausfallintervalls beobachtet werden kann. Dieser nimmt zudem einen deutlich kleineren Wert an, als bei der unabhängigen INS- oder der nicht geglätteten Lösung. An den zeitlichen Grenzen des Ausfallintervalls zeigt die geglättete Lösung die kleinsten Abweichungen.¹⁵⁴

Der verwendete, vereinfachte Glättungsalgorithmus zeigt sich in mehrfacher Hinsicht als vorteilhaft. Einerseits konnten die Speicherung und die aufwändige Inversion von Kovarianzmatrizen durch eine algorithmisch effizientere, zeitliche Steuerung der Glättung interessierender Bewegungsgrößen ersetzt werden. Dadurch konnten zudem mögliche numerische Instabilitäten während der Matrixinversionen aufgrund unterschiedlich großer Zahlenwerte vermieden werden. Hierbei zeigen die Validierungsergebnisse die Qualifikation des vereinfachten Glättungsalgorithmus für die gewünschte Verbesserung der Estimationsergebnisse.

Die Verwendung eines Low-cost-GPS-Empfängers stellt für die Wahl des Referenzsystems keine Einschränkung dar. Stattdessen können alternative Positionsreferenzsysteme, bei Bedarf auch mehrere im Parallelbetrieb, verwendet werden. In Frage kommen neben weiteren Low-cost-Sensoren beispielsweise Datenbankinformationen, Geländekarten oder die Kommunikation mit benachbarten Objekten bekannter Positionen. Bei der Wahl des Inertialsystems wurde zudem von einer einfachen, nicht redundanten Sensorausstattung ausgegangen.

Insgesamt konnte die technische Hürde der inertialen Sensordrift durch die Sensordatenfusion auch bei Verwendung eines mikromechanischen Inertialsystems (und aller damit verbundenen Vorteile) und mindestens eines kostengünstigen Referenzsystems für zeitlich begrenzte Referenzausfälle überwunden werden. Wird zudem bei längeren Referenzausfallzeiten ein Indoor-Referenzsystem eingesetzt, ist ein Übergang zur nahtlosen, abschattungsfreien Indoor-Outdoor-Navigation erreichbar.

¹⁵⁴ S. [Kam1]

8 Konzept der Bewegungserkennung

8.1 Ausgangssituation

Die im Rahmen der vorliegenden Arbeit bearbeitete Aufgabenstellung der Bewegungserkennung sieht die Erkennung schneller Bewegungen eines menschlichen Körpers ohne die Verwendung infrastruktur- oder kontaktbasierter Bewegungserfassungsverfahren vor. Hierfür soll eine geeignete Möglichkeit einer genauen und hinreichend schnellen Erfassung von Ganzkörperbewegungen in allen im dreidimensionalen Raum gegebenen Freiheitsgraden erreicht werden. Insbesondere sollen eine uneingeschränkte Bewegungsfreiheit, eine hohe Portabilität bei vollständiger Unabhängigkeit vom Arbeitsraum sowie ein referenzloser Betrieb ohne Störung durch fehlende Sichtlinien, gestörte Referenzsignale oder Fremdobjekte gewährleistet werden.¹⁵⁵

Die Bewegungserkennung soll eine hohe Zuverlässigkeit erreichen, kostengünstig realisiert werden können sowie einfach und schnell anzubringen und in Betrieb zu nehmen sein. Das nachfolgend vorgestellte Konzept strebt hierzu die Integration mehrerer mikromechanischer Inertialsysteme in einem Multisensoranzug als rein inertialem Ganzkörpersystem bei einem Verzicht auf eine numerische Integration driftbehafteter Sensorsignale an.¹⁵⁶

8.2 Konzeptbeschreibung

Für die Herleitung des vorliegenden Konzeptes sollen zunächst unterschiedliche Ansätze zur Verarbeitung der inertialen Sensorsignale für eine ganzheitliche Bewegungserkennung verglichen werden. Eine Möglichkeit könnte darin bestehen, durch numerische Integration eine inertialbasierte Positionsbestimmung bewegter Körpersegmente im Raum anzustreben. Ein anderer, bereits vorhandener Ansatz liegt in der Berechnung von Positionskoordinaten anhand einer inertialen Bestimmung von Orientierungswinkeln mit Hilfe numerischer Integration, einer Sensordatenfusion aus Beschleunigungs-, Drehraten und Magnetfeldsensoren am jeweiligen Körpersegment sowie eines kinematischen Modells (vgl. Kapitel 3.2.6).

¹⁵⁵ S. [Kam2]

¹⁵⁶ S. [Kam2]

Eine ganzheitliche Bewegungserkennung durch stochastische Signalmodellierung, wie nachfolgend diskutiert, kann dagegen durch vollständigen Verzicht auf eine numerische Integration eine geeignete Methode anbieten, um der Sensordrift der mikromechanischen Inertialsysteme zu begegnen. Eine Gegenüberstellung der inertialen Positions- und Orientierungsbestimmung sowie der stochastischen Bewegungsmodellierung zur inertialen Bewegungserkennung ist in Tabelle 8.1 gegeben.

	Inertiale Positionsbestimmung der Körpersegmente	Inertiale Orientierungsbestimmung an kinematischem Modell	Stochastische Bewegungsmodellierung durch Signalerkennung
Referenzlosigkeit	Ja	Ja	Ja
Abschattungsfreiheit	Ja	Ja	Ja
Bewegungsfreiheit	Ja	Ja	Ja
Ganzkörpersystem	Ja	Ja	Ja
Numerische Integration	Ja	Ja	Nein
Abhängigkeit von der initialen Position / Orientierung	Ja	Ja	Nein
Driftproblematik	Ja	Ja	Nein
Random Walk	Ja	Ja	Nein
Langzeitstabilität	Nein	Nein	Ja
Zusätzliche Sensoren	Ja, Stützsensoren	Ja, Magnetfeldsensoren	Nein

Tabelle 8.1: Ansätze der Bewegungserkennung mittels mikromechanischer Inertialsysteme

Die grundlegende Idee der Bewegungserkennung mittels stochastischer Modellierung sieht die Anbringung mehrerer, autark betriebener Inertialeinheiten an vorgesehenen Körpersegmenten vor, an denen die für die zu erkennenden Bewegungen erwartungsgemäß charakteristischen Beschleunigungen und Drehraten auftreten. Die Inertialsysteme sollen dabei über die gesamte Bewegungsdauer eine konstante Beziehung zu den mit ihnen verbundenen Körpersegmenten beibehalten und alle daran auf-

tretenden translatorischen und rotatorischen Kräfte mit hoher Dynamik und in einem ausreichend großen Amplitudenbereich erfassen.¹⁵⁷

Für eine einfache und schnelle Anbringung und Inbetriebnahme des Multisensorsystems werden die Inertialeinheiten in einem Anzug integriert, der bis zu zwölf, über den bewegten Körper verteilte Anbringungsstellen vorsieht (Smart-Clothes-Konzept). Je nach Komplexität der zu erkennenden Bewegungen und Anzahl daran beteiligter Körpersegmente kann eine vollständige Verarbeitung aller Sensorsignale realisiert werden oder lediglich für zuvor bestimmte Körpersegmente. Jeder Inertialeinheit wird zudem, wie nachfolgend diskutiert, ein Bewegungsmodell zugeordnet, dessen Parameter für die spätere Bewegungserkennung anhand möglichst ideal ausgeführter Bewegungsmuster zu optimieren sind. Eine schematische Darstellung des Bewegungserkennungskonzeptes ist in Abbildung 8.1 gegeben.¹⁵⁸

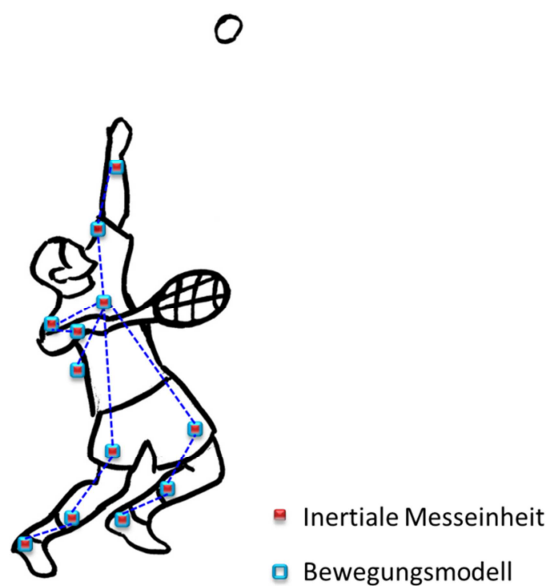


Abbildung 8.1 Konzept eines inertialen Multisensorsystems zur ganzheitlichen Bewegungserkennung, bestehend aus zwölf mikromechanischen Inertialeinheiten

Der für die Bewegungserkennung eingesetzte Algorithmus basiert auf der Theorie der Markov-Modelle (vgl. Anhang, Kapitel 15). Insbesondere auf dem Gebiet der automatischen Sprachverarbeitung werden Markov-Modelle zur Modellierung charakteristischer Sprachmuster mit dem Zweck der Erkennung ähnlicher, jeweils aber zu unter-

¹⁵⁷ S. [Kam2]

¹⁵⁸ S. [Kam2]

schiedlichen Zeitpunkten eingegebener Signale herangezogen. Dabei tritt in der Bewegungserfassung, obwohl sich die Kennwerte auftretender Signale prinzipiell unterscheiden, eine ähnliche Aufgabenstellung auf. Auf der Grundlage einer Datenbank aus idealen Signalmustern, die vor der Anwendung gewonnen werden, sind im Rahmen der Anwendung des Erkennungssystems korrekt eingegebene Bewegungsmuster mit hoher Zuverlässigkeit zu erkennen und fehlerhafte zurückzuweisen.¹⁵⁹

Eine Besonderheit stellt das vorgestellte Bewegungserkennungsverfahren dadurch dar, dass die anfallenden Sensorsignale zum einen pro Inertialeinheit sechs Messkanäle umfassen und zum anderen, dass eine Vielzahl von Inertialeinheiten in das Ganzkörpersystem integriert wird, die in der Regel jeweils eine individuelle Trajektorie zurücklegen. Zur Begegnung des dadurch hohen Datenaufkommens wird die Bewegungserkennung anstatt für ein einziges Sensorsignal für alle sechs Messkanäle gleichzeitig durchgeführt und für jede Inertialeinheit im Sinne eines modularen Systems ein separates Bewegungsmodell definiert.

Insgesamt ist das Ziel eine Bewegungserkennung, die im Vergleich zum aktuellen Stand der Technik der inertialbasierten Bewegungserfassung, bei dem eine Positions- und Orientierungsbestimmung durch numerische Integration erfolgt, trotz Nutzung mikromechanischer Inertialsysteme einen uneingeschränkt langfristigen, genauen und driftfreien Betrieb gewährleistet.

8.3 Definition eines Bewegungsmodells

Für die Bewegungsmodellierung wird der Ansatz verfolgt, dass Bewegungen eines menschlichen Körpers als ganzheitliche Prozesse betrachtet werden können, die sich aus einer Konstellation vieler kleiner Einzelbewegungen zusammensetzen. Diese Einzelbewegungen versetzen ausgewählte Körpersegmente aus gegebenen, initialen Zuständen heraus über eine endliche Anzahl von weiteren Zuständen in vorgesehene, finale Zustände. Einen Algorithmus zu entwickeln, der in der Lage ist, basierend auf geeigneten Messungen am Bewegungsprozess sowohl die Zustandsübergänge eines idealen Bewegungsablaufes zu erkennen als auch nicht tolerierbare Abweichungen davon, ist das Ziel der vorliegenden Bewegungsmodellierung.¹⁶⁰

Mit der weiteren Annahme, dass die messbaren Beschleunigungs- und Drehraten-signale der verwendeten Inertialeinheiten als direkte Beobachtungen eines zu erken-

¹⁵⁹ S. [Dud1], [Eul1], [Pfi1], [Rab1], [Rab2]

¹⁶⁰ S. [Kam2]

nenden Bewegungsprozesses angesehen werden, während der Prozess, der diese Beobachtungen erzeugt, selbst mit der verfügbaren Sensorik, beispielsweise mit Hilfe einer vollwertigen, inertialbasierten Objektverfolgung, nicht direkt beobachtbar (daher auch: „verborgen“) ist, wird für die Bewegungserkennung die Verwendung der Theorie der verborgenen Markov-Modelle begründet (vgl. Anhang, Kapitel 15).¹⁶¹

Zu erkennende Bewegungen werden zum Zweck eindeutiger, qualitativ hochwertiger Erkennungsergebnisse als zeitlich strikt vorgegebene sequentielle Abläufe zu erkennender Bewegungsmuster modelliert, deren korrekte Ausführung sowohl qualitativ als auch zeitlich reihenfolgerichtig erfolgen muss. Für die Modellierung wird daher eine strikte Links-Rechts-Architektur (vgl. Anhang, Kapitel 15.3), die eine maximale Schrittweite von $\Delta = 1$ vorsieht, verwendet. Mehrfach wiederkehrende oder abweichend zusammengesetzte Bewegungsmuster werden dabei entweder durch wiederholte Anwendung vorhandener Bewegungsmodelle oder anhand hierfür separat zu erstellender Bewegungsmodelle berücksichtigt.¹⁶²

Die Modellierung einer Ganzkörperbewegung erfolgt durch Definition mehrerer verborgener Markov-Modelle, von denen jedes Modell eine möglichst ideale Ausführung der Bewegung eines relevanten Körpersegmentes, somit auch einer der im Ganzkörpersystem an diesem Segment angebrachten Inertialeinheiten, beschreibt. Zusätzlich wird für jede neue, zu erkennende Bewegung, beispielsweise bei der Änderung der Bewegungsform, ein neuer Satz von Bewegungsmodellen für alle dafür relevanten Inertialeinheiten definiert.¹⁶³

Für eine am Unterarm anliegende Inertialeinheit in einem beispielhaften Anwendungsfall eines Handballwurfs wird das verwendete Bewegungsmodell in Abbildung 8.2 dargestellt. Das Modell umfasst in Anlehnung an die in Abbildung 8.3 gezeigten, in einer korrekten Bewegungssequenz eines Unterarmes enthaltenen, Abschnitte fünf verborgene Zustände und ist in strikter Links-Rechts-Architektur definiert. Ein Beispiel für eine fehlerhafte Ausführung der Bewegungssequenz liefert Abbildung 8.4.¹⁶⁴

¹⁶¹ S. [Dud1], [Kam2], [Pfi1], [Rab1]

¹⁶² S. [Kam2], [Pfi1], [Rab1]

¹⁶³ S. [Kam2]

¹⁶⁴ S. [Kam2], [Pfi1], [Rab1]

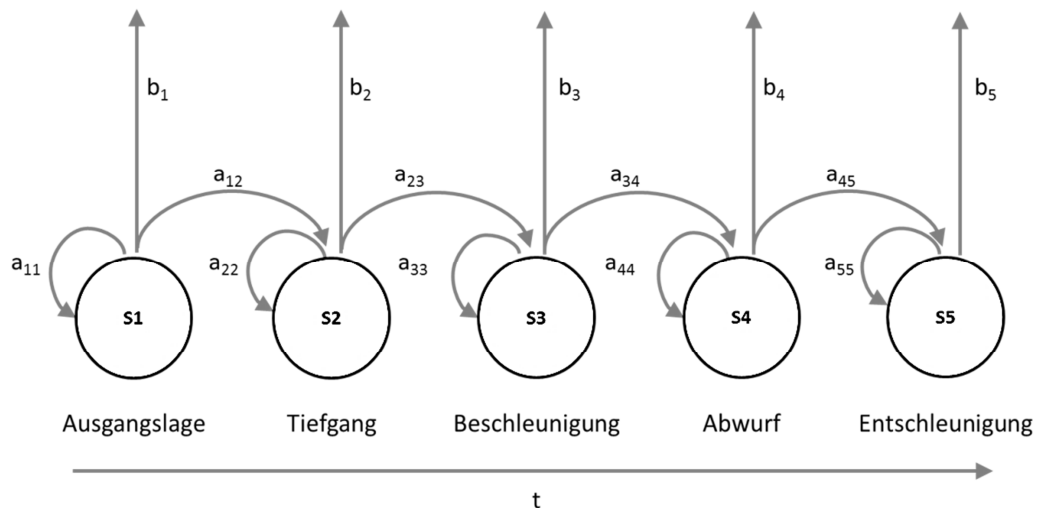


Abbildung 8.2 Bewegungsmodell eines idealen¹⁶⁵ Bewegungsablaufs einer am Unterarm angebrachten Inertialeinheit für einen Handball-Abwurf, bestehend aus fünf verborgenen Zuständen

Die in Abbildung 8.4 dargestellte Bewegungssequenz gibt einen fehlerhaften Ablauf eines Handballwurfes an, der im Vergleich zur optimalen Ausführung in Abbildung 8.3 mehrere Qualitätsunterschiede aufzeigt. Einerseits ist die körperliche Haltung des Athleten in der Initillage gebeugt und der Unterarm nach unten gesenkt. Anschließend erfolgt der Tiefgang nur teilweise und in einem wesentlich reduzierten Radius. Ebenfalls findet die Beschleunigung in einem kleineren Radius und mit gebeugtem anstatt durchgestrecktem Arm statt. Der Abwurf erfolgt mit geknickten Ellenbogen und Handgelenk in einer im Vergleich zum Kopf verringerten Höhe. Die Entschleunigung weist keine gravierenden Unterschiede zum optimalen Ablauf auf, allerdings findet sie beim Vergleich des zeitlichen Ablaufs (hier: mit Hilfe von Videobildaufnahmen) wie auch alle anderen, dargestellten Abschnitte der Bewegungssequenz in wesentlich geringerer Dynamik statt. Insgesamt fallen die aufgebaute Körperspannung und die Geschwindigkeit der werfenden Hand vor dem Abwurf wesentlich geringer aus als bei einem optimalen Bewegungsablauf nach Abbildung 8.3.

Während die Modellierung der Bewegungen aller weiteren, gegebenenfalls bewegungsrelevanten Körpersegmente nach dem gleichen Muster erfolgen kann, konzentriert sich die nachfolgende Betrachtung auf das Modell der Unterarmbewegung.

¹⁶⁵ Sportwissenschaftlich allgemein anerkannte oder für einen Athleten individuell festgelegte Idealbewegung, hier: vorgegeben durch einen professionellen Übungsleiter, s. a. S. 115/6 und S. 131.

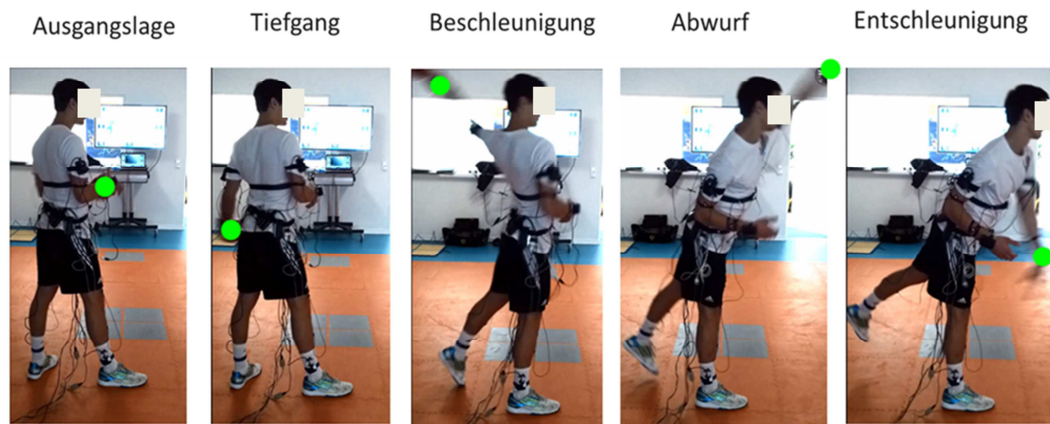


Abbildung 8.3 Beispiel einer korrekten Bewegungssequenz einer am Unterarm angebrachten Inertialeinheit für einen Handball-Abwurf (grüne Punkte)

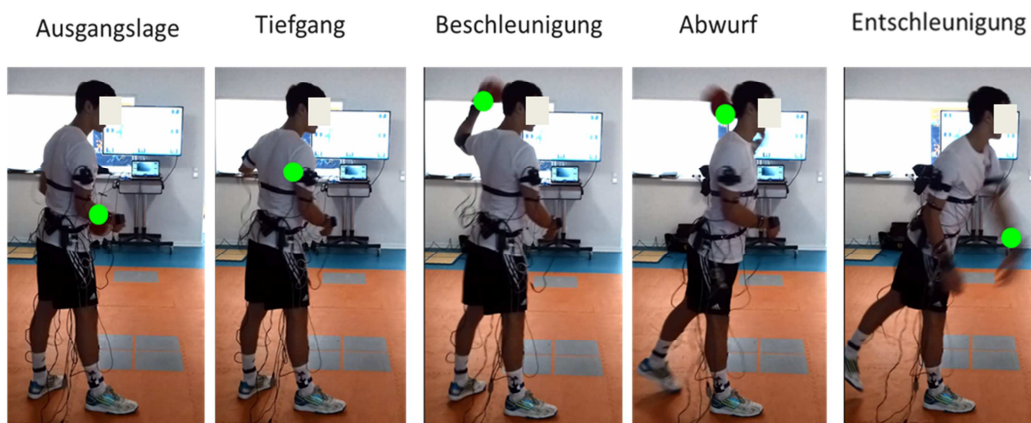


Abbildung 8.4 Beispiel einer fehlerhaften Bewegungssequenz einer am Unterarm angebrachten Inertialeinheit für einen Handball-Abwurf (grüne Punkte)

Im Anschluss an die Definition geeigneter Initialmodelle für jede relevante Inertialeinheit und zu erkennende Bewegungsform ist es notwendig, eine ausreichende Anzahl von Messungen möglichst ideal ausgeführter Bewegungsmuster (hier: Unterarmbewegungen im Rahmen eines Handballwurfes) zu generieren, um die Parameter dieser Initialmodelle für die Erkennung zu optimieren. Während klassische Ansätze der Markov-Modellierung über verschiedene Anwendungen hinweg für eine qualitativ hinreichende Modelloptimierung eine größere Anzahl idealer Optimierungsmuster voraussetzen, wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein alternativer Ansatz vorge-

stellt, nach dem die Modelloptimierung lediglich die Bereitstellung eines einzelnen, idealen Musters erfordert.¹⁶⁶

8.4 Architektur der Signalverarbeitung

Für eine geeignete Vorbereitung der Bewegungserkennung sieht das vorliegende Konzept die Realisierung mehrerer, sich ergänzender Signalverarbeitungsalgorithmen nach Abbildung 8.5 vor.¹⁶⁷

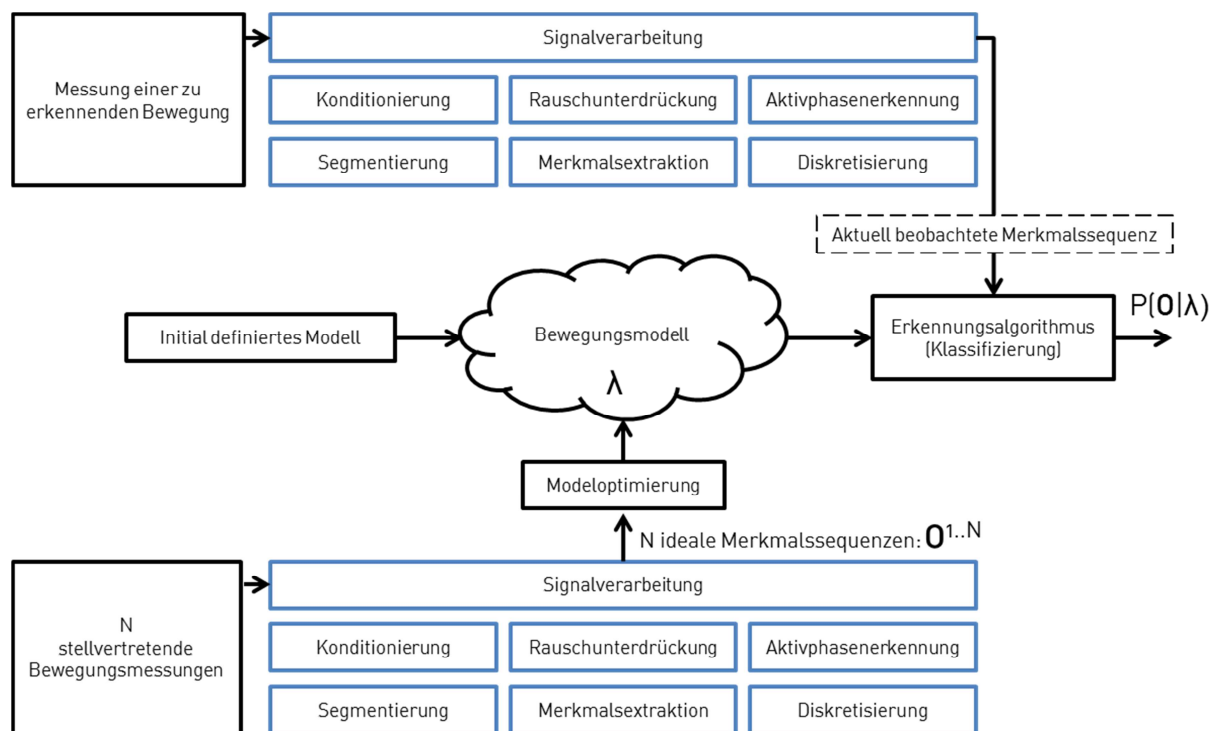


Abbildung 8.5 Architektur der Signalverarbeitung zur Definition und Optimierung eines Bewegungsmodells und zur modellbasierten Bewegungserkennung

Aufgenommene Signale werden, wie nachfolgend beschrieben zunächst konditioniert, bevor Anteile höherer Frequenzen mittels Tiefpassfilterung und Phasen ohne bewegungsrelevante Messpunkte am Anfang und am Ende der Messung mittels eines Algorithmus zur Aktivphasenerkennung auf Basis der Signalkurzzeitenergie entfernt werden. Anschließend werden die Signale aller Messkanäle durch Erkennung darin enthaltener Richtungswechsel anhand einer Signaldifferenzierung segmentiert, um die

¹⁶⁶ S. [Kam2]

¹⁶⁷ S. [Kam2]

zeitlichen Grenzen der Bewegungssegmente für die anschließende Merkmalsextraktion zu definieren. Die Merkmalsextraktion basiert auf der segmentweisen Berechnung des für jeweils drei Beschleunigungs- beziehungsweise Drehratenkanäle konstruierbaren Richtungsvektors (auch: Segmentvektor) sowie seiner Amplitude. Zur Vereinfachung der Bewegungsmodellierung findet anschließend eine Diskretisierung des zunächst kontinuierlichen Beobachtungsraumes möglicher Richtungsvektoren mit Hilfe der Methode der euklidischen Distanz statt, sodass pro Bewegungssegment vier diskrete Signalmerkmale an die Bewegungserkennung übergeben werden.¹⁶⁸

Die Eingänge zur Signalverarbeitung bilden die aufgenommenen, sechsdimensionalen Signale einer bewegungsrelevanten Inertialeinheit und der Ausgang der Bewegungserkennung eine von der beobachteten, diskreten Merkmalssequenz \mathbf{O} und dem Bewegungsmodell λ abhängige Beobachtungswahrscheinlichkeit $P(\mathbf{O}|\lambda)$.¹⁶⁹

Die Merkmalsextraktion erhält die Ergebnisse der Signalerfassung einer bewegungsrelevanten, sechsdimensionalen Inertialeinheit als Eingang. Für die Signalkonditionierung werden die Einheiten der jeweils drei Beschleunigungs- und Drehratensignale vom Sensordatenformat (mg und Grad/s) in die Einheiten (m/s² und Grad/s) umgewandelt. Zusätzlich erfolgt durch Anwendung einer Kalibriermatrix anhand der „Methode der kleinsten Quadrate“ durch Messung der Schwerebeschleunigung an sechs Referenzlagen die Kalibrierung der Beschleunigungsmesswerte und für die Drehratensensoren eine Kompensation der systematischen Biasfehler.¹⁷⁰

Für die spätere Signalsegmentierung sind Richtungswechsel innerhalb des Signals eines jeweiligen Messkanals zu erkennen. Damit Signalanteile höherer Frequenz nicht als Richtungswechsel der zu erkennenden Bewegung interpretiert werden können, wird für alle erfassten Signale der Inertialeinheit eine Butterworth-Tiefpassfilterung 2. Ordnung durchgeführt (vgl. Kapitel 9.2). Die Wahl eines Butterworth-Filterverhaltens begründet sich hier im Wesentlichen mit einer möglichst geringen Verfälschung der aufgenommenen Signale bis zur Grenzfrequenz (maximal flaches Verhalten des frequenzabhängigen Amplitudengangs). Die Ergebnisse der Signalkonditionierung und der Rauschunterdrückung am vereinfachten Beispiel eines mehrheitlich eindimensionalen Beschleunigungssignals (hier: Auf- und Ab-Bewegung einer Inertialeinheit) zeigt Abbildung 8.6.

¹⁶⁸ S. [Bac1], [Eu1], [Kam2], [Pfi1], [Rab1], [Wai1]

¹⁶⁹ S. [Dud1], [Pfi1], [Rab1]

¹⁷⁰ S. [Hai1], [Stm1]

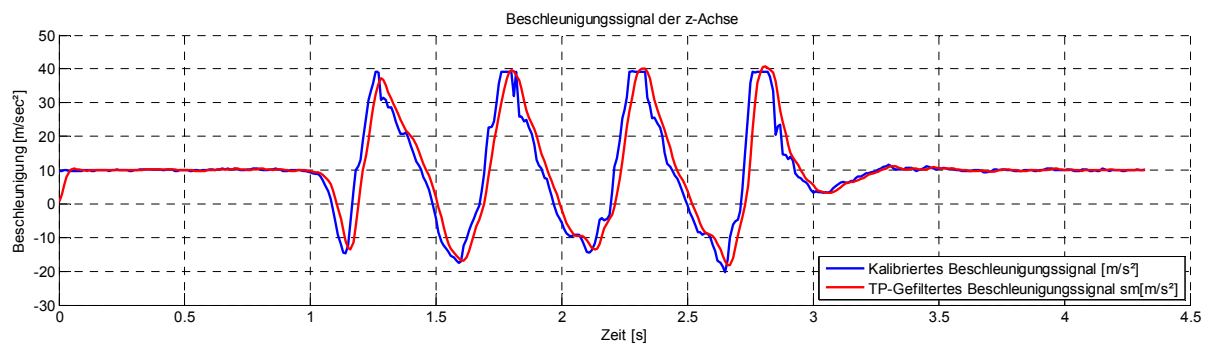


Abbildung 8.6 Ergebnisse der Signalkonditionierung am Beispiel eines eindimensionalen Beschleunigungssignals

Wie in Abbildung 8.6. gezeigt, startet die zu erkennende Bewegung 1 s nach Beginn der Messung und hält bereits 1,5 s vor ihrem Ende an. Zum Erreichen einer höheren Effizienz der nachfolgenden Signalverarbeitung sollen aktive Phasen des Signals von inaktiven Phasen getrennt werden, wozu sich die Nutzung der Signalkurzzeitenergie anbietet. Die Kurzzeitenergie definiert sich nach Gleichung 9.5 zu jedem Berechnungszeitpunkt als Summe der quadrierten Messwerte des durch Fensterung zu diesem Zeitpunkt zugeordneten, zeitlichen Abschnittes des Messsignals. Da alle Messkanäle zur Vereinfachung der späteren Signalverarbeitung die gleiche zeitliche Länge besitzen sollten, kann es im betrachteten Messkanal aufgrund der Aktivität eines anderen Kanals zu einer Verlängerung der als aktiv verarbeiteten Phase kommen. Die Kurzzeitenergie und die Ergebnisse der Aktivphasenerkennung werden für das Beispiel der eindimensionalen Beschleunigung in den Abbildungen 8.7 und 8.8 angegeben.¹⁷¹

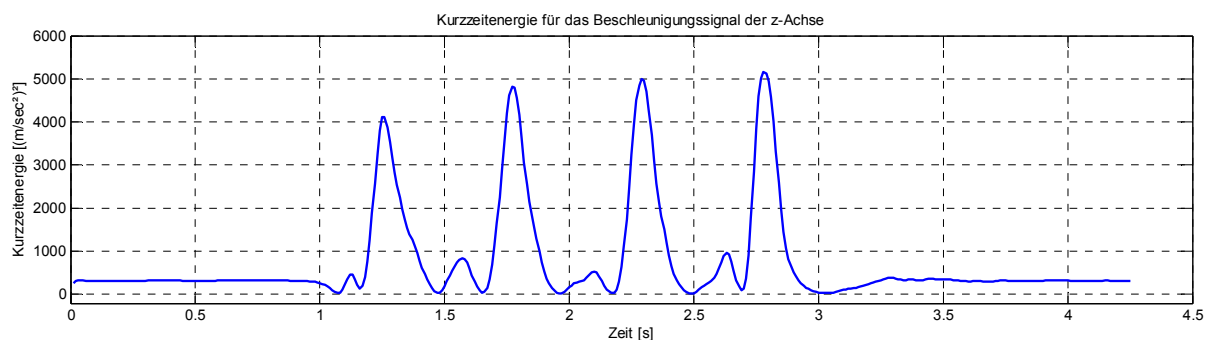


Abbildung 8.7 Kurzzeitenergie am Beispiel eines eindimensionalen Beschleunigungssignals

¹⁷¹ S. [Bac1], [Wai1]

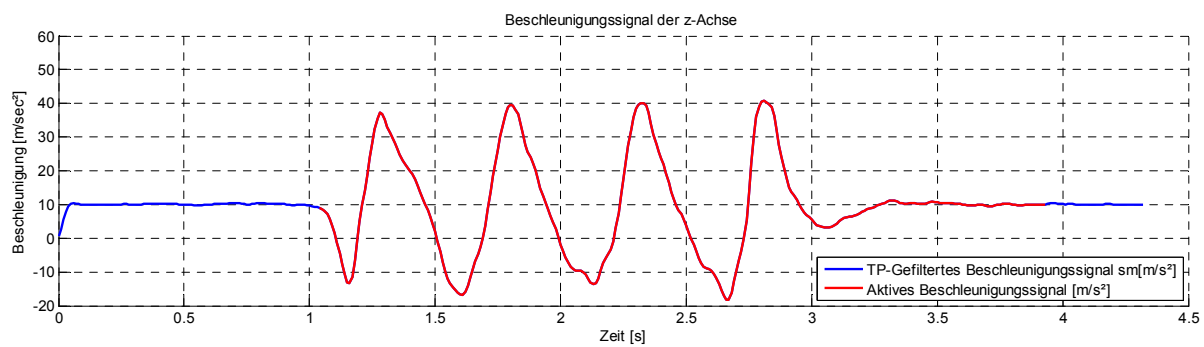


Abbildung 8.8 Ergebnis der Aktivphasenerkennung am Beispiel eines eindimensionalen Beschleunigungssignals

Die zeitlichen Grenzen der einzelnen Bewegungssegmente werden innerhalb der aktiven Signalphasen durch Erkennung von Richtungswechseln im jeweiligen Messkanal ermittelt. Dadurch sollen idealerweise die aus physiologischer Sicht tatsächlich gegebenen Abschnitte einer ausgeführten Bewegung widergespiegelt werden. Die Erkennung der Richtungswechsel erfolgt anhand der zeitlichen Differenzierung sowie der Erkennung von Schnittpunkten des differenzierten Signals mit der Zeitachse, beispielsweise durch Differenzierung der Vorzeichenfunktion nach Gleichung 8.1¹⁷².

$$\operatorname{sgn}(x) = \begin{cases} -1 & \text{für } x < 0 \\ 0 & \text{für } x = 0 \\ +1 & \text{für } x > 0 \end{cases} \quad (8.1)$$

Um eine exzessive Segmentierung, also die Generierung ungewollt vieler Signalsegmente als Folge von Ausreißern im erfassten Signal zu vermeiden, wird ein Regelsatz zur Überprüfung der ermittelten Schnittpunkte definiert. Dieser Regelsatz sieht vor, dass zwei beliebige Schnittpunkte des differenzierten Signals mit der Zeitachse nur ein Segment mit minimal erlaubter Amplitude und Segmentdauer umschließen dürfen, wobei ermittelte Schnittpunkte, die diesem Regelsatz nicht genügen, wieder verworfen werden (vgl. Tabelle 9.1). Die Ergebnisse der Signaldifferenzierung, der Schnittpunkte

¹⁷² S. [Bue1]. Die Vorzeichenfunktion $\operatorname{sgn}(x)$ stellt hier lediglich einen anschaulichen Zwischenschritt dar, in dem eine Abstraktion des differenzierten Signals erreicht wird. Einfacher können die Schnittpunkte mit der Zeitachse direkt durch einen Vergleich mit dem Wert „Null“ ermittelt werden.

ermittlung und der Signalsegmentierung werden am Beispiel des eindimensionalen Beschleunigungssignals in den Abbildungen 8.9, 8.10 und 8.11 dargestellt.¹⁷³

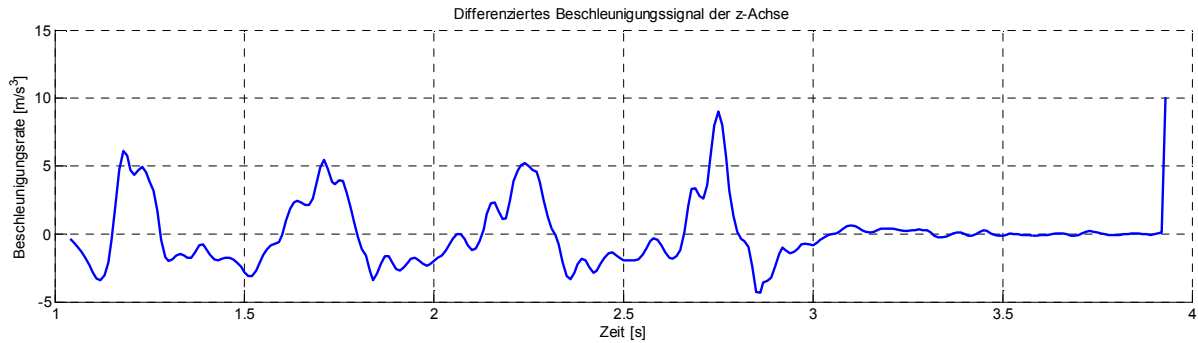


Abbildung 8.9 Ergebnis der Signaldifferenzierung am Beispiel eines eindimensionalen Beschleunigungssignals

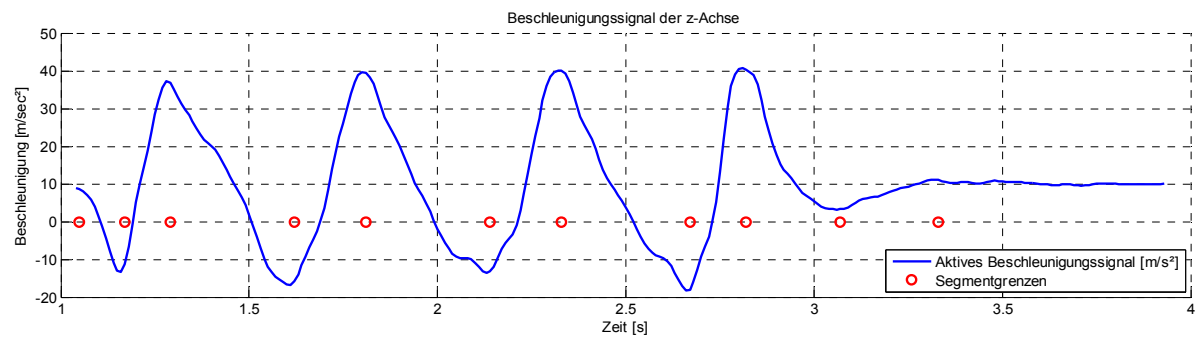


Abbildung 8.10 Ergebnis der Schnittpunktermittlung des differenzierten Signals am Beispiel eines eindimensionalen Beschleunigungssignals

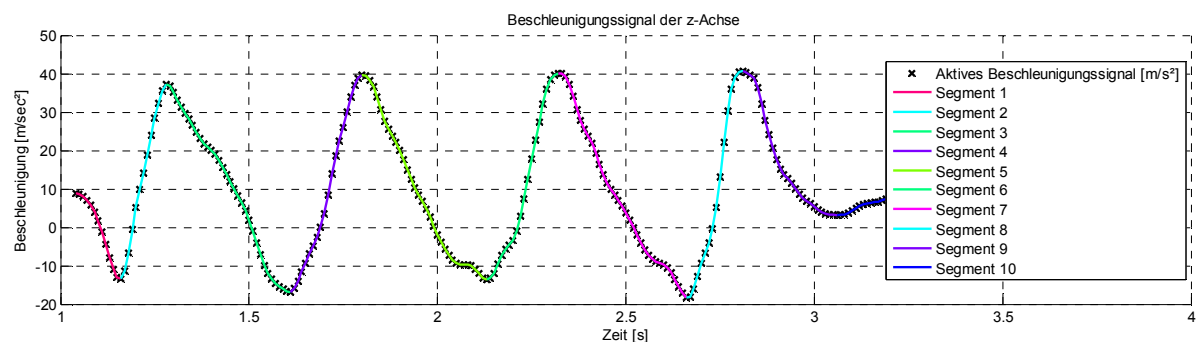


Abbildung 8.11 Ergebnis der Segmentierung am Beispiel eines eindimensionalen Beschleunigungssignals

Die Merkmalsextraktion realisiert die Beobachtung des Bewegungsprozesses durch die Ermittlung bewegungsrelevanter Merkmale (hier: dreidimensionaler Beschleunigungs- beziehungsweise Drehraten-Richtungsvektor sowie seiner Amplitude). Diese Merkmale werden zunächst für jedes Bewegungssegment durch Subtraktion des jeweils letzten Messpunktes vom ersten Messpunkt als jeweils eindimensionaler Beschleunigungs- beziehungsweise Drehratenvektor und durch Generierung des dreidimensionalen Vektors anhand der gesamten Sensortriade nach Gleichung 8.2 generiert.

$$\underline{a}_{k,1:3} = \underline{a}_{t_Segment_Ende,i}^b - \underline{a}_{t_Segment_Anfang,i}^b \quad (8.2)$$

Da die im Rahmen der Schnittpunktermittlung des differenzierten Signals ermittelten Segmentgrenzen von einem Messkanal zum anderen variieren können, werden die Segmentgrenzen eines vom Anwender wählbaren, als Parameter der Bewegungserkennung definierten, Messkanals verwendet. Die Ergebnisse der Merkmalsextraktion für einen zunächst kontinuierlichen Vektorraum werden in Abbildung 8.12 angegeben.

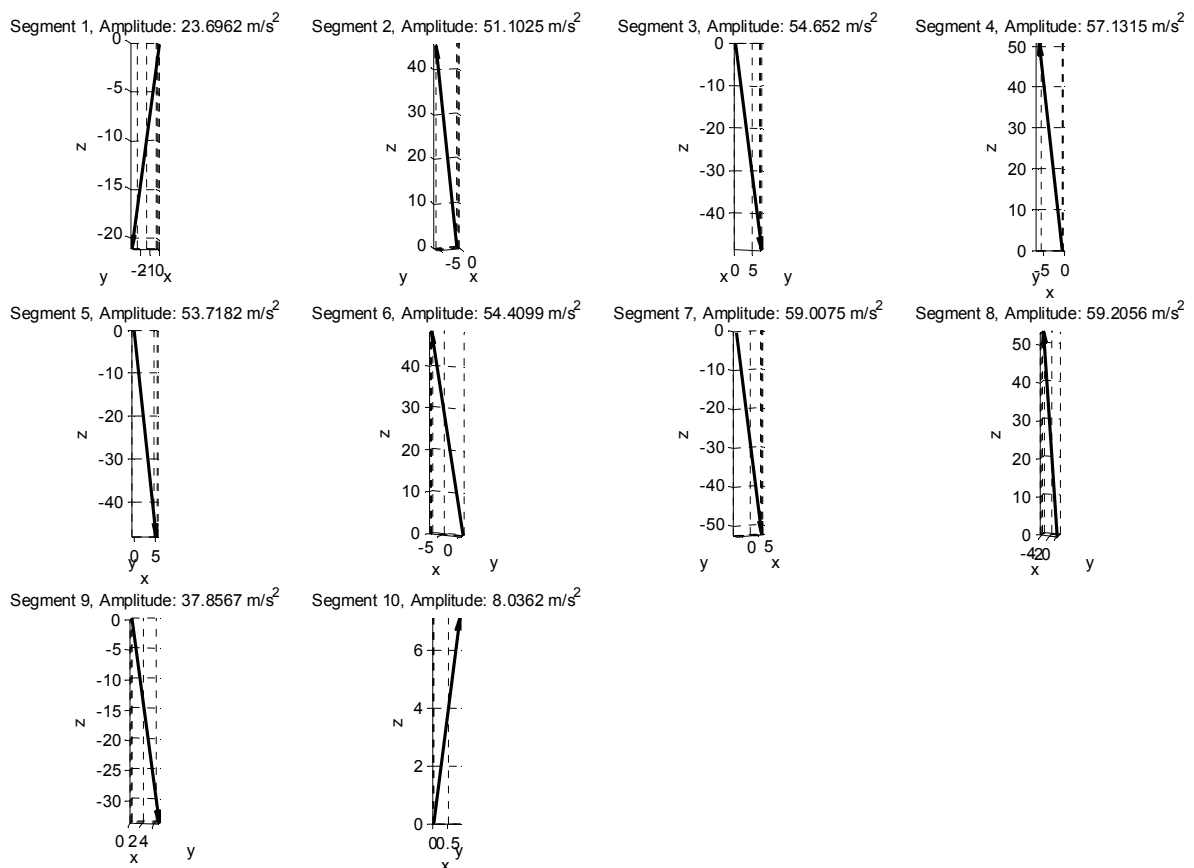


Abbildung 8.12 Ergebnis der Merkmalsextraktion am Beispiel eines eindimensionalen Beschleunigungssignals

Um für die Bewegungserkennung diskrete Markov-Modelle anwenden zu können, ist der aus der Merkmalsextraktion resultierende, kontinuierliche Merkmalsraum auf eine endliche, diskrete Menge beobachtbarer Merkmale zu beschränken. Hierfür wird eine Diskretisierung des Merkmalsraumes zunächst durch Normierung der ermittelten, dreidimensionalen Segmentvektoren nach Gleichung 8.3 sowie anschließender Abbildung auf einen unmittelbar benachbarten, diskreten Einheitsvektor mit Hilfe der Methode der euklidischen Distanz nach Gleichung 8.4 erreicht (Nearest-Neighbor-Verfahren).¹⁷⁴

$$\underline{e}_{\underline{o}_{k,1:3}} = \frac{\underline{o}_{k,1:3}}{\sqrt{(\underline{o}_{k,1})^2 + (\underline{o}_{k,2})^2 + (\underline{o}_{k,3})^2}} \quad (8.3)$$

$$\epsilon_{dist}(\underline{e}_{\underline{o}_{k,1:3}}, \underline{v}_{k,1:3}) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 (\underline{e}_{\underline{o}_{k,i}} - \underline{v}_{k,i})^2} \quad (8.4)$$

Zur Festlegung des diskreten Merkmalsraumes werden, wie in Abbildung 8.13 angegeben, 26 im dreidimensionalen Raum gleichmäßig verteilte Einheitsvektoren definiert, die eine repräsentative Menge von Raumrichtungen für die jeweils dreidimensionalen Beschleunigungen beziehungsweise Drehraten der einzelnen Bewegungssegmente darstellen. In Abbildung 8.14 werden die Ergebnisse der Diskretisierung am Beispiel des eindimensionalen Beschleunigungssignals dargestellt.¹⁷⁵

8.5 Modelloptimierung mit einer Merkmalssequenz

Die optimalen Modellparameter können durch Verwendung des Vorwärts- und des Rückwärtsalgorithmus im Rahmen des Optimierungsverfahrens nach Baum et al. ermittelt werden (vgl. Anhang, Kapitel 15). Mit Hilfe einer ausreichenden Menge möglichst ideal ausgeführter Bewegungsmuster können über die Merkmalsextraktion für die zu erkennende Bewegung stellvertretende Merkmalssequenzen aus dem zuvor definierten, diskreten Merkmalsraum generiert werden. Auf Grundlage dieser Merk-

¹⁷⁴ S. [Eul1], [Kam2], [Pap1], [Pfi1], [Rab1], [Rab3], [Riz1]

¹⁷⁵ S. [Kam2],

malssequenzen kann anschließend die Wahrscheinlichkeit eines initialen Bewegungsmodells anhand des Baum-Welch-Algorithmus sukzessive verbessert werden, bis eine vorgegebene Obergrenze von Iterationen erreicht wird oder die Verbesserungsrate eine definierte Schwelle unterschreitet.¹⁷⁶

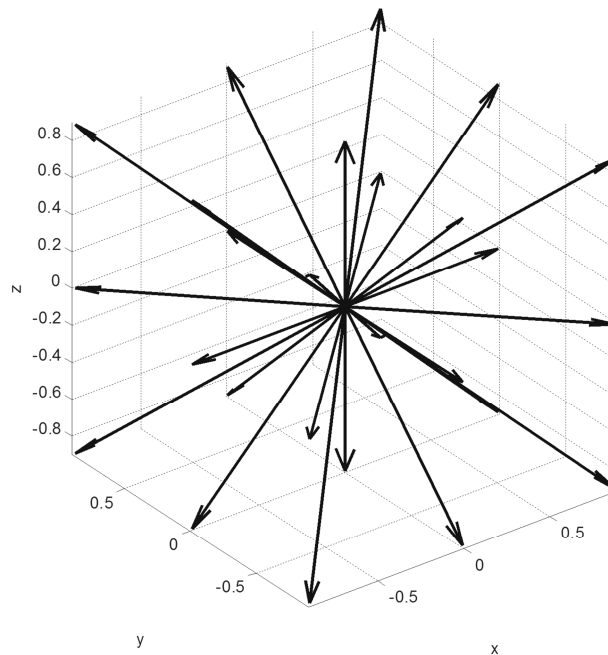


Abbildung 8.13 Diskret verteilte Einheitsvektoren zur Erkennung von Bewegungsrichtungen der Bewegungssegmente im dreidimensionalen Raum

Das Konzept der Modelloptimierung mit einer Merkmalssequenz weicht von der oben beschriebenen Prozedur ab. Für die Modelloptimierung werden nachfolgend nicht mehrere, sondern lediglich eine einzelne Merkmalssequenz verwendet, womit der für die Anwendung von Markov-Modellen allgemeine Nachteil der mehrfach an einem zu modellierenden Prozess zu wiederholenden Messungen kompensiert wird. Insbesondere für Anwendungsfälle, in denen die Durchführung mehrfacher Messungen mit einem höheren Aufwand verbunden ist, kann eine Reduzierung der notwendigen Merkmalssequenzen von entscheidendem Vorteil sein. Das Konzept der Modelloptimierung mit einer Merkmalssequenz wird in Abbildung 8.15 dargestellt.¹⁷⁷

¹⁷⁶ S. [Bau1], [Dud1], [Kam2], [Pfi1], [Rab1]

¹⁷⁷ S. [Kam2]

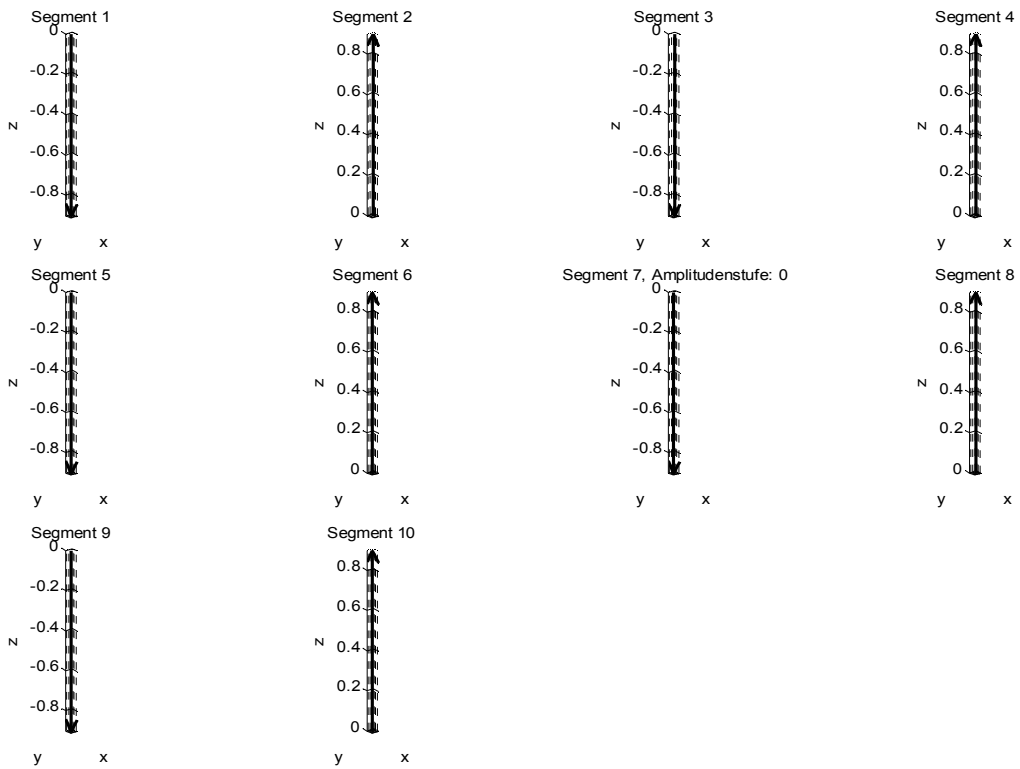


Abbildung 8.14 Ergebnis der Merkmalsdiskretisierung am Beispiel eines eindimensionalen Beschleunigungssignals

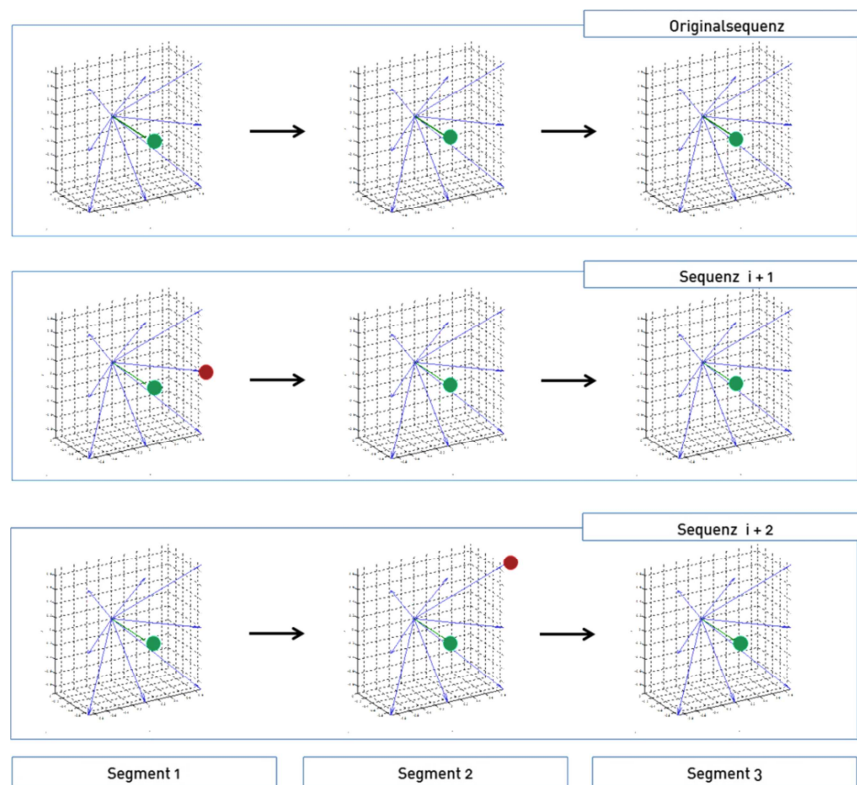


Abbildung 8.15 Prinzip der Modelloptimierung mit einer Merkmalssequenz, gezeigt werden eine beispielhafte Originalsequenz (grüne Punkte) sowie eine Vektorvariiierung durch Nutzung von acht im Sinne des Nearest-Neighbor-Verfahrens direkt benachbarten Richtungsvektoren (rote Punkte)

Ausgehend von der diskreten Definition des Merkmalsraumes, und hierbei insbesondere der diskreten Einheitsvektoren, kann die oben beschriebene Merkmalsdiskretisierung stets nur Segmentvektoren liefern, von denen im Merkmalsraum jeder, wie in Abbildung 8.15 gezeigt, von einer endlichen Anzahl weiterer, direkt benachbarter Einheitsvektoren umgeben ist. Im Sinne einer minimalen Euklidischen Distanz nach Gleichung 8.4 besitzt im verwendeten Merkmalsraum jeder der Vektoren genau acht direkte Nachbarvektoren (Nearest-Neighbor-Verfahren).¹⁷⁸

Die dreidimensionale Orientierung eines diskreten Segmentvektors, der die Bewegung (z.B. die dreidimensionale Beschleunigungsrichtung) eines Bewegungssegmentes repräsentiert, kann durch Ersetzen durch einen der direkten Nachbarvektoren geringfügig variiert werden, ohne dass die Richtung der ursprünglichen Bewegung maßgebend verändert wird. Dies erfolgt durch Ermittlung aller direkten Nachbarvektoren eines im Rahmen der Merkmalsextraktion und der anschließenden Diskretisierung ermittelten Segmentvektors sowie anhand einer iterativen Ersetzung dieses Originalvektors durch jeweils einen seiner im Sinne des Nearest-Neighbor-Verfahrens direkten Nachbarvektoren.¹⁷⁹

Während außer in einem jeweils betrachteten Segment alle anderen Segmente einer Originalsequenz (grüne Punkte in Abbildung 8.15) unverändert bleiben, werden durch die iterative Vektorvariiierung mehrere (hier: genau acht) von der Originalsequenz nur in einem einzigen Segment (rote Punkte in Abbildung 8.15) leicht variiierende, zusätzliche Merkmalssequenzen generiert. Die generierten Sequenzen sind dabei nicht durch den tatsächlich erfassten Bewegungsprozess erzeugt, könnten aber hypothetisch betrachtet von einem sehr ähnlichen Bewegungsprozess erzeugt worden sein. Der beschriebene Ansatz der Vektorvariiierung wird für jedes Bewegungssegment jeweils exklusiv, dabei jedoch für alle Segmente nacheinander wiederholt. Dies ermöglicht wiederum die Generierung vieler Merkmalssequenzen, die ebenfalls eine hinreichend gute Bewegungsausführung repräsentieren, mit Hilfe einer einzelnen, tatsächlich erfassten Bewegungssequenz.¹⁸⁰

Eine größere Anzahl sehr ähnlicher, in einem sehr geringfügigen und bewusst tolerierten Rahmen von der idealen Bewegungsvorgabe abweichender Merkmalssequenzen erlaubt insgesamt die gezielte Realisierung eines explizit erwünschten Maßes an

¹⁷⁸ S. [Kam2], [Rab3], [Riz1]

¹⁷⁹ S. [Kam2]

¹⁸⁰ S. [Kam2]

Modellierungstoleranz, während der Aufwand der Bewegungsvorgabe klein und die Bewegungsmodelle unverändert gut und zeitlich effizient optimierbar bleiben.¹⁸¹

8.6 Bewegungserkennung

Die theoretische Grundlage einer leistungsfähigen und rechnerisch effizienten Bewegungserkennung liefern der Vorwärts- und der Viterbi-Algorithmus (vgl. Anhang, Kapitel 15). Auf der Grundlage eines optimierten Bewegungsmodells stellen für Merkmalssequenzen, die in der Anwendungsphase anfallen, mit der Beobachtungswahrscheinlichkeit beide Algorithmen ein messbares Vergleichsmaß mit der idealen Bewegungsvorgabe bereit. Die finale Erkennung kann entsprechend mit Hilfe einer Schwellwertprüfung der Beobachtungswahrscheinlichkeit erreicht werden. Um zusätzlich jederzeit die zur Generierung der beobachteten Merkmale am wahrscheinlichsten durchlaufene Zustandssequenz einsehen zu können, wird im Rahmen dieser Arbeit der Viterbi-Algorithmus verwendet.¹⁸²

¹⁸¹ S. [Kam2]

¹⁸² S. [Eul1], [Kam2], [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Vit1]

9 Implementierung der Bewegungserkennung

Im folgenden Abschnitt werden die für die Implementierung der Bewegungserkennung auf Basis des zuvor definierten Konzeptes angewandten Methoden dargestellt. Die Grundlage der implementierten Algorithmen bildet die Anwendung der im Anhang 3 diskutierten, verborgenen Markov-Modelle zur stochastischen Beschreibung idealer Bewegungsabläufe. Anhand einer Anzahl von Markov-Modellen für jede, am bewegten Körper angebrachte und bewegungsrelevante Inertialeinheit wird eine Parameteroptimierung im Rahmen des Baum-Welch-Algorithmus unter Nutzung einer jeweils einzelnen Merkmalssequenz erreicht. Anschließend wird die Erkennung zur Anwendungsphase anfallender Merkmalssequenzen durch Anwendung des Viterbi-Algorithmus realisiert.¹⁸³

9.1 Initialisierung

Für jede Inertialeinheit findet im Rahmen der Initialisierung die Definition eines separaten Bewegungsmodells statt. Die Anzahl der Modellzustände richtet sich dabei idealerweise nach den physiologisch sichtbaren Phasen einer Bewegung, allerdings zwingenderweise nach der Anzahl der erkannten Segmente eines vom Anwender ausgewählten Messkanals. Für das Modell der Unterarmbewegung im Anwendungsfall eines Handballwurfs (vgl. Kapitel 8.3) werden $N = 5$ Zustände und als Messkanal zur Festlegung der Segmentgrenzen die x-Achse der Beschleunigungsmessung verwendet. Das Alphabet der beobachtbaren Merkmale wird für alle bewegungsrelevanten Inertialeinheiten gleichermaßen mit $M = 260$ beobachtbaren Merkmalen, bestehend aus 26 Einheitsvektoren und einer zehnstufigen Amplitudenskala anhand einer Amplitudenrundung auf ganze 100 m/s^2 und 100 Grad/s , definiert.¹⁸⁴

Alle initialen Bewegungsmodelle werden konzeptgemäß nach Gleichung 9.1 in strikter Links-Rechts-Architektur definiert (vgl. Anhang, Kapitel 15). Die nicht zu Null gesetzten Elemente werden für eine möglichst neutrale Initialisierung der Zustandsübergangsmatrix \mathbf{A} bei gleichzeitiger Erfüllung der stochastischen Forderungen an diese Matrix zunächst uniform gewählt. Die Emissionsmatrix \mathbf{B} wird nach Gleichung

¹⁸³ S. [Kam2]

¹⁸⁴ S. [Kam2]

9.2 und die Wahrscheinlichkeitsverteilung für den initialen Modellzustand π_i nach Gleichung 9.3 initialisiert.¹⁸⁵

$$a_{ij} = 0 \text{ für alle } j < i \text{ und } j > (i + 1) \quad (9.1)$$

$$b_j(k) = \frac{1}{M}, \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M \quad (9.2)$$

$$\pi_i = \begin{cases} 0 & \text{für alle } i \neq 1 \\ 1 & \text{für } i = 1 \end{cases} \quad (9.3)$$

9.2 Signalverarbeitung des Inertialsystems

Zur Vermeidung einer exzessiven Signalsegmentierung werden die Messkanäle der verwendeten Inertialeinheiten einer Butterworth-Tiefpassfilterung 2. Ordnung mit einer Grenzfrequenz von 5 Hz unterzogen. Die Grenzfrequenz wird dabei als bewegungsabhängiger Parameter ausgelegt, der bei Bewegungsformen mit höheren Frequenzen veränderbar ist. Die Übertragungsfunktion des Tiefpassfilters wird mit dem MATLAB-Befehl „[B,A]=butter(2,5/50)“ ermittelt und in Gleichung 9.4 angegeben.

$$G_{TP}(s) = \frac{0,0201 s^2 + 0,0402 s + 0,0201}{s^2 - 1,5610 s + 0,6414} \quad (9.4)$$

Für die weitere Signalverarbeitung wird gemäß dem zuvor beschriebenen Konzept eine Aktivphasenerkennung an allen Messkanälen der Inertialeinheit realisiert. Die Aktivphasenerkennung erfolgt durch Berechnung der Signalkurzzeitenergie nach Gleichung 9.5 mit Hilfe einer Hamming-Signalfensterung und anschließendem Vergleich mit einem von der Bewegungsform abhängigen Schwellwert von $E_n = 50 \left(\frac{m}{s^2}\right)^2$.¹⁸⁶

¹⁸⁵ S. [Eul1], [Kam2], [Man1], [Pfi1], [Rab1]

¹⁸⁶ S. [Bac1], [Eul1], [Rab1], [Wai1]

$$E_n = \sum_{m=-\infty}^{\infty} [x(m)w(n-m)]^2 \quad (9.5)$$

Das verwendete Hamming-Fenster wird mit einer Breite von 11 Datenpunkten (110 ms) und einer Datenpunktüberlappung von 10 Datenpunkten (100 ms) spezifiziert. An jedem Messkanal separat ermittelt, werden für alle Messkanäle einer Messeinheit gemeinsame Start- und Endpunkte der aktiven Signalphasen festgelegt. Ausgehend von den aktiven Signalphasen wird die Segmentierung jedes Messkanals separat durchgeführt. Hierbei erfolgt eine Filterung der ermittelten Segmentgrenzen anhand der einschränkenden Parameter für die minimale Segmentamplitude und -dauer aus Tabelle 9.1.

In den einzelnen Signalsegmenten werden die für die Bewegungsrichtung relevanten Merkmale (hier: die dreidimensionale Beschleunigung) in einem zunächst kontinuierlichen Merkmalsraum ermittelt. Diese werden anschließend jeweils zu einem Einheitsvektor normiert und zusammen mit der Vektoramplitude zu einem vierdimensionalen Merkmalsvektor zusammengefasst.

Die für die Verwendung eines diskreten Bewegungsmodells notwendige Merkmalsdiskretisierung erfolgt für die Richtungsvektoren konzeptgemäß anhand der Methode der Euklidischen Distanz und für die Segmentamplitude durch Rundung auf ganze 100 m/s² und 100 Grad/s.¹⁸⁷

Die Signalverarbeitung des Inertialsystems stellt sowohl für die Modelloptimierung als auch für die Bewegungserkennung jeweils eine vektorieLL zusammengesetzte, diskrete Merkmalssequenz der Beschleunigungs- und optional auch der Drehratensensoren bereit. Ob die Drehratensequenzen für die Bewegungserkennung benötigt werden oder, wie nachfolgend verwendet, nur die Beschleunigungsmerkmale, kann anwendungsabhängig entschieden werden.

9.3 Modelloptimierung

Zur Vorbereitung der Modelloptimierung werden gemäß des Konzeptes der Modelloptimierung mit einer Merkmalssequenz (vgl. Abbildung 8.15) mittels einer einzigen, aus einer tatsächlichen Messung resultierenden Merkmalssequenz eine Menge weite-

¹⁸⁷ S. [Kam2]

rer, simulierter Merkmalssequenzen generiert. Die Menge der simulierten Sequenzen ist stets proportional zur Anzahl der Bewegungssegmente des vom Anwender ausgewählten Messkanals sowie zur Anzahl der im diskreten Einheitsvektorraum jeden Vektor umgebenden Nachbarvektoren. Da die Anzahl der Bewegungssegmente bei korrekter Modelldefinition mit der Anzahl der Modellzustände zusammenfallen sollte, ergibt sich bei acht Nachbarvektoren eine Gesamtmenge der zusätzlich generierbaren Merkmalssequenzen gemäß $N \times 8$ (hier: $5 \times 8 = 40$ Sequenzen).

Wird zu den neu generierten Merkmalssequenzen nach jedem Segmentwechsel die Originalsequenz unverändert hinzugefügt, ergibt sich eine Gesamtmenge von $N \times 9$ (hier: 45) Merkmalssequenzen. Hierdurch wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit gleichzeitig eine N -fach höhere Gewichtung der Originalsequenz gegenüber den neu generierten Merkmalssequenzen erreicht.

Unter Anwendung des Vorwärts- und des Rückwärtsalgorithmus erfolgt die Modelloptimierung mit den initial definierten Modellparametern und den gewonnenen Merkmalssequenzen iterativ anhand des Baum-Welch-Algorithmus nach den Gleichungen 15.20 – 15.27. Zum Abschluss jeder Iteration des Algorithmus wird die Beobachtungswahrscheinlichkeit $P(\mathbf{O}|\lambda)$ gegenüber der zur vorherigen Iteration bestimmten Beobachtungswahrscheinlichkeit auf eine Verbesserung um einen vorgegebenen Schwellwert (hier: 10^{-5} bei logarithmischer Darstellung der Beobachtungswahrscheinlichkeit $P(\mathbf{O}|\lambda)$) überprüft. Sinkt die Verbesserungsrate zwischen zwei Iterationen des Optimierungsalgorithmus unter den vorgegebenen Schwellwert oder wird eine maximale Iterationsanzahl erreicht (beispielsweise nach Durchlaufen aller $N \times 9$ Merkmalssequenzen), wird die Modelloptimierung beendet und es werden die zuletzt ermittelten Modellparameter für die Bewegungserkennung verwendet.¹⁸⁸

9.4 Bewegungserkennung

Die Bewegungserkennung basiert für zur Anwendungszeit ermittelte Merkmalssequenzen auf einem optimierten Bewegungsmodell und wird anhand des Viterbi-Algorithmus durch Ermittlung der Beobachtungswahrscheinlichkeit P^* nach den Gleichungen 15.35 – 15.37 erreicht. Ein abschließender Vergleich der Beobachtungswahrscheinlichkeit mit einem vorgegebenen Schwellwert (hier: -10 bei logarithmischer Darstellung der Beobachtungswahrscheinlichkeit) realisiert schließlich die Erkennung oder Zurückweisung einer beobachteten Merkmalssequenz. Das optimierte Bewe-

¹⁸⁸ S. [Bau1], [Dud1], [Kam2], [Pfi1], [Rab1]

gungsmodell bleibt hierbei unverändert. Die wichtigsten Parameter der Bewegungserkennung am Beispiel der Unterarmbewegung werden inklusive der Signalverarbeitungsparameter in Tabelle 9.1 angegeben.¹⁸⁹

Die Verwendung einer logarithmischen Darstellung der Beobachtungswahrscheinlichkeit begründet sich sowohl in der Modelloptimierung als auch in der Bewegungserkennung durch eine einfachere algorithmische Behandlung sehr kleiner Zahlendifferenzen (beispielsweise beim Schwellwertvergleich im Rahmen der Modelloptimierung), da die zu verarbeitenden Wahrscheinlichkeiten lediglich Werte zwischen Null und eins annehmen kann.¹⁹⁰

Parameter	Wert
Schwellwert der Signalkurzzeitenergie (für die Aktivphasenerkennung)	$50 \left(\frac{m}{s^2}\right)^2$
Messkanal zur Definition der Segmentgrenzen (für die Segmentierung)	Beschleunigung der x-Achse
Minimale Segmentamplitude (für die Segmentierung)	5 % der im gesamten Messkanal ermittelten, maximalen Signalamplitude
Minimale Segmentdauer (für die Segmentierung)	50 ms
Stufen der Amplitudenskala (für die Diskretisierung)	100 m/s ² und 100 Grad/s
Anzahl der Referenzvektoren (für die Diskretisierung)	26
Anzahl der Modellzustände (für die Modellinitialisierung)	5
Größe des Merkmalsraumes (für die Modellinitialisierung)	260
Verwendete Segmentmerkmale (für die Modellinitialisierung)	Diskreter Richtungsvektor der Beschleunigung, diskrete Vektoramplitude
Schwellwert zur Verbesserungsprüfung der Beobachtungswahrscheinlichkeit (für die Modelloptimierung)	10 ⁻⁵ bei logarithmischer Darstellung der Beobachtungswahrscheinlichkeit
Schwellwert zur Erkennung korrekt ausgeführter Bewegungssequenzen (für die Bewegungserkennung)	-10 bei logarithmischer Darstellung der Beobachtungswahrscheinlichkeit

Tabelle 9.1: Parameter der Bewegungserkennung für die Unterarmbewegung im Anwendungsfall des Handballwurfes

¹⁸⁹ S. [Kam2]

¹⁹⁰ S. [Man1], [Rab1]

10 Validierung der Bewegungserkennung

10.1 Definition der Testbedingungen

Für die Validierung der Bewegungserkennung werden nachfolgend die Testbedingungen und -methoden angegeben. Anschließend werden die verwendete Konfiguration und die durchgeführten Experimente beschrieben und die erreichten Ergebnisse dargestellt und interpretiert.

Die zu erkennenden Bewegungen wurden anhand von vorgegebenen Bewegungsmustern eines menschlichen Körpers zur Simulation einer Anwendung der Bewegungserkennung im professionellen Sport validiert. Hierfür wurden die Experimente in Begleitung eines professionellen Athleten und eines Übungsleiters durchgeführt. Die Körpermaße des teilnehmenden Athleten ergaben sich zu ca. 1,80 m Körpergröße und einem Körpergewicht von ca. 75 kg.¹⁹¹

Um die Validierung der Stabilität und Zuverlässigkeit der Signalverarbeitung unter möglichst authentischen Testbedingungen durchführen zu können, wurden durchgängig reale Versuche durchgeführt (Real-World-Experiment). Anhand der Vorgabe und unter Aufsicht des Übungsleiters wurden eine Versuchsreihe aus realen, möglichst ideal ausgeführten Bewegungsmustern von Übungsformen sowie eine Reihe hierfür jeweils typisch fehlerhafter Bewegungsmuster durchgeführt. Alle Versuchsreihen wurden in einem flüssigen Bewegungsablauf mit authentischer Geschwindigkeit und unter Einsatz realer Kraftverhältnisse ausgeführt. Die Signalerfassung wurde mit Hilfe mehrerer, parallel betriebener Inertialsysteme erreicht. Hierzu wurden am Körper des Athleten im Rahmen einer ersten Messreihe acht inertielle Messeinheiten anhand einfacher Vorrichtungen manuell befestigt. Die Inertialeinheiten wurden in einer zu den gewählten Körpersegmenten während der gesamten Messung konstanten, räumlichen Beziehung an den Ober- und Unterarmen, an den Fußgelenken sowie am Rücken und an der Brust des Athleten angebracht.¹⁹²

Für eine zusätzliche, optische Überprüfung der Bewegungsqualität wurden neben den inertialen Messungen begleitende Videoaufnahmen sowie zur Identifizierung der

¹⁹¹ S. [Kam2]

¹⁹² S. [Kam2]

Inertialeinheiten Aufnahmen mit einem optischen, markerbasierten Bewegungserfassungssystem erstellt.

Im Rahmen einer zweiten Messreihe wurde mit Hilfe eines für die Bewegungserkennung angefertigten Multisensoranzugs, in den bis zu zwölf Inertialeinheiten gleichzeitig integriert wurden, eine Inbetriebnahme in einer sehr kurzen Zeit (< 5 Minuten) bei Minimierung des benötigten Verkabelungsaufwandes (eine Daten- und Spannungsleitung) erreicht. Für einen weiteren Schritt ist die Ersetzung der kabelgebundenen Datenübertragung durch eine kabellose Schnittstelle geplant, diese lag allerdings zum Zeitpunkt der Versuchsreihen noch nicht vor. Eine Darstellung der körperfesten Inertialeinheiten ist in Abbildung 10.1 angegeben.¹⁹³

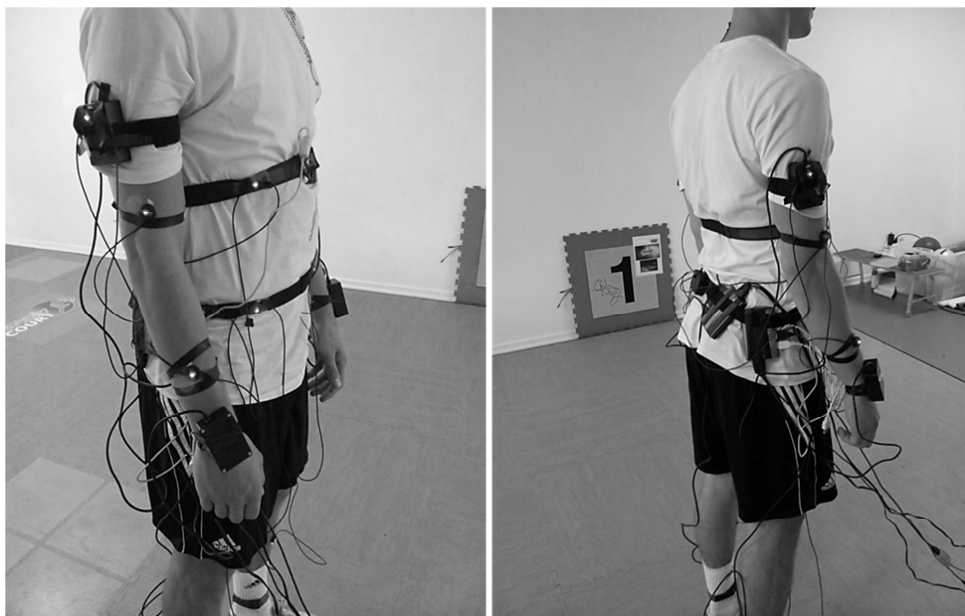


Abbildung 10.1 Anbringung der Inertialeinheiten am Körper des Athleten (ohne Multisensoranzug)

10.2 Validierung des vorgestellten Konzeptes zur Bewegungserkennung

Der teilnehmende Athlet wurde gebeten, einen vorgegebenen, möglichst idealen Bewegungsablauf eines Handballwurfs und einen aus Sicht des Übungsleiters typisch fehlerhaften Bewegungsablauf mehrfach zu wiederholen (vgl. Abbildungen 8.3 und 8.4). Für die Validierung der rechten Unterarmbewegung im Rahmen eines Handballwurfes wurde, wie in den Kapiteln 8 und 9 dargestellt, ein Markov-Modell mit fünf ver-

¹⁹³ S. [Kam2]

borgenen Zuständen und einem diskreten Merkmalsraum aus 26 sowie bei Verwendung des zusätzlichen Merkmals der Segmentamplituden aus 260 beobachtbaren Merkmalen verwendet.¹⁹⁴

Im Rahmen der Validierung wurden alle Versuchsreihen in einem überdachten Raum, ohne weitere Vorbereitung dieses Raumes für die inertialbasierte Messung und ohne jegliche Voraussetzungen dafür, durchgeführt. Sowohl die korrekten als auch die fehlerhaften Ausführungen wurden unter gleichen Messbedingungen mit einer Abtastfrequenz von 100 Hz sowie einem Messbereich von ± 8 g und ± 300 %/s für die Beschleunigungs- und Drehratensensoren erfasst.

Die in Abbildung 10.2 dargestellten Ergebnisse der Aktivphasenerkennung zeigen die erfolgreiche Entfernung inaktiver Signalbereiche vor und nach der zu erkennenden Bewegung. Es ist zu beobachten, dass die Grenzen der aktiven Phasen konzeptgemäß für alle Messkanäle gleich definiert sind. Die erwartete Beibehaltung inaktiver Phasen in vereinzelt Kanälen tritt im vorliegenden Fall vor Beginn der Bewegung nicht und in der z-Komponente der Beschleunigung zum Ende hin nur geringfügig auf. Durch die Aktivphasenerkennung wird zum einen die Länge der zu verarbeitenden Signale um circa 30 % verkürzt und zum anderen einem Einfluss der inaktiven Phasen auf die anschließende Segmentierung vorgebeugt.

Die Segmentierung der aktiven Signalphasen wird ohne und mit Filterung der Segmentgrenzen anhand der in Tabelle 9.1 angegebenen Regeln in den Abbildungen 10.3 und 10.4 angegeben.

¹⁹⁴ S. [Kam2]

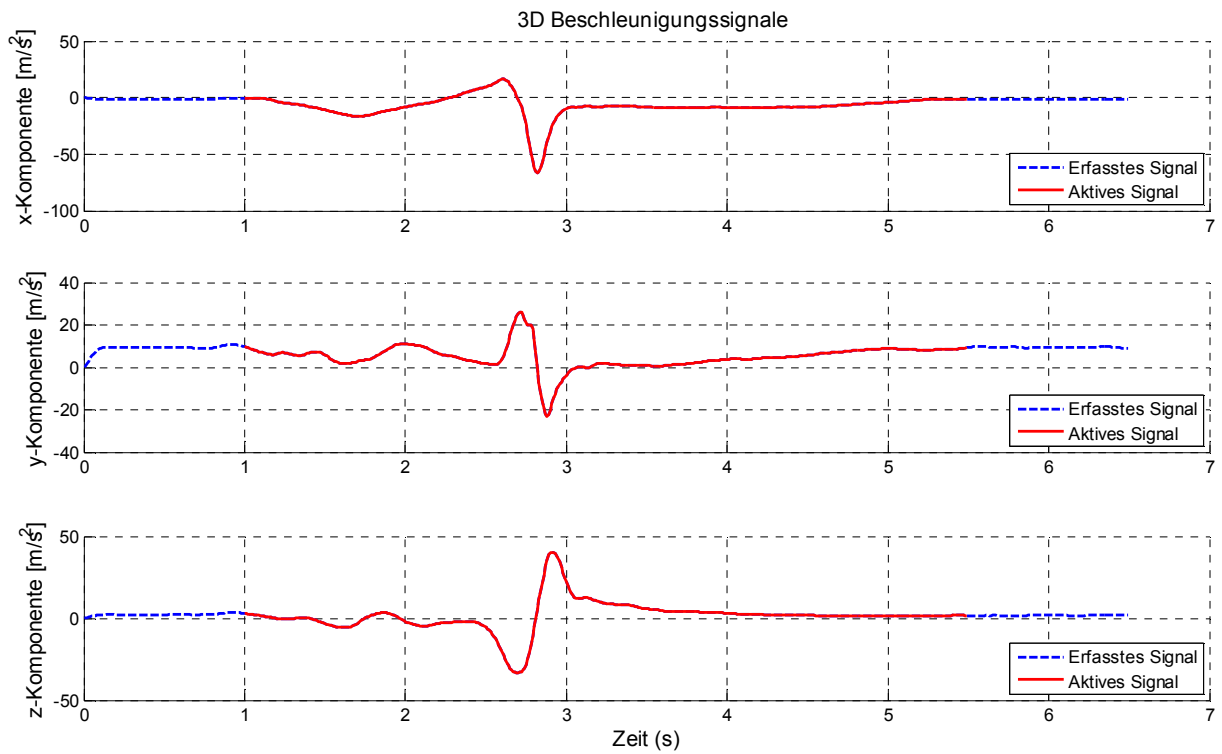


Abbildung 10.2 Ergebnisse der Aktivphasenerkennung für die Beschleunigungssensoren
(Drehraten äquivalent)

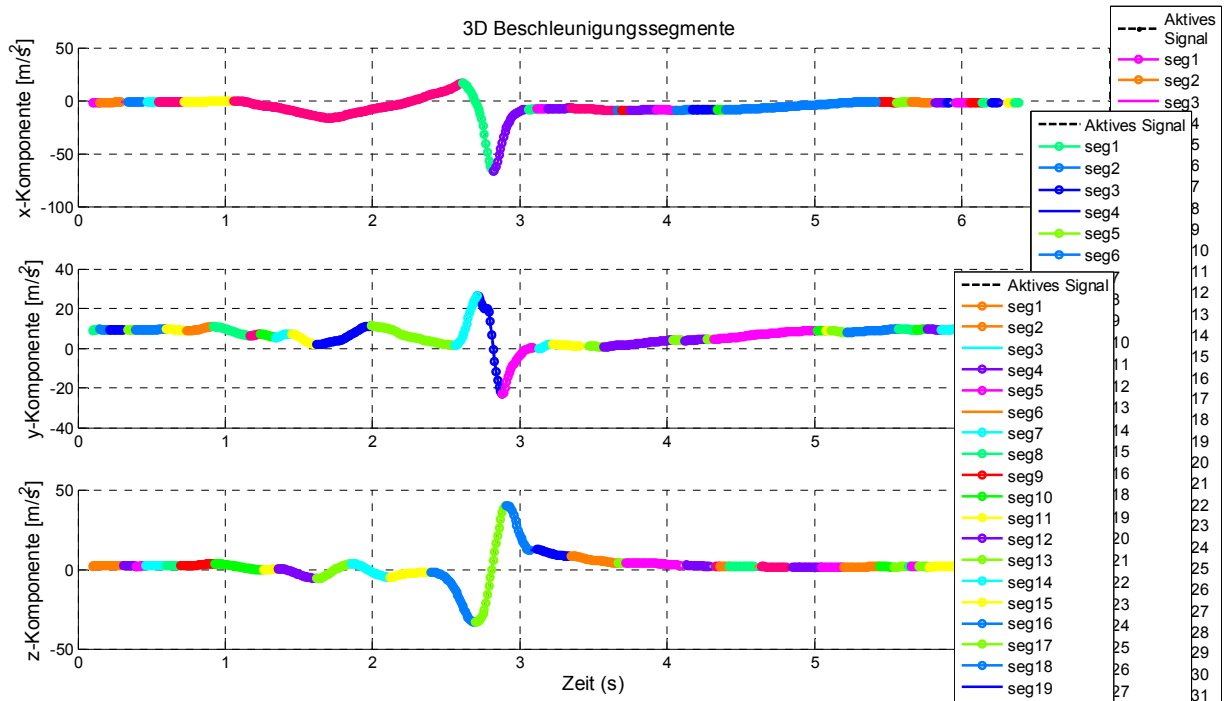


Abbildung 10.3 Ergebnisse der Signalsegmentierung ohne Filterung für die Beschleunigungssensoren
(Drehraten äquivalent)

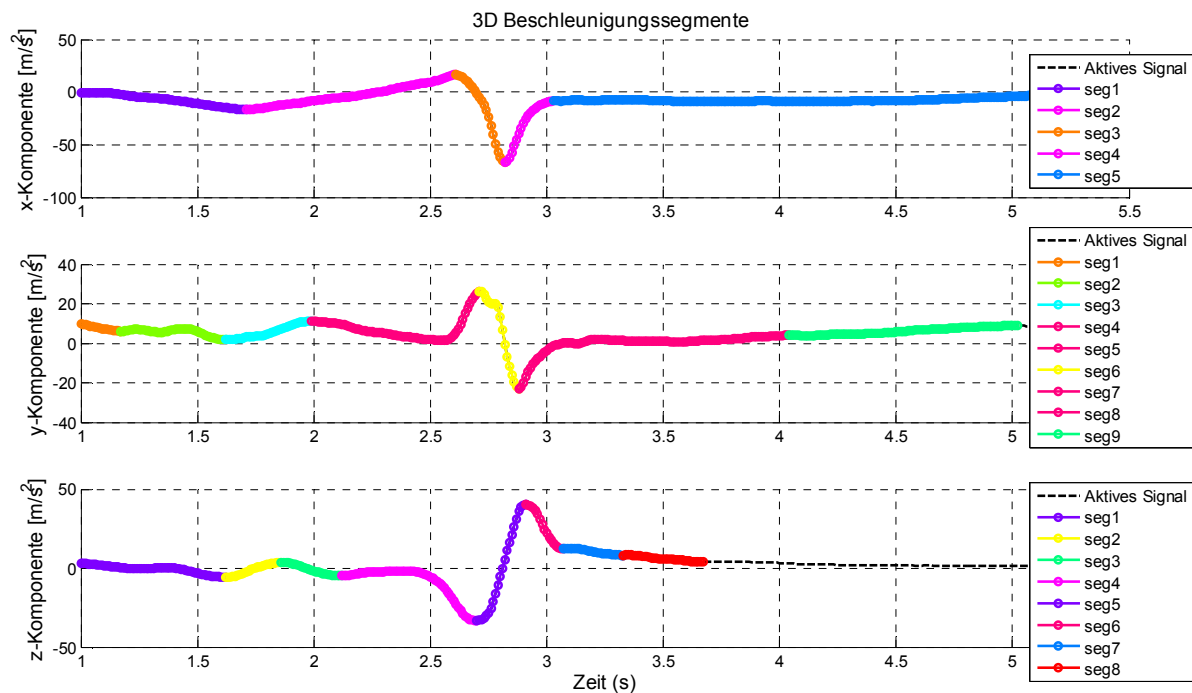


Abbildung 10.4 Ergebnisse der Signalsegmentierung mit Filterung für die Beschleunigungssensoren (Drehraten äquivalent)

Anhand der dargestellten Segmentierungsergebnisse lässt sich zeigen, dass die angewandten Filterregeln eine erhebliche Reduktion der Anzahl und Dichte ermittelter Segmente und damit eine deutliche Vereinfachung der nachfolgenden Merkmalsextraktion erlauben (vgl. auch Legenden in den Abbildungen 10.3 und 10.4). Zudem bietet sich aufgrund der gemeinsamen Unterteilung mit den in Abbildung 8.3 gezeigten, optisch sichtbaren Phasen der Unterarmbewegung die x-Komponente der Beschleunigungen zur Definition der zeitlichen Segmentgrenzen für die Merkmalsextraktion und zugleich zur Nutzung eines Bewegungsmodells mit fünf Zuständen an. Die Ergebnisse der Merkmalsextraktion im kontinuierlichen Raum sind in Abbildung 10.5 angegeben.

Für die fünf, durch die x-Komponente der Beschleunigung vorgegebenen Segmente resultieren fünf dreidimensionale Segmentvektoren, die zusammen mit den dazugehörigen Amplituden für jedes Segment einen vierdimensionalen Merkmalsvektor im kontinuierlichen Merkmalsraum bilden. Die zur Verwendung eines diskreten Markov-Modells durch Diskretisierung gewonnenen Vektoren zeigt Abbildung 10.6.

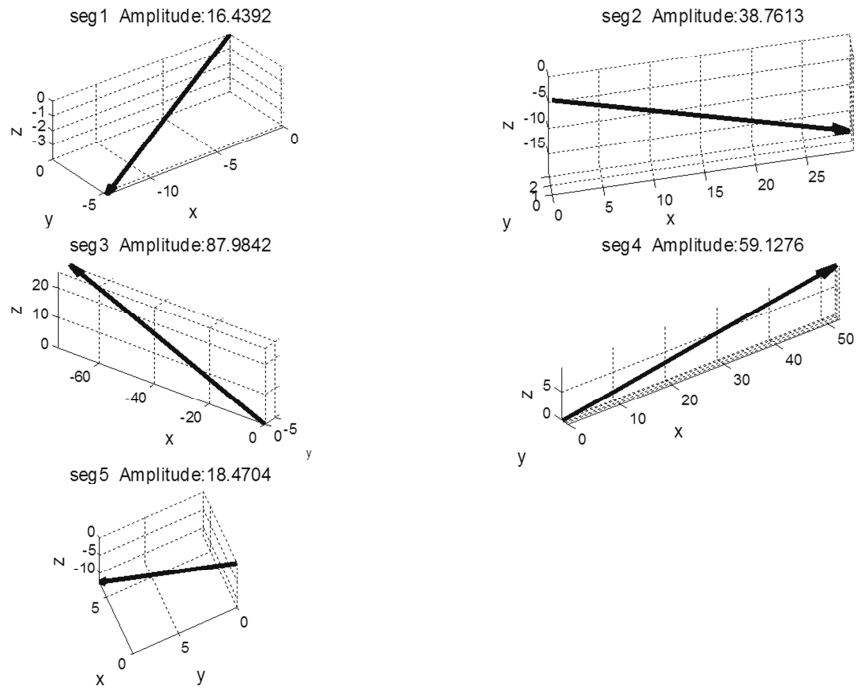


Abbildung 10.5 Ergebnisse der Merkmalsextraktion für die x-Komponente der Beschleunigung (Drehraten äquivalent)

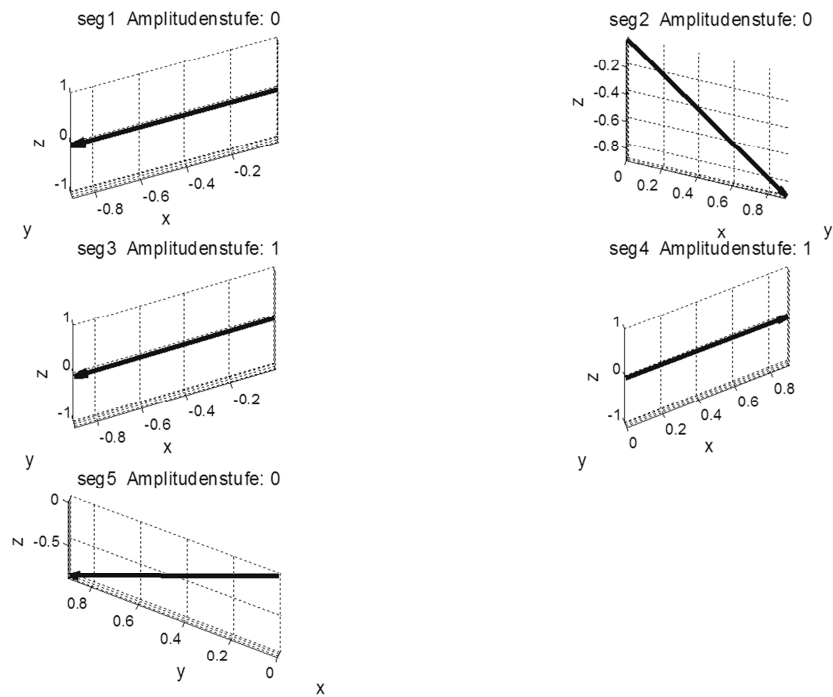


Abbildung 10.6 Ergebnisse der Merkmalsdiskretisierung für die x-Komponente der Beschleunigung (Drehraten äquivalent)

Das Ergebnis der Merkmalsdiskretisierung ist für die kontinuierlichen Segmentvektoren durch Einheitsvektoren aus dem diskreten Raum und für die kontinuierlichen Amplituden durch diskrete Amplitudenstufen als ganze Vielfache von 100 m/s² gegeben (vgl. beispielsweise 3. Segment in den Abbildungen 10.5 und 10.6). Merkmale außerhalb des zuvor definierten Alphabets lassen sich erwartungsgemäß nicht feststellen.

Anhand eines konzeptgemäß mit einer Merkmalssequenz optimierten Bewegungsmodells wird die Bewegungserkennung für sieben fehlerhafte und sieben korrekte Ausführungen der vorgegebenen Unterarmbewegung validiert. Im Sinne einer Minimierung der Merkmalsvektordimension wird zunächst eine Bewegungserkennung allein mit Hilfe der diskreten Einheitsvektoren und erst anschließend mit dem zusätzlichen Amplitudenmerkmal untersucht. Die Ergebnisse der fehlerhaften Ausführungen sind für einen drei- und einen vierdimensionalen Merkmalsvektor in den Abbildungen 10.7 und 10.8 und die Ergebnisse der korrekten Ausführungen in den Abbildungen 10.9 und 10.10 angegeben.¹⁹⁵

Mit einer Ausnahme einer falschen Erkennung in Abbildung 10.7 bei Nutzung lediglich dreier Merkmale fallen alle Erkennungsergebnisse korrekt und erwartungsgemäß aus. Für die oben genannte, falsche Erkennung lässt sich feststellen, alle dass diskreten Segmentvektoren mit einer korrekten Ausführung deckungsgleich ausfallen. Werden allerdings zusätzlich die Amplituden betrachtet, können auch solche Ausführungsformen mit Beobachtungswahrscheinlichkeiten deutlich unterhalb der Erkennungsschwelle eindeutig zurückgewiesen werden. Eine Übersicht der Ergebnisse der Bewegungserkennung kann den Tabellen 10.1 und 10.2 entnommen werden.¹⁹⁶

Insgesamt wurden für die Bewegungserkennung des Unterarmes am Anwendungsbeispiel des Handballwurfs bei Nutzung von drei Merkmalen circa 93 % und bei Nutzung von vier Merkmalen 100 % der erwarteten Ergebnisse erreicht. Eine Erhöhung der Merkmalsanzahl erlaubt somit eine bessere Zurückweisung fehlerhafter Ausführungen, sodass der vorgestellte Algorithmus eine applikationsabhängige Optimierung der Merkmalsanzahl oder auch des Merkmalsraumes hinsichtlich der Erkennungsgenauigkeit sowie ihrer Toleranz erlaubt. Zudem können die Anzahl und die Positionen der verwendeten Inertialeinheiten im Sinne eines modularen Ansatzes ebenfalls applikationsabhängig gewählt werden.

¹⁹⁵ S. [Kam2]

¹⁹⁶ S. [Kam2]

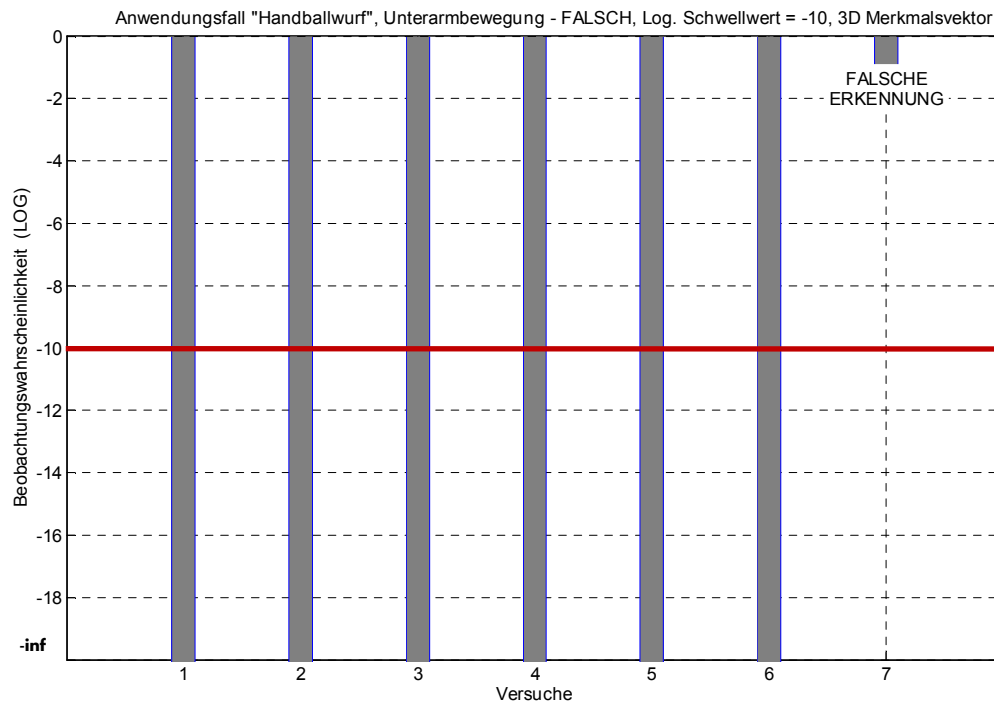


Abbildung 10.7 Ergebnisse der Bewegungserkennung für sieben fehlerhafte Ausführungen (Dreidimensionaler Merkmalsvektor)

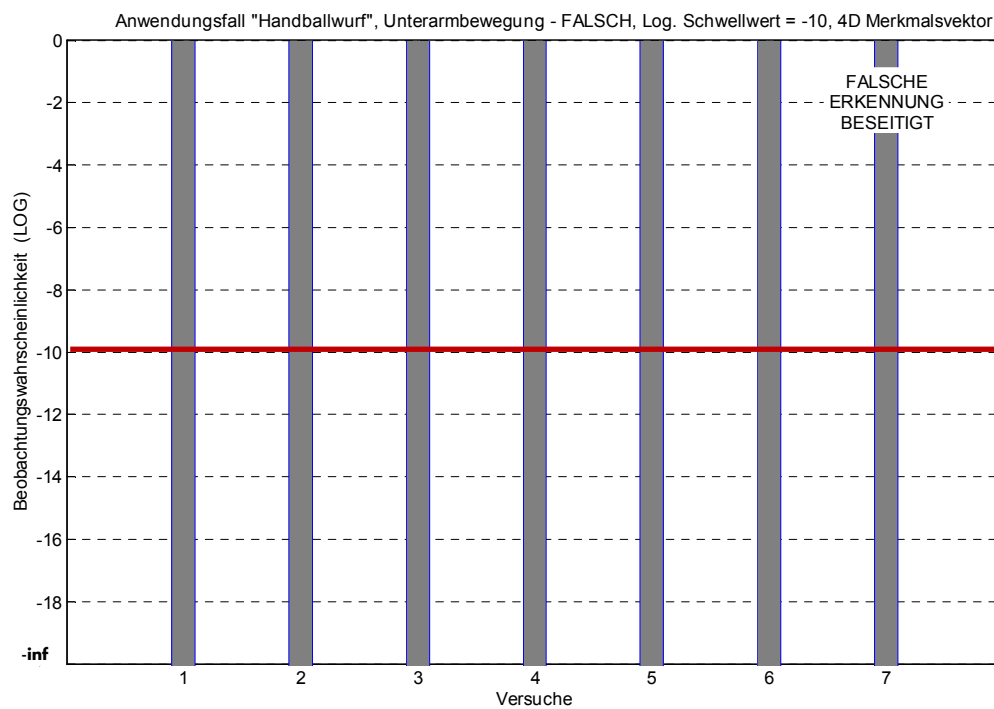


Abbildung 10.8 Ergebnisse der Bewegungserkennung für sieben fehlerhafte Ausführungen (Vierdimensionaler Merkmalsvektor)

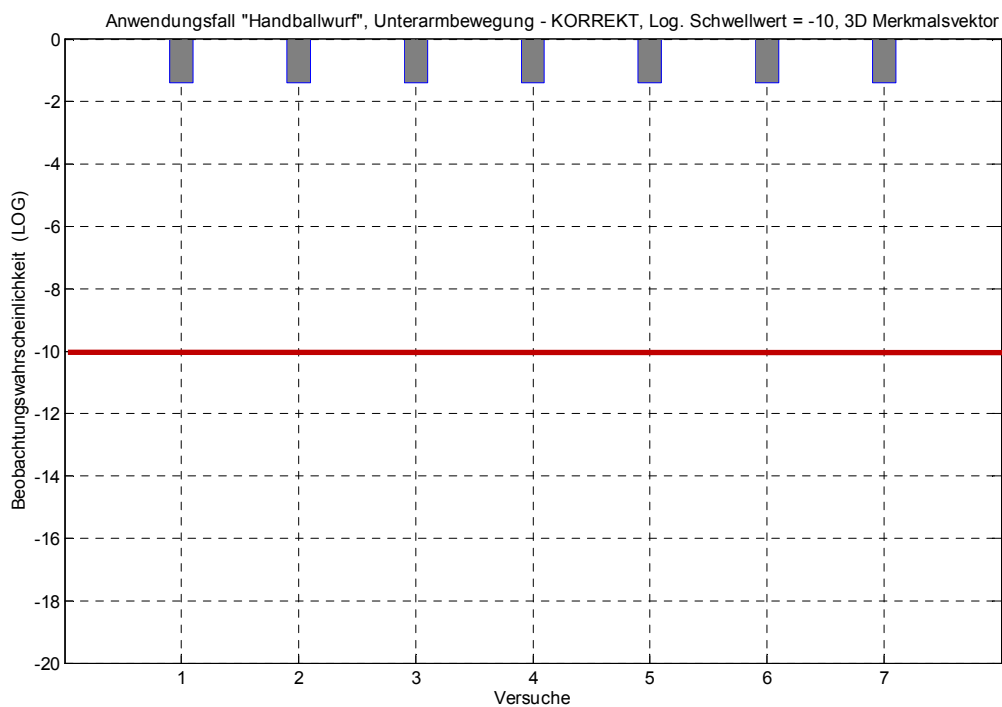


Abbildung 10.9 Ergebnisse der Bewegungserkennung für sieben korrekte Ausführungen
(Dreidimensionaler Merkmalsvektor)

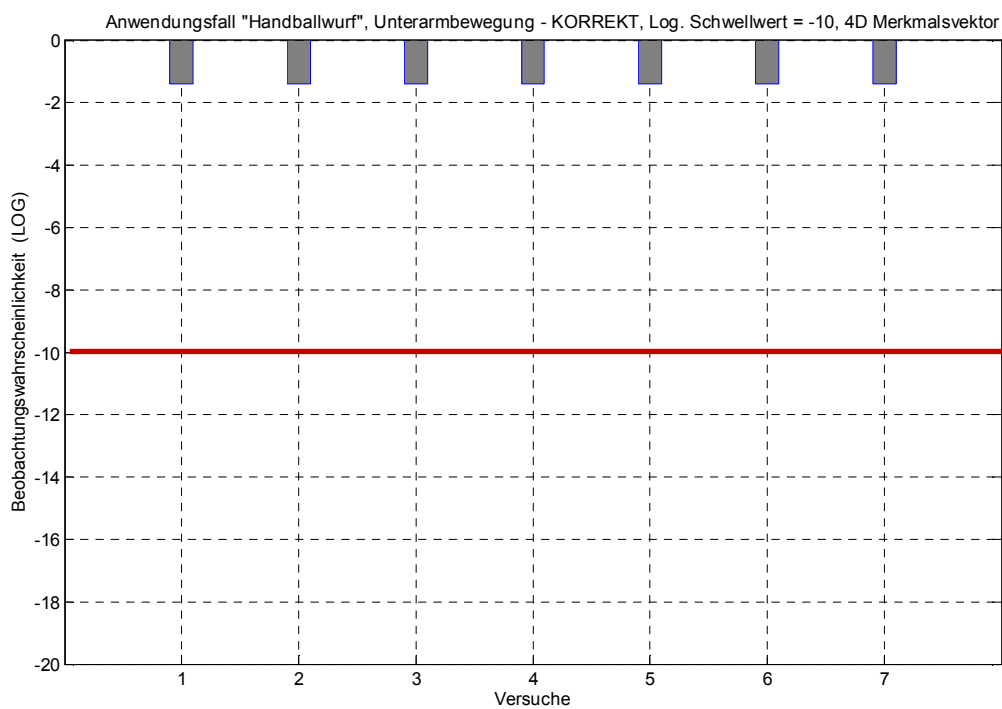


Abbildung 10.10 Ergebnisse der Bewegungserkennung für sieben korrekte Ausführungen
(Vierdimensionaler Merkmalsvektor)

Fehlerhafte Ausführung							
Anwendungsfall "Handballwurf", Unterarmbewegung - FALSCH, Log. Schwellwert = -10, 3D Merkmalsvektor							
Versuch	1	2	3	4	5	6	7
log (P)	-Inf	-Inf	-Inf	-Inf	-68.631266	-Inf	-1.386294
Anwendungsfall "Handballwurf", Unterarmbewegung - FALSCH, Log. Schwellwert = -10, 4D Merkmalsvektor							
Versuch	1	2	3	4	5	6	7
log (P)	-Inf	-Inf	-Inf	-Inf	-71.156994	-Inf	-25.798440

Tabelle 10.1: Ergebnisse der Bewegungserkennung für sieben fehlerhafte Ausführungen

Korrekte Ausführung							
Anwendungsfall "Handballwurf", Unterarmbewegung - KORREKT, Log. Schwellwert = -10, 3D Merkmalsvektor							
Versuch	1	2	3	4	5	6	7
log (P)	-1.386294	-1.386294	-1.386294	-1.386294	-1.386294	-1.386294	-1.386294
Anwendungsfall "Handballwurf", Unterarmbewegung - KORREKT, Log. Schwellwert = -10, 4D Merkmalsvektor							
Versuch	1	2	3	4	5	6	7
log (P)	-1.386294	-1.386294	-1.386294	-1.386294	-1.386294	-1.386294	-1.386294

Tabelle 10.2: Ergebnisse der Bewegungserkennung für sieben korrekte Ausführungen

Die erreichten Validierungsergebnisse zeigen die Qualifikation des gewählten Bewegungserkennungsalgorithmus zur Umgehung der Sensordriftproblematik durch den Verzicht auf eine numerische Integration der Beschleunigungs- und Drehratensignale. Für die Modelloptimierung wurde zudem durch einen verbesserten Algorithmus lediglich eine einzelne, ideale Merkmalssequenz verwendet. Dies zeigt sich neben der Verwendung eines Multisensorsystems im Sinne eines modularen Smart-Clothes-Konzepts hinsichtlich der einfachen und schnellen Anwendung der Bewegungserkennung als sehr vorteilhaft.

Eine Betrachtung möglicher Fehlerquellen falsch ausgeführter Bewegungsabläufe kann für den gesamten Körper durch die Zuordnung der bewegungsrelevanten Inertialeinheiten zu jeweils einem Bewegungsmodell sowohl auf der Ebene der einzelnen Inertialeinheiten als auch auf der Ebene der Bewegungssegmente und der idealerweise erwarteten Merkmale erfolgen.

Eine referenzlose, abschattungsfreie und kostengünstige Erfassung und Erkennung schneller menschlicher Bewegungsabläufe unter Verwendung eines hierfür gemeinsamen, inertialbasierten Ganzkörper-Multisensorsystems konnte erreicht werden.

11 Anwendungen

Für die im Rahmen der vorliegenden Arbeit vorgestellten Konzepte werden in diesem Kapitel verschiedene mögliche Anwendungsszenarien aus den Bereichen Industrie, Logistik, Medizintechnik, Sport und Gesellschaft diskutiert. Dabei werden weitere Anwendungen nicht ausgeschlossen, jedoch soll ein stellvertretender Überblick zur Darstellung der Leistungsfähigkeit der vorgestellten Konzepte geliefert werden.

11.1 Rahmenbedingungen

Das Ziel der Multisensorintegration im Rahmen der vorliegenden Arbeit war es stets Systemkonzepte zu schaffen, deren Leistungsfähigkeit die der Einzelsysteme im Alleinbetrieb übersteigt, um dadurch zum aktuellen Stand der Technik nicht oder nur eingeschränkt erschlossene Anwendungsfelder zu realisieren.

Da die Multisensorintegration zur Objektverfolgung mit der Bereitstellung der Hardwarekomponenten sowie der dafür benötigten Algorithmen einhergeht, entsteht im Vergleich zu einem reinen Inertialsystem je nach Anzahl und Funktionsprinzipien der verwendeten Stützsysteme ein erhöhter Entwicklungsaufwand. Zudem wird eine leichte Vergrößerung der Multisensorplattform im Vergleich zu einer reinen Inertialeinheit aufgrund der zusätzlichen Sensoren unumgänglich. Dieser Aufwand erweist sich allerdings durch eine höhere Leistungsfähigkeit der Objektverfolgung, vor allem durch eine geringe Abhängigkeit von einzelnen Ortungstechnologien, als gerechtfertigt.

Für die Bewegungserkennung ist der Einsatz von Stützsystemen nicht notwendig, da die Referenzinformation anhand ebenfalls inertial gewonnener Bewegungsmuster zur Verfügung gestellt wird. Da jede einzelne Inertialeinheit über ein Bewegungsmodell für jeden einzelnen Anwendungsfall beziehungsweise jede Bewegungsform verfügt, zeichnet sich die vorgestellte Bewegungserkennung nicht nur durch die ganzheitliche, sondern auch durch eine detaillierte Aussage über die Qualität der zu erkennenden Bewegungen aus.¹⁹⁷

Ein im Rahmen dieser Arbeit entwickeltes Funktionsmuster greift für die Bewegungserkennung auf einen Multisensorzug zurück, in dem bis zu zwölf autark betriebene Inertialeinheiten integriert werden können, wobei eine dieser Einheiten auch

¹⁹⁷ S. [Kam2]

für die drahtlose Datenübertragung an einen Messcomputer verwendet werden kann (vgl. Abbildung 11.1).¹⁹⁸



Abbildung 11.1: Referenzloser Multisensoranzug aus low-cost Inertialeinheiten zur dreidimensionalen Bewegungserkennung (Foto: CCASS Darmstadt, Berezowski et al.)

Durch Nutzung des Multisensoranzugs ist eine Inbetriebnahme der Bewegungserkennung innerhalb einer kurzen Zeit ohne zusätzlichen Verkabelungsaufwand möglich. Alternativ wären in diesem Rahmen auch Konzepte mit Teilkörperabdeckung (z.B. Stirnbänder, Strümpfe, etc.) oder Klettverschlussysteme denkbar. Die Anwendung der vorgestellten Bewegungserkennung ist vollständig unabhängig von der Arbeitsumgebung, Abschattungseffekten oder externen Signalen.

11.2 Industrie

Im industriellen Umfeld sind vor allem im Rahmen des Konzeptes der vierten industriellen Revolution (auch: Industrie 4.0), bei der intelligente Fabriken eine zentrale Rolle spielen (Smart-Factory-Konzept), Anwendungen für die vorgestellte Objektverfolgung denkbar, in denen ein Produktionsgut selbst seine Identität, seinen Zustand und seine Bewegungshistorie nutzen kann, um selbständig eine Vorhersage über die optimale Weiterverarbeitung zu treffen und an die nächste Produktionseinheit (z.B. einen Schweißroboter) zu übermitteln. Damit wären nicht nur sehr flexible Produktionspro-

¹⁹⁸ S. [Kam2]

zesse realisierbar, in denen die finale Form eines Produktes noch innerhalb der Fertigung entscheidend verändert werden kann, sondern auch Rückverfolgungssysteme innerhalb der Produktion, die eine Nachverfolgung des aktuellen Ortes, möglicher Verluste oder Beschädigung (z.B. durch einen Sturz) jedes einzelnen Produktionsgutes oder beliebigen Materialflusses erlauben.

11.3 Transport und Logistik

In der modernen Logistik werden Personen, Fahrzeuge, Produktionsgüter, Werkzeuge, Container und Rohstoffe oft zeitgleich, in großer Zahl und unter strengsten Bedingungen an korrekter Abfertigung, optimaler Ressourcenverwertung und zeitlicher Effizienz bewegt. In solchen Prozessen kann eine Objektverfolgung, die einen abschtungsfreien, hybriden Indoor-Outdoor-Einsatz durch eine kostengünstige Multisensorintegration realisiert, eine deutliche Verbesserung gegenüber aktuell vorhandenen Systemen erlauben, die bei Veränderung der Einsatzumgebung oder ungünstiger Bebauung des Geländes (z.B. hohe Gebäude) an ihre Grenzen stoßen.¹⁹⁹

Eine im Rahmen dieser Arbeit als Funktionsmuster validierte Anwendung wäre beispielsweise für die Distributionslogistik einer Automobilfertigung gegeben, bei der fertiggestellte Fahrzeuge vom Fertigungsband bis zum Endkunden transportiert werden (vgl. Abbildung 11.2). Ohne Kennzeichen oder herausragende Unterscheidungsmerkmale sind Verlust oder Austausch von Fahrzeugen im Feld leicht möglich. Zudem können im Distributionsprozess unvorhersehbare Engpässe durch fehlende Ressourcen oder blockierte Fahrwege entstehen. Hier kann ein durchgängiges Ortungssystem durch eine zentrale, nahtlose Verfolgung aller durchgeführten Fahrtbewegungen und den Abgleich mit aktuellen und zukünftigen Transportaufträgen sowie den hierfür benötigten Ressourcen ein mächtiges Werkzeug darstellen.²⁰⁰

Die Objektverfolgung lässt sich auf beliebige andere Anwendungen mit ähnlicher Aufgabenstellung und vergleichbaren Herausforderungen übertragen. Denkbare Anwendungen wären etwa die Verfolgung von Personen (beispielsweise bei einem Aufenthalt in einem Gebäudeinneren) und Fahrzeugen (beispielsweise beim autonomen Fahren in stark bebauter oder überdachter Umgebung), die Kofferverfolgung an Flughäfen, die Verfolgung von Gewinnungsmaschinen unter Tage oder von Gabelstaplern und autonomen Fahrzeugen in der Produktions- und Lagerlogistik.

¹⁹⁹ S. [Kam1]

²⁰⁰ S. [Hai3], [Kam3]



Abbildung 11.2: Funktionsmuster einer Inertialeinheit mit einem GPS-Referenzsystem zur abschattungs-freien Objektverfolgung in der Distributionslogistik

11.4 Medizintechnik

Für den medizintechnischen Einsatz sind mit der vorgestellten Bewegungserkennung beispielsweise in der Rehabilitation und Physiotherapie gezielte Übungen und Bewegungsformen in frei definierbaren Schwierigkeitsstufen und für eine ebenfalls definierbare Anzahl beteiligter Körperteile realisierbar. Der Algorithmus der Bewegungserkennung kann hierfür sowohl bezüglich einer optimalen als auch einer dem gesundheitlichen Zustand des Patienten individuell angepassten Referenzbewegung konfiguriert werden.

Im Vergleich zum heutigen Stand der Technik ist im alltäglichen Einsatz eine deutliche Vereinfachung erreichbar, da die in der Regel auf optische Messprinzipien zurückgreifenden, herkömmlichen Messsysteme oft in ihrer Bedienung als auch in der Kalibrierung insbesondere für medizinisch ausgebildetes Personal komplex und zeitintensiv sind.

Weitere Anwendungen in der Medizintechnik sind in der klinischen Diagnose für die Erkennung von gestörten Bewegungsprofilen und Fehlhaltungen, beispielsweise in der Kinderorthopädie oder als zusätzliche Entscheidungshilfe vor einem möglichen operativen Eingriff, denkbar.

11.5 Sportwissenschaften

Insbesondere im Leistungssport finden sich in der Optimierung von Bewegungsabläufen, der Koordinations- und Reaktionsfähigkeiten von Spitzensportlern viele Anwendungsmöglichkeiten für eine ganzheitliche Bewegungserkennung. Hierzu könnten beispielsweise neuartige Übungsansätze für Abschluss- und Passbewegungen in Ballsportarten, Vor- und Rückhandtechniken im Schlägersport oder Schlagtechniken im Golf- und Hockeysport gehören. Im Vergleich von aktuell verwendeten, oft optischen Messsystemen zur Bewegungsanalyse in der Sportwissenschaft können bezüglich Abschattungsfreiheit, unmittelbarer Einsatzbereitschaft und kostengünstiger Realisierung klare Vorteile aufgezeigt werden. Hierbei können bestimmte Bewegungsabläufe unter Aufsicht eines Übungsleiters trainiert und die Bewegungserkennungsalgorithmen bezüglich einer allgemein anerkannten oder für den einzelnen Sportler individuell festgelegten Idealbewegung optimiert werden. Aufgrund der autarken, daher vollständig kapselbaren Inertialeinheiten ist außerdem ein Einsatz der Bewegungserkennung jederzeit auch unter Wasser denkbar.

Außerhalb des professionellen Sports sind für die Bewegungserkennung weitere Anwendungen, beispielsweise beim Einstudieren neuer Bewegungstechniken in Tanzschulen und in der Filmproduktion oder auch in interaktiven Trainingsgeräten in Sportzentren realisierbar.

11.6 Gesellschaft

Der in modernen industriellen Gesellschaften mit ihrer immer stärkeren Urbanisierung und Technisierung vorherrschenden Tendenz der geringen Bewegung kann mit intelligenten Bewegungskonzepten begegnet werden, die sich leicht, umgebungsunabhängig und kostengünstig in den Alltag der Menschen integrieren lassen. Hierzu kann das vorgestellte Konzept der Bewegungserkennung als einfach anwendbares, schnell betriebsbereites und kostengünstiges Inertialsystem einen Beitrag leisten. Denkbar wäre unter anderem der Einsatz als Trainingsgerät im privaten Umfeld oder als Präventionskonzept durch gezielte Bewegungsvorgaben in den Arbeitspausen. Auch sind Haltungsanalysen bei langem Arbeiten im Stehen oder am Schreibtisch ohne aufwändige Anzugssysteme mit mechanischer Haltungserkennung oder kamerabasierte Messverfahren denkbar.²⁰¹

²⁰¹ S. [Kam2]

Ein weiteres Anwendungsfeld lässt sich in der Konsumgeräteindustrie für den Einsatz der Bewegungserkennung als Ganzkörpereingabegerät in Videospielen und Anwendungen der virtuellen Realität aufzeigen. Gleichmaßen lassen sich beispielsweise auch Anwendungsfelder des intelligenten Wohnens (Smart-Home-Konzept) oder der Personalausbildung erschließen. Bei der Rettungspersonalausbildung kann die Bewegungserkennung etwa zur Optimierung der Reaktions- und Koordinationsfähigkeit und von Bewegungsabläufen im Gefahrenfall, falls notwendig ebenfalls unter Einsatz einer virtuellen Realität, herangezogen werden.

12 Diskussion der Ergebnisse und Ausblick

12.1 Wissenschaftlicher Beitrag zum aktuellen Stand der Technik

Um die technische Hürde der Kurzzeitcharakteristik kostengünstiger Inertialsysteme für intelligente Anwendungen der Objektverfolgung und Bewegungserkennung zu überwinden, wurden im Rahmen der vorliegenden Arbeit zwei mögliche Lösungsansätze vorgestellt.

Im Rahmen der Objektverfolgung wurde ein im Vergleich zu aktuell verfügbaren Glättungsalgorithmen vereinfachter Ansatz vorgestellt, bei dem die Variationen des Systemmodells, die Speicherung anfallender Kovarianzmatrizen sowie mathematisch aufwändige Matrixinversionen entfallen können. Numerische Instabilitäten aufgrund von Matrixinversionen können mit dem neuen Verfahren nicht mehr auftreten. Der schnelle Zuwachs der Navigationsfehler während Referenzausfällen konnte trotz vereinfachtem Glättungsalgorithmus deutlich verlangsamt werden. Zudem wurde durch die Verringerung zu speichernder Größen und durch das Entfallen von Matrixinversionen eine im Vergleich zu aktuellen Glättungsalgorithmen effizientere Möglichkeit zur Glättung von Estimationsergebnissen aufgezeigt.

Für die Leistungsmerkmale des Stützsystems oder für die Bewegungsform der zu verfolgenden Objekte, beispielsweise durch Zero-End-Acceleration- oder Zero-End-Velocity-Algorithmen wurden keine einschränkenden Anforderungen gestellt. Auch wurden keine Einschränkungen bezüglich der Objekttrajektorie und keine Reduktion verwendbarer Freiheitsgrade im Raum definiert. Eine beliebige, zum verwendeten Referenzsystem alternative Quelle von Referenzpositionen kann zudem ohne Veränderung der Algorithmen unmittelbar zur Stützung des Inertialsystems herangezogen werden. Hierzu wurden basierend auf Low-cost-Bildverarbeitung und einem WLAN-Fingerprinting-Verfahren zwei Möglichkeiten vorgeschlagen.

Insgesamt konnte durch das vorgestellte Konzept der Anwendung intelligenter Algorithmen die Nutzung der zu Navigationszwecken andernfalls nicht geeigneten mikro-mechanischen Inertialsysteme im Sinne einer innerhalb zeitlich begrenzter Referenzausfallintervalle nahezu driftfreien Trajektorie erreicht werden. Eine redundante Konfiguration der verwendeten Inertialsensoren oder eine aufwändige Stützsensoren wurden hierzu nicht verwendet.

Für die Erkennung schneller multidimensionaler Bewegungen am menschlichen Körper wurde ein ausschließlich inertiales Verfahren vorgestellt, während auf die Verwendung eines referenzbasierten Stützsystems oder einer numerischen Integration von Inertialsensordaten verzichtet wurde. Es wurde zudem ein Verfahren zur Bewegungserfassung **und** -erkennung erarbeitet, welches die im Vergleich zum aktuellen Entwicklungsstand von Bewegungserfassungssystemen für den Ganzkörpereinsatz gegebenen Einschränkungen durch hohen Anwendungsaufwand, zusätzlicher Geräteinfrastruktur und Abhängigkeit von externen Signalquellen vollständig kompensiert.

Neuartig an der Bewegungserkennung ist vor allem die Modelloptimierung mit Hilfe einer einzelnen Merkmalssequenz. In Verbindung mit den verwendeten Algorithmen zur Modelloptimierung und zur merkmalsbasierten Suche der optimalen Zustandssequenz wird durch den vereinfachten Optimierungsansatz eine hohe algorithmische Effizienz der Bewegungserkennung erreicht.

Der vorliegende Ansatz lässt eine Anwendung am gesamten menschlichen Körper zu und geht damit deutlich über die aktuell verfügbaren Handheld-Lösungen, beispielsweise zur Gestenerkennung an mobilen Endgeräten oder Spielekonsolen, hinaus. Einschränkungen bezüglich der Komplexität betrachteter Bewegungen auf einfache Gesten, der Lage einzelner Inertialeinheiten oder der nutzbaren Freiheitsgrade im Raum wurden nicht gestellt.

Im Rahmen der Bewegungserkennung wird aufgrund des Verzichtes auf eine numerische Integration der inertialen Sensordaten die Problematik der Kurzzeitstabilität umgangen. Die Erweiterbarkeit des vorgestellten Ansatzes ist zudem durch die Möglichkeit der freien Auswahl verwendeter, bewegungsrelevanter Signalmerkmale zur Modellierung der Bewegungsprozesse sowie der Anzahl und der Positionen der verwendeten Inertialeinheiten aufgrund des modularen Konzeptes der Bewegungserkennung uneingeschränkt gegeben.

12.2 Zusammenfassung der Ergebnisse und Ausblick in die Zukunft

Das für die vorliegende Arbeit definierte Ziel der Erweiterung der bislang nicht ausgeschöpften Anwendungsmöglichkeiten mikromechanischer Inertialsysteme für intelligente Applikationen der langzeitstabilen Objektverfolgung und Bewegungserkennung konnte durch die Anwendung intelligenter Algorithmen erreicht werden. Die Einschränkung der Anwendbarkeit auf bisher einfache, algorithmisch nichtintelligente Anwendungsfelder, wie die aktuell verfügbaren, inertialbasierten Orientierungs- und

Neigungsestimationen wurde durch die vorliegenden Ergebnisse zumindest für die vorgestellten Einsatzszenarien aufgehoben. Für die dargestellten Konzepte der Objektverfolgung in abschattungsbehafteter Einsatzumgebung und der referenzlosen Bewegungserkennung sind zudem deutlich verbesserte Anwendungen durch die Verwendung mikromechanischer Inertialsysteme erreicht worden.

Die vorgestellten Konzepte wurden im Rahmen von Forschungsprojekten in Zusammenarbeit mit Projektpartnern aus der Logistik- und Sportgeräteindustrie anhand realer Experimente unter einsatznahen, authentischen Belastungsbedingungen validiert.

In Rahmen zukünftiger Entwicklungen können die vorgestellten Algorithmen anwendungsbezogen angepasst, zusätzlich optimiert und bei Bedarf erweitert werden. Beispielsweise kann die Entwicklung und Erprobung weiterer, kostengünstiger Referenzsysteme für die Objektverfolgung oder die Nutzung alternativer Informationsquellen wie Landkarten, Datenbanken oder Fremdobjektkommunikation eine Verbesserung der besprochenen Ansätze ermöglichen. Für die Bewegungserkennung stellen Erweiterungen bezüglich der Kombination mit referenzbasierten Bewegungserfassungssystemen einen interessanten Ausblick dar.

13 Anhang 1: Lagedarstellung, WGS-84 und Referenzkoordinatensysteme

13.1 Darstellung der Lageinformation

Die Beschreibung einer Objektlage im Raum, die Veränderung dieser Lage über die Zeit sowie die Transformation in einem definierten Referenzkoordinatensystem gegebener Punkte und Vektoren in eine neue Lage oder in ein anderes Koordinatensystem erfordern die Definition geeigneter Parameter zur Darstellung von Drehungen.

In der Praxis werden drei verschiedene Verfahren angewandt: Die Eulerwinkel, die Quaternionen und die Richtungskosinusmatrix. Alle diese Verfahren haben in der praktischen Anwendung jeweils Vor- und Nachteile, sodass von Fall zu Fall entschieden werden muss, welche Methode einzusetzen ist. Alle genannten Lagedarstellungen lassen sich mit Hilfe von Rechenvorschriften jederzeit ineinander überführen.²⁰²

Die Eulerwinkel stellen die bekannteste Form der Lagedarstellung dar. Definiert werden die Eulerwinkel über drei Parameter, dem Roll-, dem Pitch- und dem Yaw-Winkel. Im deutschen Sprachraum verwendete Bezeichnungen sind auch der Roll-, der Nick- und der Gier-Winkel. Die drei Winkel realisieren jeweils eine mathematisch positiv definierte Drehung um die x-, y- und z-Achse eines kartesischen Koordinatensystems und werden in Abbildung 13.1 dargestellt. Der zentrale Vorteil der Eulerwinkel liegt in der Anschaulichkeit sowie in der einfachen Anwendbarkeit durch eine reihenfolgenrichtige Serie von Drehungen um die drei genannten Achsen. Ihr Nachteil, und damit auch der wesentliche Grund, warum diese Lagedarstellung nur bedingt für die inertielle Navigation geeignet ist, ist das Problem der Singularität in dem Fall, dass der Pitch-Winkel einen Wert um $\pm 90^\circ$ annimmt. Dieses Problem ist in der Wissenschaft unter dem Begriff „Gimbal Lock“ bekannt.²⁰³

Die Quaternionen bestehen aus insgesamt vier Parametern, die zu einem gemeinsamen Vektor zusammengefasst werden. Ein solcher Vektor beschreibt neben dem Ausmaß der Drehung auch die Achse im Raum, um die sich ein anderer Vektor einmalig drehen muss, um in eine neue Lage oder in anderes Koordinatensystem überführt zu werden. Ein wichtiger Vorteil der Quaternionen liegt in ihrer einfachen Überprüfbar-

²⁰² S. [Gro1], [Phi1], [Tit1], [Wen1], [Wec1]

²⁰³ S. [Gro1], [Phi1], [Tit1], [Wen1], [Wec1]

keit auf Konsistenz. Zudem lassen sich mit Quaternionen das Problem des Gimbal Lock lösen und auch die Berechnung von Quaternionen aus einem gegebenen Drehra-
tenvektor anhand allgemeiner Rechenvorschriften effizient realisieren.²⁰⁴

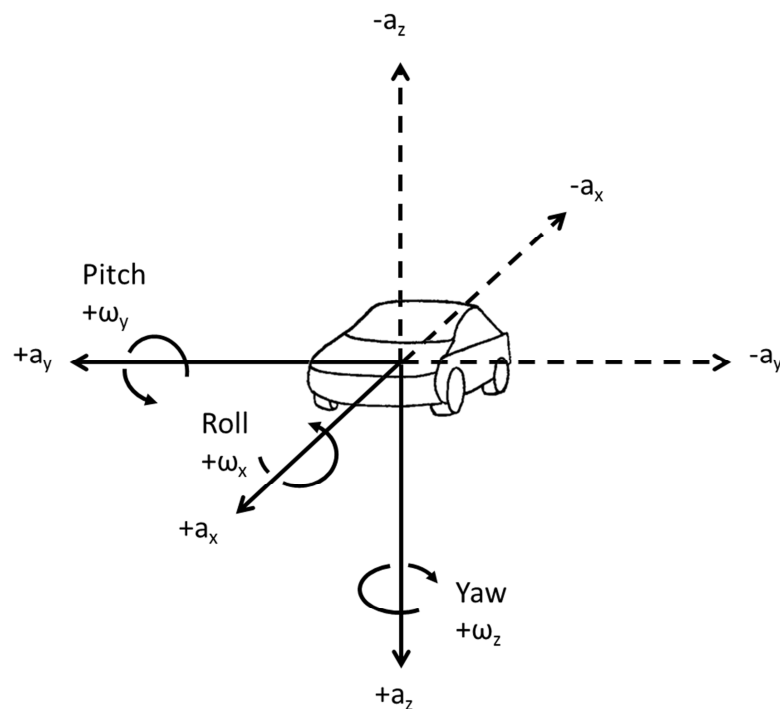


Abbildung 13.1: Darstellung der Eulerwinkel Roll, Pitch und Yaw am Beispiel des körperfesten Koordinatensystems eines Fahrzeugs

Die Richtungskosinusmatrix ist eine quadratische Matrix aus neun Parametern. Richtungskosinusmatrizen erlauben eine besonders einfache Transformation von Vektoren im Raum, da diese hierfür lediglich mit der entsprechenden Richtungskosinusmatrix zu multiplizieren sind. Weiterhin lässt sich eine inverse Transformation ohne weitere Zwischenschritte durch Transponierung der Richtungskosinusmatrix realisieren.²⁰⁵

13.2 Das World Geodetic System 1984

Viele Navigationssysteme, vor allem aber GPS, liefern dreidimensionale Positionen in horizontalen Koordinaten aus Breiten- und Längengrad sowie in Höhenmetern über dem durchschnittlichen Meeresspiegel. Die meisten in Europa und in den USA verwen-

²⁰⁴ S. [Gro1], [Phi1], [Tit1], [Wen1], [Wec1]

²⁰⁵ S. [Gro1], [Phi1], [Tit1], [Wen1], [Wec1]

deten Geräte nutzen das von der amerikanischen „National Imagery and Mapping Agency“ definierte geodätische Bezugssystem „World Geodetic System 1984“ (kurz: WGS-84). Navigationssysteme in anderen Teilen der Welt können davon abweichende Definitionen nutzen, was in einer höheren Genauigkeit für das jeweilige, geografische Gebiet begründet sein kann.²⁰⁶

WGS-84 liefert ein für die meisten Applikationen hinreichend genau angenähertes Modell der tatsächlichen Form der Erde. Das System definiert zudem die Grundparameter des Erdmodells, ein Referenzkoordinatensystem zur Navigation auf und über der Erdoberfläche sowie ein Schwerebeschleunigungsmodell und ein darauf basierendes, feines Raster von Flächen gleicher Schwerebeschleunigung, das sogenannte „Geoid-Raster“.²⁰⁷

Die Geoid-Oberfläche liefert für viele Navigationssysteme eine Bezugsoberfläche zur Angabe von Höhenkoordinaten über der durchschnittlichen Höhe des Meeresspiegels. Zudem definiert die Geoid-Oberfläche die Richtung der in der genauen Betrachtung dazu senkrecht liegenden tatsächlichen Orientierung der vertikalen Komponente des Navigationskoordinatensystems, sodass diese mit der Richtung des Schwerebeschleunigungsvektors ideal zusammenfällt.²⁰⁸

13.3 Referenzkoordinatensysteme

Die Angabe von Beschleunigungen, Drehraten, Geschwindigkeiten, Positionen und Objektorientierungen im Raum erfolgt allgemein unter Verwendung eines Referenzkoordinatensystems. Referenzkoordinatensysteme definieren die Richtungen der Referenzachsen im dreidimensionalen Raum sowie einen Ursprungspunkt, sodass alle darin angegebenen Bewegungsgrößen einen festen Bezug zu diesen Komponenten sowie zu allen weiteren, darin angegebenen Punkten und Vektoren besitzen. Die für die inertielle Navigation relevanten Koordinatensysteme werden in Abbildung 13.2 dargestellt.²⁰⁹

An einem zu verfolgenden Objekt definieren bei idealer orthogonaler Ausrichtung und gemeinsamem Ursprung der sensitiven Achsen die Inertialsensoren selbst das am Objekt geltende Koordinatensystem. Die x-, y- und z-Achsen zeigen in gleicher Reihenfolge nach vorne, nach rechts und nach unten, der Ursprung liegt idealerweise im

²⁰⁶ S. [Gro1], [Nim1], [Tit1], [Wen1]

²⁰⁷ S. [Gro1], [Nim1], [Tit1], [Wen1]

²⁰⁸ S. [Gro1], [Nim1], [Tit1], [Wen1]

²⁰⁹ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

Massezentrum des Objektes und folgt stets seiner aktuellen Position im Raum. Dieses Koordinatensystem wird als „körperfestes Koordinatensystem“ bezeichnet und die darauf bezogenen Punkte und Vektoren aus dem englischen Äquivalent „body frame“ heraus mit dem Superskript „b“ markiert. Alle von einer an einem Messobjekt angebrachten Inertialeinheit gelieferten Beschleunigungen und Drehraten werden im körperfesten Koordinatensystem angegeben.²¹⁰

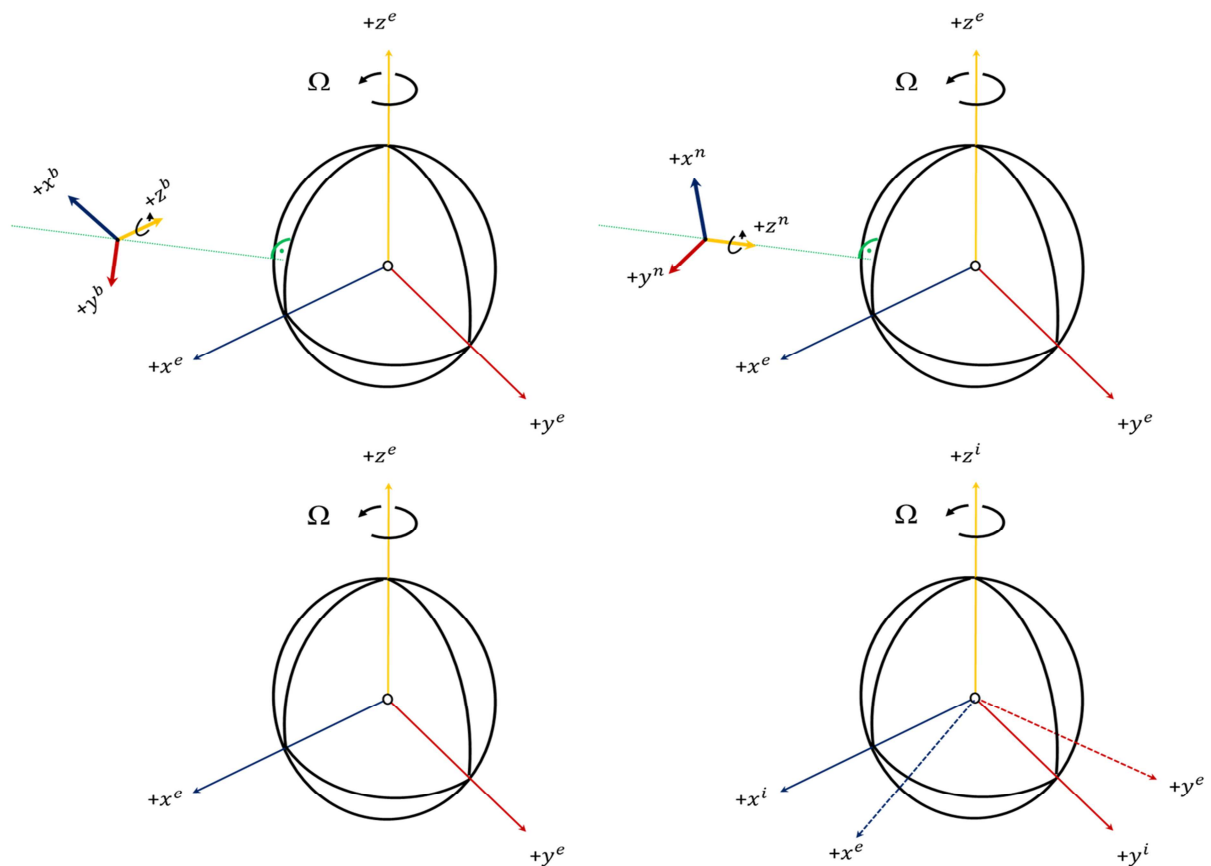


Abbildung 13.2: Darstellung verwendeter Koordinatensysteme, oben links: körperfestes K.S., oben rechts: Navigations-K.S., unten links: erdfestes K.S., unten rechts: inertiales K.S.

Ebenfalls im Navigationsobjekt liegt mit gleichem Ursprung, jedoch anderer Orientierung der Referenzachsen das „Navigationskoordinatensystem“. In diesem Koordinatensystem zeigen die x-Achse zum geografischen Norden, die y-Achse zum geografischen Osten und die z-Achse senkrecht nach unten zur Erdoberfläche. Damit fällt letztere idealerweise mit dem Vektor der Schwerebeschleunigung zusammen, sodass die Schwerebeschleunigung in diesem Koordinatensystem vollständig auf der z-Achse

²¹⁰ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

einwirkt, während die horizontalen Achsen unbelastet bleiben. Aufgrund der Richtungen der Referenzachsen lautet eine andere Bezeichnung für das Navigationskoordinatensystem „North–East–Down-Koordinatensystem“. Die englische Bezeichnung heißt „navigation frame“, daher werden die darin definierten Größen mit dem Superskript „n“ markiert.²¹¹

Da die Darstellung von Positionen und Lageinformationen in der praktischen Anwendung meist auf Kartenmaterial stattfindet, dessen Bezug zur Erde definiert wird, werden erdbezogene Koordinatensysteme durch Annäherung der realen Form der Erde anhand eines Referenzmodells, beispielsweise „WGS-84“, definiert.²¹²

Im „erdfesten Koordinatensystem“ wird der Ursprung im Zentrum des Erdellipsoids festgelegt. Dieses nimmt zudem die Drehung der Erde mit gleicher Winkelgeschwindigkeit und gleicher Drehachse an, wobei diese mit der z-Achse dieses Koordinatensystems zusammenfällt. Die x-Achse erstreckt sich parallel zur Äquatorebene und verläuft durch den Schnittpunkt des Äquators mit dem Nullmeridian. Die ebenfalls in Äquatorebene liegende y-Achse vervollständigt das rechtshändige kartesische Koordinatensystem. Eine weitere Bezeichnung für das erdfeste Koordinatensystem ist „ECEF“ für „earth-centered, earth-fixed“. Entsprechend der englischen Bezeichnung „earth frame“ wird zur Markierung darin definierter Größen das Superskript „e“ verwendet.²¹³

Den gleichen Ursprung wie das erdfeste Koordinatensystems hat das „inertiale Koordinatensystem“. Dieses verwendet die gleiche Definition der z-Achse, rotiert jedoch nicht mit der Erde. Die x- und die y-Achsen liegen ebenfalls in der Äquatorebene und werden über das erdfeste Koordinatensystem zum Beginn einer Bewegung definiert.²¹⁴

Gemäß ihren Definitionen können die vier beschriebenen Koordinatensysteme sowie darauf bezogene Punkte und Vektoren teilweise durch eine dreidimensionale Rotation und teilweise durch eine Rotation und eine Translation ineinander überführt werden.

Typischerweise werden bei der inertialen Objektnavigation die im körperfesten Koordinatensystem definierten Messungen einer Inertialeinheit zur Kompensation der Schwerebeschleunigung in das Navigations-, zur Kompensation der Erddrehrate in das inertielle und schließlich zur Darstellung auf Geländekarten in das erdfeste Koordinatensystem transformiert.

²¹¹ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

²¹² S. [Gro1], [Hai1], [Nim1], [Tit1], [Wen1]

²¹³ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

²¹⁴ S. [Gro1], [Hai1], [Tit1], [Wen1]

14 Anhang 2: Algorithmen der Sensordatenfusion

14.1 Das Kalman-Filter

14.1.1 Optimale Estimation mittels Kalman-Filterung

Mit Hilfe eines Kalman-Filters werden zeitlich vorausschauend Zustandsgrößen linearer dynamischer Systeme mit Hilfe eines zuvor hierfür gewonnenen mathematischen Modells sowie von Messungen an diesem System geschätzt. Dabei können diese Messungen fehlerbehaftet sein, das Modell, das das Systemverhalten beschreibt, die Vorgänge in der Realität nicht exakt widerspiegeln sowie das Systemverhalten einem stochastischen Eingangsrauschen unterlegen sein.²¹⁵

Die Nutzung eines Kalman-Filters setzt die Linearität des betrachteten Systems sowie eine lineare Beziehung zwischen den Beobachtungsgrößen (den Messungen) und den Systemzustandsgrößen voraus. Im Falle nichtlinearer Beziehungen bietet sich eine Linearisierung beispielsweise um einen Arbeitspunkt an.²¹⁶

Neben der Linearitätsanforderung werden die bei den Messungen sowie die beim Systemmodell auftretenden Fehler als zeitlich nicht korreliert sowie jeweils als normalverteiltes, mittelwertfreies weißes Rauschen angenommen. Darüber hinaus sind beide Fehlerterme statistisch als voneinander und vom initialen Systemzustand unabhängig zu betrachten.²¹⁷

Die Annahme der Normalverteilung der System- und Messfehler ist gerechtfertigt, da sie jeweils als Summe mehrerer kleiner und unabhängiger Rauschquellen gemäß dem „zentralen Grenzwertsatz“ ohnehin zu einer gaußförmigen Verteilungsdichtefunktion tendieren sollten. Die Mittelwertfreiheit sagt aus, dass die System- und Messfehler sich im Mittel zu Null ergeben und somit nur stochastische Abweichungen von den realen System- und Beobachtungsgrößen auftreten.²¹⁸

Der Ablauf der Kalman-Filterung beginnt in der Vorhersage zukünftiger Systemzustände unter Einbeziehung der initialen beziehungsweise, ab der zweiten Filteriteration, der aktuellen Systemzustandsgrößen, einem im Zustandsraum definierten Sys-

²¹⁵ S. [Kal1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

²¹⁶ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

²¹⁷ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Wen1], [Wen1]

²¹⁸ S. [Lof1], [May1]

temmodell, sowie, falls gegeben, den Systemeinflussgrößen. Zu den einzelnen Schätzungen liefert das Filter zudem eine Zuverlässigkeitsinformation, die sich an der Unsicherheit des Systemmodells orientiert und die Form einer Kovarianzmatrix besitzt.²¹⁹

Werden nach Angabe der Vorhersage auch die Messwerte der Sensoren als Beobachtungen für die Kalman-Filterung verfügbar, wird die Vorhersage mit Hilfe dieser Beobachtungen zu einem von der Filterverstärkung bestimmten Maß korrigiert, sodass sich insgesamt eine optimale Schätzung der gesuchten Systemzustände ergibt. Diese Schätzung erfüllt das vom Kalman-Filter angestrebte Optimalitätskriterium.²²⁰

Die Verteilungsdichtefunktionen der Vorhersage $\hat{\underline{x}}_k^-$ und der Korrektur $\hat{\underline{x}}_k$ können aufgrund ihrer angenommenen Normalform und aufgrund der Systemlinearität als stets normal angenommen werden. Damit können sie nach den Gleichungen 14.1 und 14.2 über die ersten beiden Momente ihrer Verteilungsdichtefunktion vollständig angegeben werden. Hier zeigt sich die Annahme der Normalform aller im Filter auftretenden Verteilungen als nützlich, da nur diese Verteilung sich unter praktisch vertretbarem Rechenaufwand vollständig angeben lässt.²²¹

$$p_{\hat{\underline{x}}_k^-}(\underline{\xi}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\mathbf{P}_k^-|}} e^{\left\{-\frac{1}{2} (\underline{\xi} - \underline{\mu}_{\hat{\underline{x}}_k^-})^T (\mathbf{P}_k^-)^{-1} (\underline{\xi} - \underline{\mu}_{\hat{\underline{x}}_k^-})\right\}} \quad (14.1)$$

$$p_{\hat{\underline{x}}_k}(\underline{\xi}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\mathbf{P}_k|}} e^{\left\{-\frac{1}{2} (\underline{\xi} - \underline{\mu}_{\hat{\underline{x}}_k})^T (\mathbf{P}_k)^{-1} (\underline{\xi} - \underline{\mu}_{\hat{\underline{x}}_k})\right\}} \quad (14.2)$$

Für die Korrektur wird ebenfalls eine Kovarianzmatrix ermittelt, sodass auch für die korrigierte Zustandsschätzung eine vollständige Verteilungsdichtefunktion vorliegt, die für die nächste Vorhersage zur Verfügung steht. Hiermit wird eine rekursive Architektur des Filteralgorithmus realisiert, bei der jede Filteriteration von den Ergebnissen der davor liegenden Iterationen abhängt.²²²

²¹⁹ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

²²⁰ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

²²¹ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Wen1]

²²² S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

Für Systeme, die die Anforderungen der Kalman-Filterung erfüllen können, liefert der Filteralgorithmus eine „optimale Zustandsschätzung“. Die Definition der Optimalität einer solchen Schätzung kann von einem Filteralgorithmus zum anderen unterschiedlich sein und je nach Zweck der Filterung mit bestimmten charakteristischen Kennwerten einer Verteilungsdichtefunktion zusammenfallen. Bei der Kalman-Filterung werden die Verteilungsdichtefunktionen der Zustandsvorhersage und der Zustandsschätzung sowie der System- und der Messfehler als normal angenommen, sodass alle sinnvollen Optimalitätskriterien in einen Punkt der Verteilungsdichtefunktion der Zustandsschätzung fallen. Dies bedeutet, dass das Kalman-Filter verglichen mit anderen Schätzalgorithmen die besten Schätzergebnisse liefert.²²³

Unter der Annahme, dass die Ausführung des Kalman-Filters mit der Festlegung der initialen Systemzustände beginnt und die Ungenauigkeiten des Systemmodells sowie der Messungen in der Form von Kovarianzen normalverteilter und mittelwertfreier Verteilungsdichtefunktionen gegeben sind, können die Gleichungen des Filteralgorithmus für ein lineares, zeitdiskretes und dynamisches System nach den Gleichungen 14.3 – 14.7 angegeben werden.²²⁴

$$\hat{\underline{x}}_k^- = \Phi_{k-1} \hat{\underline{x}}_{k-1} + \mathbf{B} \underline{u}_{k-1} \quad \text{A-priori-Vorhersage des Zustandsvektors} \quad (14.3)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k-1}^T + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{G}_{k-1}^T \quad \text{A-priori-Kovarianz der Vorhersage} \quad (14.4)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad \text{Kalmanverstärkung (Gewichtungsmatrix)} \quad (14.5)$$

$$\hat{\underline{x}}_k = \hat{\underline{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\underline{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\underline{x}}_k^-) \quad \text{Post-priori-Korrektur der Zustandsvorhersage} \quad (14.6)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- \quad \text{Post-priori-Kovarianz der Korrektur} \quad (14.7)$$

²²³ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

²²⁴ S. [Boy1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

14.1.2 Grundlagen der Systemmodellierung im Zustandsraum

Zur Modellierung dynamischer Systeme sind aus der klassischen Systemtheorie heraus die Darstellung in Form einer Differentialgleichung im Zeitbereich oder dazu äquivalent die Darstellung als Übertragungsfunktion im Frequenz- beziehungsweise Laplacebereich üblich. Für die Estimationstheorie und vor allem für die Kalman-Filterung ist hingegen die Formulierung von Systemmodellen im Zustandsraum erforderlich.²²⁵

Die Herleitung der Zustandsraumdarstellung soll aus einer für ein betrachtetes System im Zeitbereich angegebenen, linearen Differentialgleichung der Form aus Gleichung 14.8 und der Ordnung n heraus durchgeführt werden.²²⁶

$$\frac{d^n x(t)}{dt^n} + a_{n-1} \frac{d^{n-1} x(t)}{dt^{n-1}} + \dots + a_1 \frac{dx(t)}{dt} + a_0 x(t) = b_0 u(t) \quad (14.8)$$

Ist über der Linearität eines betrachteten Systems auch seine Zeitinvarianz, also die Unveränderlichkeit der Systemdynamik, der Einfluss- und der Beobachtungsbedingungen über die Zeit, gegeben, so kann mit Hilfe der Laplace-Transformation eine äquivalente Systemmodellierung der Gleichung 14.9 im Laplace-Bereich definiert werden.²²⁷

$$s X(s) - x(0) = \mathbf{F} X(s) + \mathbf{B} U(s) \quad (14.9)$$

Die Auflösung von Gleichung 14.9 nach $X(s)$ ergibt das Verhalten des Systems in Abhängigkeit von seiner Eingangsgröße und der Anfangswerte im Laplace-Bereich und ist in Gleichung 14.10 angegeben.²²⁸

$$X(s) = (s \mathbf{I} - \mathbf{F})^{-1} x(0) + (s \mathbf{I} - \mathbf{F})^{-1} \mathbf{B} U(s) \quad (14.10)$$

²²⁵ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²²⁶ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²²⁷ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Wen1]

²²⁸ S. [Lof1], [May1]

Das Verhalten der Ausgangsgröße $Z(s)$ ergibt sich bei Vernachlässigung der Anfangswerte $x(0) = 0$ nach Gleichung 14.11, sodass die Übertragungsfunktion $G(s)$ des Systems in Gleichung 14.12 abgeleitet werden kann.²²⁹

$$Z(s) = \mathbf{H} X(s) = \mathbf{H} (s \mathbf{I} - \mathbf{F})^{-1} \mathbf{B} U(s) \quad (14.11)$$

$$G(s) = \frac{Z(s)}{U(s)} = \mathbf{H} (s \mathbf{I} - \mathbf{F})^{-1} \mathbf{B} \quad (14.12)$$

Für die nachfolgenden Darstellungen werden für eine Annäherung an die Kalman-Filterung lineare Systeme mit vektoriellen Eingangs-, Zustands- und Ausgangsgrößen (\underline{u} , \underline{x} und \underline{z}) verwendet. Für solche Systeme gilt eine äquivalente Herleitung der Übertragungsfunktion, die jedoch für vektorielle Größen durchgeführt wird.²³⁰

Die Differentialgleichung aus Gleichung 14.8 lässt sich in ein lineares Gleichungssystem aus n Differentialgleichungen erster Ordnung umwandeln, indem zunächst eine Notation nach den Gleichungen 14.13 bis 14.15 gewählt wird.²³¹

$$x_1 = x(t) \quad (14.13)$$

$$x_2 = \frac{dx(t)}{dt} \quad (14.14)$$

$$\vdots$$

$$x_n = \frac{d^{n-1}x(t)}{dt^{n-1}} \quad (14.15)$$

Fasst man anschließend alle $x_1..x_n$ zu einem Vektor $\underline{x}(t)$, dem Zustandsvektor, nach Gleichung 14.16 sowie alle $\dot{x}_1.. \dot{x}_n$ zum Ableitungsvektor $\underline{\dot{x}}(t)$ nach Gleichung 14.17 zu-

²²⁹ S. [Lof1], [May1]

²³⁰ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1]

²³¹ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

sammen, erhält man durch Umstellung von Gleichung 14.8 das durch Gleichung 14.18 angegebene, äquivalente System in der Zustandsraumdarstellung.²³²

$$\underline{x}(t) = [x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_n]^T \quad (14.16)$$

$$\underline{\dot{x}}(t) = [\dot{x}_1 \quad \dot{x}_2 \quad \cdots \quad \dot{x}_n]^T \quad (14.17)$$

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \vdots \\ \dot{x}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 1 \\ -a_0 & -a_1 & -a_2 & \cdot & \cdot & -a_{n-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ b_0 \end{pmatrix} u(t) \quad (14.18)$$

Fasst man die Darstellung aus Gleichung 14.18 durch Ersetzen der vektoriellen Schreibweise mit entsprechenden Vektorvariablen zusammen und erweitert die Eingangsgröße $u(t)$ und den Einflussvektor $[0 \ 0 \ \dots \ b_0]^T$ zu einem Eingangsgrößenvektor $\underline{u}(t)$ und einer Einflussmatrix \mathbf{B} , erhält man das in Gleichung 14.19 angegebene, kompakte Differentialgleichungssystem.²³³

$$\underline{\dot{x}}(t) = \mathbf{F} \underline{x}(t) + \mathbf{B} \underline{u}(t) \quad (14.19)$$

Die Matrix \mathbf{F} enthält alle Informationen zum dynamischen Verhalten des betrachteten Systems, realisiert den Übergang zwischen einem aktuell gegebenen Zustandsvektor $\underline{x}(t)$ und seiner zeitlichen Ableitung $\underline{\dot{x}}(t)$ und wird entsprechend System- beziehungsweise „lokale Zustandsübergangsmatrix“ genannt. Die Matrix \mathbf{B} realisiert den Einfluss der Eingangsgrößen \underline{u} auf den Zustandsvektor \underline{x} und heißt Einflussmatrix.²³⁴

Sowohl die System- als auch die Einfluss- und Beobachtungsmatrix können unter Umständen Funktionen der Zeit sein. In diesem Fall würde es sich um ein zeitvariantes

²³² S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²³³ S. [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

²³⁴ S. [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

System handeln. In der weiteren Betrachtung sollen, wie in den Gleichungen 14.19 und 14.21 formuliert, zeitinvariante Systeme vorausgesetzt werden.²³⁵

Die Forderung nach zeitinvarianten Systemen stellt in der Regel keine Einschränkung für die Systemmodellierung dar, da die Neuberechnung von Zustands- und Ausgangsvektor in praktischen Systemimplementierungen in zeitlich sehr kurzen Intervallen ausgeführt wird. Sind diese Intervalle kurz genug, können System-, Einfluss- und Beobachtungsmatrix innerhalb dieser Zeit als praktisch konstant angenommen werden. Diese Annahme realisiert einen Kompromiss zwischen der maximal erreichbaren Genauigkeit der Systemmodellierung und der Einfachheit der mathematischen Betrachtung.²³⁶

Die Ausgangsgrößen des Systems werden als Linearkombinationen seiner Zustände definiert. Die Systemausgangsgleichung ergibt somit nach Gleichung 14.20 einen Ausgangsvektor \underline{z} als eine vom Zustandsvektor \underline{x} abhängige Größe.²³⁷

$$\underline{z}(t) = h_p x_{p+1}(t) + h_{p-1} x_p(t) + h_{p-2} x_{p-1}(t) + \dots + h_0 x_1(t) \quad (14.20)$$

Auch für Gleichung 14.20 folgt nach Einsetzen von Vektorvariablen und der Definition der Beobachtungsmatrix \mathbf{H} ein kompakter Ausdruck in Gleichung 14.21.²³⁸

$$\underline{z}(t) = \mathbf{H} \underline{x}(t) \quad (14.21)$$

Für zeitdiskrete System- beziehungsweise Beobachtungsmodelle ergibt sich die Modellierung nach Gleichungen 14.22 und 14.23.²³⁹

$$\underline{x}_{k+1} = \Phi \underline{x}_k + \mathbf{B} \underline{u}_k \quad (14.22)$$

$$\underline{z}_k = \mathbf{H} \underline{x}_k \quad (14.23)$$

²³⁵ S. [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

²³⁶ S. [Lof1], [May1]

²³⁷ S. [Lof1], [May1]

²³⁸ S. [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

²³⁹ S. [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

Der Übergang eines zeitlich diskreten Zustandsvektors von einem gegebenen in einen darauf folgenden Zeitpunkt erfolgt bei bekannten Eingangsgrößen unter Nutzung der globalen Zustandsübergangsmatrix Φ .²⁴⁰

Mit der diskreten Zeitdefinition nach Gleichung 14.24 lassen sich praktisch alle während einer Messung anfallenden diskreten Zeitpunkte unterscheiden und einzeln adressieren. Die Zustandsübergangsmatrix Φ realisiert dabei den Übergang zwischen einem Zeitpunkt t_k und dem Zeitpunkt t_{k+1} . Für zeitlich kontinuierliche Systemmodelle definiert sich dieser Übergang über die Nutzung der infinitesimal kleinen Änderung des Zustandsvektors über die Zeit.²⁴¹

$$t_k = k T \quad (14.24)$$

Zur Ermittlung der globalen Zustandsübergangsmatrix ist die Lösung der Zustandsdifferentialgleichung 14.19 notwendig. Dies erfolgt zunächst durch Ignorieren des eingangsabhängigen Anteils und Betrachtung des lokalen Zustandsüberganges in Gleichung 14.25.²⁴²

$$\dot{\underline{x}}(t) = \mathbf{F} \underline{x}(t) \quad (14.25)$$

Für Gleichung 14.25 liefert bei Kenntnis der Anfangswerte der Differentialgleichung $\underline{x}(t=0) = \underline{x}_0$ Gleichung 14.26 eine Lösung.²⁴³

$$\underline{x}(t) = e^{\mathbf{F}t} \underline{x}_0 \quad (14.26)$$

Fasst man den Term $e^{\mathbf{F}t}$ aus Gleichung 14.26 zur Matrix $\Phi(t, t_0)$, der globalen Zustandsübergangsmatrix für den Übergang aus einem initialen Zeitpunkt t_0 in einen späteren Zeitpunkt t , zusammen, so ergibt sich der Ausdruck nach Gleichung 14.27.²⁴⁴

²⁴⁰ S. [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

²⁴¹ S. [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

²⁴² S. [Lof1], [May1], [Tit1], [Wen1]

²⁴³ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²⁴⁴ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

$$\underline{x}(t) = \Phi(t, t_0) \underline{x}(t_0) \quad (14.27)$$

Auf die Anfangswerte der Differentialgleichung \underline{x}_0 selbst angewandt, ergibt sich aus Gleichung 14.27 folgerichtig die Gleichung 14.28.²⁴⁵

$$\underline{x}(t_0) = e^{F t_0} \underline{x}_0 \quad (14.28)$$

Wird nun für den Zustandsvektor $\underline{x}(t_0)$ eine beliebige Zeitpunktauswahl t zugelassen, folgt unter Anwendung von Gleichung 14.27 und Gleichung 14.28 die Gleichung 14.29.²⁴⁶

$$\underline{x}(t) = \Phi(t, t_0) e^{F t_0} \underline{x}_0 \quad (14.29)$$

Damit kann aus Gleichung 14.28 und Gleichung 14.29 heraus der Ausdruck in Gleichung 14.30 abgeleitet werden.²⁴⁷

$$\Phi(t, t_0) e^{F t_0} \underline{x}_0 - e^{F t} \underline{x}_0 = \underline{0} \quad (14.30)$$

Durch Auflösen von Gleichung 14.30 nach dem Term $\Phi(t, t_0)$ und Auslassen des auf beiden Seiten der Subtraktion vorkommenden Terms \underline{x}_0 (da beliebige \underline{x}_0 gefordert) folgt die Definition der globalen Übergangsmatrix Φ in Gleichung 14.31 und 14.32.²⁴⁸

$$\Phi(t, t_0) e^{F t_0} - e^{F t} = \underline{0} \quad (14.31)$$

$$\Phi(t, t_0) = e^{F t} e^{-F t_0} = e^{F(t-t_0)} = e^{F(\Delta t)} \quad (14.32)$$

²⁴⁵ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²⁴⁶ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²⁴⁷ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²⁴⁸ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

Zur Vereinfachung des Terms $e^{\mathbf{F}(\Delta t)}$ kann eine Taylor-Reihenentwicklung nach Gleichung 14.33 durchgeführt werden.²⁴⁹

$$\Phi(t, t_0) = e^{\mathbf{F}(\Delta t)} = \mathbf{I} + \mathbf{F}(t - t_0) + \frac{1}{2!} \mathbf{F}^2(t - t_0)^2 + \dots \quad (14.33)$$

Für sehr kleine Abtastzeiten kann nun durch Abbrechen der Taylor-Reihe nach dem linearen Abschnitt eine hinreichend gute Näherung für $\Phi(t, t_0)$ nach Gleichung 14.34 definiert werden.²⁵⁰

$$\Phi(t, t_0) = e^{\mathbf{F}(\Delta t)} \approx \mathbf{I} + \mathbf{F}(t - t_0) = \mathbf{I} + \mathbf{F}(\Delta t) \quad (14.34)$$

Die Formulierung der globalen Übergangsmatrix lässt sich alternativ zu dieser Herleitung auch über die Laplace-Transformation erreichen. Unter Nutzung der lokalen Übergangsmatrix \mathbf{F} kann für die zeitliche Ableitung der globalen Übergangsmatrix $\dot{\Phi}$ die Forderung einer lokalen Propagation nach Gleichung 14.35 aufgestellt werden.²⁵¹

$$\dot{\Phi}(t, t_0) = \mathbf{F} \Phi(t, t_0) \quad (14.35)$$

Mit der Bedingung der Zeitinvarianz folgt aus Gleichung 14.35 die alternative Schreibweise in Gleichung 14.36.²⁵²

$$\dot{\Phi}(t - t_0) = \mathbf{F} \Phi(t - t_0) \quad (14.36)$$

Transformiert man Gleichung 14.36 in den Laplace-Bereich, entsteht der Ausdruck in Gleichung 14.37, aus dem durch Auflösen nach Φ über Gleichung 14.38 die Definition der globalen Übergangsmatrix im Laplace-Bereich nach Gleichung 14.39 erfolgt.²⁵³

²⁴⁹ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

²⁵⁰ S. [Lof1], [Lof2], [May1], [Tit1], [Wen1]

²⁵¹ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²⁵² S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²⁵³ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

$$[s \Phi(s) - \Phi(0)] e^{-st_0} = \mathbf{F} \Phi(s) e^{-st_0} \quad (14.37)$$

$$[s \mathbf{I} - \mathbf{F}] \Phi(s) = \Phi(0) = \mathbf{I} \quad (14.38)$$

$$\Phi(s) = [s \mathbf{I} - \mathbf{F}]^{-1} \quad (14.39)$$

Die Definition der globalen Übergangsmatrix im Zeitbereich erfolgt schließlich durch die Rücktransformation in Gleichung 14.40.²⁵⁴

$$\Phi(t) = \mathcal{L}^{-1}[s \mathbf{I} - \mathbf{F}]^{-1} \quad (14.40)$$

Die Lösung der gesamten Zustandsdifferentialgleichung ist hiermit noch nicht abgeschlossen, denn es muss außerdem dem Effekt des zuvor ignorierten, zeitabhängigen Verlaufes des Eingangsterms auf den Zustandsvektor Rechnung getragen werden. Dies erfolgt für zeitkontinuierliche Systeme unter Nutzung einer kontinuierlichen Integration in Gleichung 14.41 und für zeitdiskrete Systeme mit Hilfe einer Summenbildung beziehungsweise numerischen Integration des digitalisierten Eingangssignals nach Gleichung 14.42.²⁵⁵

$$\underline{x}(t) = \Phi(t, t_0) \underline{x}(t_0) + \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau) \mathbf{B} u(\tau) d\tau \quad (14.41)$$

$$\underline{x}(k) = \Phi(k - 0) \underline{x}(0) + \sum_{i=0}^{k-1} \Phi(k - (i + 1)) \mathbf{B} u(i), \quad (14.42)$$

mit $k \geq 1$

²⁵⁴ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

²⁵⁵ S. [Lof1], [May1], [Wen1]

14.1.3 Erweiterung um stochastische Prozesse

Zur Berücksichtigung der stochastisch wirkenden Systemeinflüsse und Beobachtungsfehler als Voraussetzung der optimalen Zustandsschätzung muss das bislang betrachtete Systemmodell erweitert werden. Die erweiterten Modellgleichungen für ein zeitinvariantes, kontinuierliches Systemmodell sind in den Gleichungen 14.43 und 14.44 angegeben.²⁵⁶

$$\dot{\underline{x}}(t) = \mathbf{F} \underline{x}(t) + \mathbf{B} \underline{u}(t) + \mathbf{G} \underline{n}_1(t) \quad (14.43)$$

$$\underline{z}(t) = \mathbf{H} \underline{x}(t) + \underline{n}_2(t) \quad (14.44)$$

Die Gleichungen 14.19 und 14.21 wurden durch eine „stochastische Einflussmatrix“ \mathbf{G} sowie durch die Terme $\underline{n}_1(t)$ und $\underline{n}_2(t)$ ergänzt. Bei den letzteren handelt es sich um zwei Rauschprozesse, die den Einfluss des zufälligen Verhaltens der stochastischen Eingangsgrößen beziehungsweise der Modellfehler und der Beobachtungsfehler beschreiben. Die Matrix \mathbf{G} besitzt die Funktion der Abbildung des ersten Rauschprozesses auf die restliche Zustandsgleichung.²⁵⁷

Durch die Erweiterung der Modellgleichungen um die stochastischen Terme kann es sich bei den Ergebnissen dieser Gleichungen, dem Zustands- und dem Beobachtungsvektor, nicht mehr um deterministische vektorielle Größen handeln, sondern auch diese werden vom Zufallsverhalten der Rauschterme überlagert. Sie ergeben sich damit zu vektoriellen „Zufallsvariablen“, die die Ergebnisse des durch die Rauschterme definierten Zufallsexperimentes abbilden.²⁵⁸

Für die Beschreibung des Zufallsverhaltens der Zufallsvariablen sind zusätzliche Hilfsmittel aus der Stochastik notwendig. Hierzu gehört vor allem die Wahrscheinlichkeitsverteilungsdichtefunktion der Zufallsvariable, deren zeitliche Fortschreibung für die Systemzustände gerade die Aufgabe des Kalman-Filters darstellt.²⁵⁹

Die Normalverteilung der Zustands- und dem Beobachtungsvariablen stellt eine der wichtigsten Forderungen der optimalen Estimation dar und ist durch die Betrachtung

²⁵⁶ S. [Lof1], [Lof2], [May1]

²⁵⁷ S. [Lof1], [May1], [Tit1]

²⁵⁸ S. [Lof1], [May1], [Tit1]

²⁵⁹ S. [Lof1], [Lof2], [May1]

des zentralen Grenzwertsatzes gerechtfertigt. Damit reduziert sich die weitere Berechnung der Verteilungsdichtefunktionen dieser Zufallsvariablen auf die Angabe der ersten beiden Momente, der Mittelwerte und der Kovarianzen.²⁶⁰

Innerhalb linearer Systeme bleiben normalverteilte Zufallsvariablen stets normalverteilt und ändern lediglich ihre Mittelwerte und Kovarianzen. Die Beschreibung einer aktuell zu bestimmenden Verteilung einer Zufallsvariable erfolgt dabei in Abhängigkeit von zuvor bestimmten Verteilungen. Hierfür wird vorausgesetzt, dass die Verteilung einer zu einem aktuellen Zeitpunkt gegebenen Zufallsvariable als ausschließlich von der zeitlich unmittelbar davor liegenden abhängig angenommen wird. Dies fällt mit der Definition eines Markov-Prozesses zusammen, die es erlaubt, anstatt aller vor einem aktuellen Zeitpunkt ermittelten nur die zwei Momente der vorangegangenen Verteilung zur Bestimmung der aktuellen Zufallsvariable zu benutzen. Aufgrund der angenommenen Normal- beziehungsweise Gaußverteilung werden die betrachteten Zufallsprozesse mit Markov-Eigenschaft als „Gauß-Markov-Prozesse“ bezeichnet.²⁶¹

Ein Gauß-Markov-Prozess, wie für die beiden Rauschterme $\underline{n}_1(t)$ und $\underline{n}_2(t)$ angenommen, kann mathematisch einfach gehandhabt werden, indem er durch Erweiterung des Systemmodells mit Hilfe von weißem Rauschen erzeugt wird. Dies kann mit Hilfe eines „Formfilters“ (engl.: Shaping filter) erreicht werden, der einen gaußverteilten, weißen Rauschprozess als Eingangsgröße besitzt. Das resultierende Systemmodell ergibt sich nach den Gleichungen 14.45 und 14.46 und für eine zeitlich diskrete Modellierung nach den Gleichungen 14.47 und 14.48.²⁶²

$$\dot{\underline{x}}(t) = \mathbf{F} \underline{x}(t) + \mathbf{B} \underline{u}(t) + \mathbf{G} \underline{w}(t) \quad (14.45)$$

$$\underline{z}(t) = \mathbf{H} \underline{x}(t) + \underline{v}(t) \quad (14.46)$$

$$\underline{x}_{k+1} = \mathbf{\Phi} \underline{x}_k + \mathbf{B}_k \underline{u}_k + \mathbf{G}_k \underline{w}_k \quad (14.47)$$

$$\underline{z}_k = \mathbf{H}_k \underline{x}_k + \underline{v}_k \quad (14.48)$$

²⁶⁰ S. [Lof1], [Lof2], [May1]

²⁶¹ S. [Lof1], [May1]

²⁶² S. [Hai1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Wen1]

Die Terme \underline{w}_k und \underline{v}_k des zeitdiskreten Systems beschreiben die weißen Rauschprozesse der stochastischen Systemeingänge und der Beobachtungsgrößen als Ausgangspunkt der Erzeugung der Rauschprozesse $\underline{n}_1(t)$ und $\underline{n}_2(t)$. Beide Vektoren werden nach den Gleichungen 14.49 und 14.50 als weiße und normalverteilte Zufallsvariablen definiert, die jeweils einen Erwartungswert von Null sowie zu den System- und den Beobachtungsunsicherheiten proportionale Kovarianzen \mathbf{Q} und \mathbf{R} besitzen. Zudem wird für beide Zufallsvariablen nach den Gleichungen 14.51, 14.52 und 14.53 die Forderung nach statistischer Unabhängigkeit voneinander und vom initialen Systemzustandsvektor gestellt.²⁶³

$$E \{ \underline{w}_j \cdot \underline{w}_k^T \} = \begin{cases} \mathbf{Q}_k & \text{für } j = k \\ \mathbf{0} & \text{für } j \neq k \end{cases} \quad (14.49)$$

$$E \{ \underline{v}_j \cdot \underline{v}_k^T \} = \begin{cases} \mathbf{R}_k & \text{für } j = k \\ \mathbf{0} & \text{für } j \neq k \end{cases} \quad (14.50)$$

$$E \{ \underline{v}_k \cdot \underline{w}_k^T \} = \mathbf{0} \quad (14.51)$$

$$E \{ \underline{x}_0 \cdot \underline{w}_k^T \} = \mathbf{0} \quad (14.52)$$

$$E \{ \underline{x}_0 \cdot \underline{v}_k^T \} = \mathbf{0} \quad (14.53)$$

Obwohl das weiße gegenüber dem farbigen Rauschen eine vereinfachte mathematische Betrachtung erlaubt, kann es aufgrund des für alle Frequenzen konstanten Leistungsdichtespektrums und der damit unendlichen Signalleistung nur eine theoretische Definition sein. Dennoch bleibt seine Anwendung sinnvoll, da reale Systeme von sich aus die Eingangsbandbreite begrenzen und die restlichen Frequenzen des weißen Rauschens keinen weiteren Einfluss auf das System haben.²⁶⁴

²⁶³ S. [Hai1], [Lof1], [Lof2], [May1], [Wen1]

²⁶⁴ S. [Get1], [Hai1], [Lof1], [May1], [Wen1]

14.2 Glättungsalgorithmen

Glättungsalgorithmen werden in der Wissenschaft in drei Grundprinzipien unterteilt: Die Glättungsalgorithmen mit fester Verzögerung (engl.: fixed-lag smoothers), die Festpunktglättung (engl.: fixed-point smoothers) und die Glättung mit festem Intervall (engl.: fixed-intervall smoothers). Letztere unterteilen sich weiter in den „Two-filter-Smoother“ (kurz: TFS) und den „Rauch-Tung-Striebel-Smoother“ (kurz: RTS-Smoother).²⁶⁵

Glättungsalgorithmen mit fester Verzögerung sehen eine Glättung vor, deren Ergebnisse stets mit einer fest definierten zeitlichen Verzögerung verfügbar sind. Je nach Länge dieser Verzögerung können sie abhängig von der gegebenen Anwendung eine quasi-echtzeitfähige Glättung des Estimationsergebnisse ermöglichen.²⁶⁶

Bei der Festpunktglättung ist das Ziel des Glättungsalgorithmus die Verbesserung der Zustandsschätzung zu einem einzigen, fest definierten Zeitpunkt. Dies geschieht unter Verwendung der nach diesem Zeitpunkt anfallenden Messdaten, wobei mit fortschreitender Messdauer durch Akkumulation der verwertbaren Informationen eine laufende Verbesserung des Glättungsergebnisses erreichbar ist.²⁶⁷

Die Glättung mit festem Intervall kann über ein gesamtes Messintervall angewandt werden, sie wird jedoch nach Abschluss des regulären Estimationsalgorithmus ausgeführt. Damit stehen diesem Algorithmus alle angefallenen Messwerte, Zustandsvorhersagen und –schätzungen sowie alle Kovarianzmatrizen zur Verfügung.²⁶⁸

Die anschaulichste Form der Festintervallglättung ist der TFS-Algorithmus (engl.: Two-Filter-Smoother). Er ermöglicht im Wesentlichen die Realisierung einer optimalen Kombination zweier äquivalenter, algorithmisch nahezu identischer, Kalman-Filter, von denen mit den zur Verfügung stehenden Messdaten einer vorwärts (Index „VW“) und einer rückwärts (Index „RW“) in der Zeit ausgeführt wird. Für den TFS-Algorithmus müssen für beide Kalman-Filter geeignete Systemmodelle zur Verfügung stehen, die Filter anschließend voneinander unabhängig ausgeführt und währenddessen die berechneten Systemzustände und Kovarianzmatrizen beider Filter separat gespeichert werden. Anschließend erfolgt die Berechnung der geglätteten Systemzu-

²⁶⁵ S. [Dee1], [Gel1], [Mon1], [Rau1], [Wen1]

²⁶⁶ S. [Dee1], [Gel1], [Wen1]

²⁶⁷ S. [Dee1], [Gel1], [Wen1]

²⁶⁸ S. [Dee1], [Gel1], [Mon1], [Wen1]

stände nach den Gleichung 14.54 und 14.55 in zeitlich rückwärtiger Richtung unter anderem anhand diverser Matrixinversionen.²⁶⁹

$$\underline{\hat{x}}_{s,k} = \mathbf{P}_{s,k} \left(\mathbf{P}_{VW,k}^{+ -1} \underline{\hat{x}}_{VW,k}^{+} + \mathbf{P}_{RW,k}^{- -1} \underline{\hat{x}}_{RW,k}^{-} \right) \quad (14.54)$$

$$\mathbf{P}_{s,k} = \left(\mathbf{P}_{VW,k}^{+ -1} + \mathbf{P}_{RW,k}^{- -1} \right)^{-1} \quad (14.55)$$

Der wesentliche Vorteil eines RTS-Algorithmus liegt in der Ausführung eines einzigen, regulären Kalman-Filters, wobei die geglätteten Systemzustände aus seinen Ausgangsgrößen, den Zustandsvektoren und Kovarianzmatrizen der Vorhersagen und Korrekturen heraus bestimmt werden. Dies erfolgt nach den Gleichungen 14.56 und 14.57 ebenfalls zeitlich rückwärts, jedoch ohne Ausführung eines zweiten Filters.²⁷⁰

$$\mathbf{K}_{s,k} = \mathbf{P}_k^{+} \boldsymbol{\Phi}_k^T (\mathbf{P}_{k+1}^{-})^{-1} \quad (14.56)$$

$$\underline{\hat{x}}_{s,k} = \underline{\hat{x}}_k^{+} + \mathbf{K}_{s,k} (\underline{\hat{x}}_{s,k+1} - \underline{\hat{x}}_{k+1}^{-}) \quad (14.57)$$

²⁶⁹ S. [Dee1], [Gel1], [Han1]

²⁷⁰ S. [Dee1], [Gel1], [Han1], [Mon1], [Rau1], [Wen1]

15 Anhang 3: Algorithmen der Bewegungserkennung

15.1 Markov-Prozesse

Markov-Prozesse können als mathematische Darstellung einer endlichen Zustandsmaschine verstanden werden, deren Zustandsübergänge über die Zeit stochastischen anstatt deterministischen Bedingungen unterliegen. Ein zu einem bestimmten Zeitpunkt in einem definierten Zustandsraum gegebener Zustand ist damit keine Größe, die von deterministischen Übergangsbedingungen beschrieben werden kann, sondern vielmehr als Zufallsvariable zu verstehen, deren Beschreibung den Einsatz stochastischer Werkzeuge erfordert.²⁷¹

Über die Instanzen eines diskret inkrementierten Parameters, beispielsweise der Zeit, wird ein betrachteter Prozess jeweils auf einen Zustand abgebildet, in dem sich der Prozess zu einer berechenbaren Wahrscheinlichkeit befindet und den er in einem nachfolgenden Schritt zu einer gegebenen Wahrscheinlichkeitsverteilung verlassen kann.²⁷²

Die über die Zeit entstehende Sequenz von erreichten Zuständen eines diskreten Markov-Prozesses wird als Markov-Kette bezeichnet. Ein Markov-Prozess besitzt keine Eingangsparameter, startet stets in einem Zustand aus dem gegebenen Zustandsraum und kann zu jedem Zeitpunkt lediglich einen der Zustände gleichzeitig annehmen. Nachfolgend wird von Markov-Prozessen ausgegangen, die sowohl in der zeitlichen Betrachtung als auch in ihrem Zustandsraum diskret sind.²⁷³

Gemäß der Definition von Markov-Prozessen unterliegen Markov-Ketten der Eigenschaft des limitierten Horizonts. Demnach kann ein betrachteter, in der Zukunft liegender, Zustand durch Kenntnis einer endlichen Menge davor liegender Zustände vorhergesagt werden, ohne dass damit alle in der Vergangenheit liegenden Zustände bekannt sein müssen. In einem Markov-Prozess erster Ordnung, wie nachfolgend betrachtet, ist die Menge der für die Zustandsvorhersage nötigen Zustände gerade durch den gegenwärtigen Zustand gegeben.²⁷⁴

²⁷¹ S. [Man1], [Pfe1]

²⁷² S. [Dud1], [Gri1], [Kon1], [Rab1]

²⁷³ S. [Man1], [Pfe1], [Pfi1], [Rab1]

²⁷⁴ S. [Gre1], [Kon1], [Lof1], [May1], [Pfe1], [Rab1]

Die Eigenschaft des limitierten Horizonts wird im Falle eines endlichen Zustandsraumes sowie eines Prozesses erster Ordnung durch Gleichung 15.1 beschrieben.²⁷⁵

$$P(q_t = s_j | q_{t-1} = s_i, q_{t-2} = s_k, \dots) = P(q_t = s_j | q_{t-1} = s_i) = a_{ij}, \quad (15.1)$$

$$1 \leq i, j, k \leq N$$

Zusätzlich wird in vielen Anwendungsfällen die Forderung nach der Zeitinvarianz der Übergangswahrscheinlichkeiten gestellt. Die Eigenschaft der Zeitinvarianz wird durch Gleichung 15.2 beschrieben.²⁷⁶

$$P(q_t = s_j | q_{t-1} = s_i) = P(q_2 = s_j | q_1 = s_i), \quad (15.2)$$

$$1 \leq t \leq T$$

15.2 Stochastische Mustererkennung mittels Markov-Modellen

Bei der Anwendung von Markov-Modellen werden Prozesse unterschieden, die durch eine direkte Messung beobachtbar sind, und Prozesse, deren „innere“ Zustände nicht direkt beobachtbar, stattdessen aber über eine zustandsabhängige Wahrscheinlichkeitsverteilung mit direkt messbaren Merkmalen verbunden sind. Die Modellierung der letzteren Form erfordert den Einsatz von „verborgenen“ Markov-Modellen (engl.: Hidden Markov Models).²⁷⁷

Die Zustandsübergänge eines Markov-Modells lassen sich über die Zeit für zwei aufeinander folgende, diskrete Zustände durch die Übergangswahrscheinlichkeit a_{ij} beschreiben. Hierbei muss beachtet werden, dass verbotene Zustandsübergänge im Rahmen eines Markov-Modells eine Nullwahrscheinlichkeit besitzen. Zudem muss aus stochastischer Sicht erfüllt sein, dass die Summe aller aus einem Zustand herausführenden Übergangswahrscheinlichkeiten nach Gleichung 15.3 den Wert eins ergeben.²⁷⁸

²⁷⁵ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

²⁷⁶ S. [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

²⁷⁷ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

²⁷⁸ S. [Man1], S.[Pfi1], [Rab1], [Ram1]

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (15.3)$$

Die durch Zusammensetzen aller Übergangswahrscheinlichkeiten resultierende Zustandsübergangsmatrix \mathbf{A} beschreibt die Wahrscheinlichkeitsverteilung für Zustandsübergänge aus beliebigen Modellzuständen heraus in andere, beliebige Zustände des Modells über jeweils einen diskreten Zeitschritt.²⁷⁹

Der zweite, durch die verborgenen Markov-Modelle beschriebene stochastische Prozess beschreibt die Abhängigkeit der beobachtbaren Prozessmerkmale vom sie jeweils erzeugenden Modellzustand. Die Darstellung dieser Abhängigkeit vereinfacht sich, falls die Menge der beobachtbaren Merkmale zu einer diskreten und endlichen Menge zusammengefasst werden kann.²⁸⁰

Der stochastische Zusammenhang der Modellzustände mit den beobachtbaren Prozessmerkmalen lässt sich durch Gleichung 15.4 angeben. Mit der Variablen $b_j(k)$ (auch: Emissionswahrscheinlichkeit) wird die Wahrscheinlichkeit angegeben, dass sich ein betrachtetes Modell zum Zeitpunkt t im Zustand $q_t = s_j$ befindet und in diesem Zustand das Merkmal \underline{o}_k erzeugt. Die Merkmalerzeugung ist hierbei unabhängig von zuvor erreichten Zuständen $q_{t-1} = s_i, \dots$ sowie von zuvor erzeugten Merkmalen $\underline{o}_1, \underline{o}_2, \dots, \underline{o}_{t-1}$.²⁸¹

$$P(\underline{o}_t | q_t = s_j, q_{t-1} = s_i, \dots, \underline{o}_1, \underline{o}_2, \dots, \underline{o}_{t-1}) = P(\underline{o}_t | q_t = s_j) = b_j(\underline{o}_t), \quad (15.4)$$

$$1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M$$

Wobei aus stochastischer Sicht stets Gleichung 15.5 erfüllen sein muss:²⁸²

$$\sum_{k=1}^M b_j(k) = 1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (15.5)$$

²⁷⁹ S. [Pfi1], [Rab1]

²⁸⁰ S. [Pfi1], [Rab1]

²⁸¹ S. [Pfi1], [Rab1]

²⁸² S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

Mit Hilfe der Verteilung aus Gleichung 15.4 kann gezeigt werden, dass ein System, das eine bestimmte Sequenz verborgener Zustände über die Zeit durchläuft, zu einer konkret berechenbaren Wahrscheinlichkeit eine bestimmte Sequenz beobachtbarer Prozessmerkmale erzeugen muss. Ein verborgenes Markov-Modell beschreibt somit stets zwei gleichzeitig stattfindende stochastische Prozesse.²⁸³

Die einzelnen Emissionswahrscheinlichkeiten lassen sich zur Emissionsmatrix \mathbf{B} zusammenfassen, die den stochastischen Zusammenhang jedes Modellzustandes mit der diskreten Menge der einzelnen beobachtbaren Prozessmerkmale beschreibt.²⁸⁴

Ein verborgenes Markov-Modell erhält seinen ersten Zustand q_1 zum Zeitpunkt $t = 1$ aus dem Zustandsraum \underline{S} gemäß der Wahrscheinlichkeitsverteilung $\underline{\pi}$, erzeugt in diesem Zustand gemäß der Wahrscheinlichkeitsverteilung \mathbf{B} ein beobachtbares Prozessmerkmal o_1 aus dem zuvor definierten, diskreten Merkmalsalphabet \mathbf{V} und wechselt gemäß der Wahrscheinlichkeitsverteilung \mathbf{A} zum darauf folgenden Zeitpunkt in einen neuen Zustand q_{t+1} .²⁸⁵

15.3 Architekturen von Markov-Modellen

In den meisten Anwendungsfällen werden Markov-Modelle in einer von zwei Architekturen realisiert, der vollverbundenen (auch: ergodischen) oder der Links-Rechts-Architektur. Die Architektur des Modells ergibt sich im Wesentlichen aus der Anzahl der Modellzustände N , der Zustandsübergangsmatrix \mathbf{A} und der Wahrscheinlichkeitsverteilung des initialen Zustandes $\underline{\pi}$.²⁸⁶

Im Falle eines verborgenen Markov-Modells ergibt sich der stochastische Zusammenhang der Modellzustände mit den beobachtbaren Merkmalen durch die Anzahl der beobachtbaren Merkmale M , die Emissionsmatrix \mathbf{B} und die definierte Menge beobachtbarer Merkmale, dem Merkmalsalphabet $\mathbf{V} = \{\underline{v}_1, \underline{v}_2 \dots \underline{v}_M\}$. Letzteres wurde zur Vereinfachung der mathematischen Handhabung im Rahmen dieser Arbeit als diskrete Menge mit einer endlichen Anzahl von Elementen betrachtet. Schließlich werden die theoretisch erreichbaren Modellzustände durch den Zustandsraum $\underline{S} = \{s_1, s_2 \dots s_N\}$, die tatsächlich auftretende Zustandssequenz durch den Vektor $\underline{Q} = \{q_1, q_2 \dots q_T\}$ und die tatsächlich beobachtete Merkmalssequenz durch den Vektor

²⁸³ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

²⁸⁴ S. [Pfi1], [Rab1]

²⁸⁵ S. [Pfi1], [Rab1]

²⁸⁶ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1]

$\mathbf{O} = \{\underline{o}_1, \underline{o}_2 \dots \underline{o}_T\}$ angegeben. Der zur Definition eines verborgenen Markov-Modells λ notwendige Parametersatz wird in den Gleichungen 15.6 – 15.8 angegeben.²⁸⁷

$$\mathbf{A} = \{a_{ij}\}, \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (15.6)$$

$$\mathbf{B} = \{b_j(k)\}, \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M \quad (15.7)$$

$$\underline{\pi} = P(q_1 = s_i) = \{\pi_i\}, \quad 1 \leq i \leq N \quad (15.8)$$

Für die Wahrscheinlichkeitsverteilung des initialen Modellzustandes $\underline{\pi}$ muss die stochastische Forderung, wie in Gleichung 15.9 angegeben, stets erfüllt sein.²⁸⁸

$$\sum_{i=1}^N \pi_i = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (15.9)$$

Die finale Definition der Modellarchitektur wird anhand der einzelnen Elemente der Zustandsübergangsmatrix \mathbf{A} erreicht. Während bei vollverbundenen Markov-Modellen jede Einzelwahrscheinlichkeit a_{ij} stets größer als Null sein muss, können alternative Architekturen durch gezielte Einschränkung dieser Verteilung realisiert werden.²⁸⁹

Für die Links-Rechts-Architektur resultiert eine Übergangsmatrix, bei der außer bestimmten Elementen, die unter Gleichung 15.10 fallen, alle Matrixelemente positiv definiert sind, sodass Übergänge von einem aktuell erreichten Zustand in einen in der Modellsequenz davor befindlichen Zustand durch die zu Null gesetzten Elemente unterbunden werden. Zudem muss sich ein Links-Rechts-Modell zu Beginn seiner Ausführung nach Gleichung 15.11 stets im ersten Zustand der Sequenz befinden.²⁹⁰

$$a_{ij} = 0 \text{ für alle } j < i \text{ und } j > (i + \Delta) \quad (15.10)$$

²⁸⁷ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

²⁸⁸ S. [Man1], [Rab1]

²⁸⁹ S. [Dud1], [Pfi1], [Rab1]

²⁹⁰ S. [Dud1], [Pfi1], [Rab1]

$$\pi_1 = 1 \quad (15.11)$$

Der Parameter Δ in Gleichung 15.10 kann applikationsabhängig gewählt werden und legt fest, inwiefern die damit realisierte Links-Rechts-Architektur ein Überspringen von Zuständen in Richtung der positiven Sequenz erlaubt. Im Falle von $\Delta = 1$ dürfen Zustände überhaupt nicht übersprungen werden, sodass der letzte Modellzustand nur nach reihenfolgerichtigem Durchgang aller Modellzustände erreicht werden kann. Diese Architektur wird als strikte Links-Rechts-Architektur bezeichnet.²⁹¹

15.4 Algorithmen der Parameteroptimierung

Für eine hinreichende Qualität der Mustererkennung ist anschließend an die Modelldefinition eine Modelloptimierung (auch: Modelltraining) notwendig, die durch Anwendung von für diese Aufgabenstellung bewährten Algorithmen effizient durchgeführt werden kann. Eine der für die Modelloptimierung meist verfolgten Ansätze liegt in der Anwendung der Erwartungsmaximierungstechnik von Baum et al. Diese erfordert eine Reihe untergeordneter Algorithmen sowie die Verfügbarkeit einer Mindestmenge von Merkmalssequenzen, die einem Prozesses mit möglichst optimalem Ablauf entnommen wurden.²⁹²

Eine der wichtigsten Fragen bei der Markov-Modellierung ist darin gegeben, zu welcher Wahrscheinlichkeit $P(\mathbf{O}|\lambda)$ ein gegebenes Modell eine beobachtete Merkmalssequenz erzeugt haben könnte (auch: Evaluationsproblem). Diese Wahrscheinlichkeit für eine gegebene Menge von Merkmalssequenzen durch Findung geeigneter Modellparameter zu maximieren, ist das Ziel der Modelloptimierung.²⁹³

Die Evaluationsfrage wird typischerweise durch Anwendung des Vorwärtsalgorithmus zur Berechnung der Vorwärtsvariable α_t über die Dauer der Prozessbeobachtung T beantwortet. Mit der Vorwärtsvariable wird nach Gleichung 15.12 die Wahrscheinlichkeit eines gegebenen Modells angegeben, die bis zu einem Zeitpunkt t beobachtete Merkmalssequenz erzeugt und zu diesem Zeitpunkt den Zustand s_i erreicht zu haben.²⁹⁴

²⁹¹ S. [Eul1], [Pfi1], [Rab1]

²⁹² S. [Bau1], [Dud1], [Pfi1], [Rab1]

²⁹³ S. [Dud1], [Kam2], [Pfi1], [Rab1]

²⁹⁴ S. [Dud1], [Kam2], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

Die Initialisierung, die Iteration und die Terminierung des Vorwärtsalgorithmus sind in den Gleichungen 15.13, 15.14 und 15.15 angegeben. Die Terminierung stellt die Summe der Vorwärtswahrscheinlichkeiten aller N möglichen, finalen Zustände der Zustandssequenz nach Beobachtung der gesamten Merkmalssequenz zum Zeitpunkt T und zugleich die Beantwortung der Frage nach der Wahrscheinlichkeit $P(\mathbf{O}|\lambda)$ dar.²⁹⁵

$$\alpha_t(i) = P(\underline{o}_1, \underline{o}_2, \dots, \underline{o}_t, q_t = s_i | \lambda) \quad (15.12)$$

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_j(\underline{o}_1), \quad 1 \leq i \leq N \quad (15.13)$$

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(\underline{o}_{t+1}), \quad 1 \leq t \leq T-1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (15.14)$$

$$P(\mathbf{O}|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (15.15)$$

Wobei für $\alpha_T(i)$ Gleichung 15.16 gilt.²⁹⁶

$$\alpha_T(i) = P(\underline{o}_1, \underline{o}_2, \dots, \underline{o}_T, q_T = s_i | \lambda) \quad (15.16)$$

Eine zum Vorwärtsalgorithmus komplementäre Methode ist der Rückwärtsalgorithmus, der die Berechnung einer nach Gleichung 15.17 definierten Rückwärtsvariable β_t rückwärts über die Prozessbeobachtungszeit vorsieht. Der Rückwärtsalgorithmus beantwortet mit der Rückwärtsvariable die Frage nach der Wahrscheinlichkeit, mit der ein gegebenes Modell eine nach dem Zeitpunkt t bis zum Ende der Beobachtungszeit erfasste Merkmalssequenz erzeugt haben und sich dabei zum Zeitpunkt t im Zustand s_i befunden haben könnte.²⁹⁷

²⁹⁵ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

²⁹⁶ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

²⁹⁷ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

$$\beta_t(i) = P(\underline{o}_{t+1}, \underline{o}_{t+2}, \dots, \underline{o}_T, q_t = s_i | \lambda) \quad (15.17)$$

Die Berechnung der Rückwärtsvariable über die Prozessbeobachtungszeit erfolgt nach den Gleichungen 15.18 – 15.19.²⁹⁸

$$\beta_T(i) = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (15.18)$$

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(\underline{o}_{t+1}) \beta_{t+1}(j), \quad (15.19)$$

$$t = T - 1, T - 2, \dots, 1, \quad 1 \leq i \leq N$$

Die Optimierung der zur Modelldefinition festgelegten Initialparameter $\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \underline{\pi})$ kann durch Kombinieren des Vorwärts- und des Rückwärtsalgorithmus erreicht werden. Hierzu ist die Gewinnung einer ausreichenden Menge von Merkmalssequenzen aus einem möglichst optimalen Verlauf des zu modellierenden Prozesses notwendig.²⁹⁹

Die Idee des von Baum et al. vorgestellten Optimierungsalgorithmus liegt in der Bestimmung der Wahrscheinlichkeit, mit der ein gegebenes Initialmodell eine beobachtete Merkmalssequenz erzeugt haben könnte, um anschließend die Parameter dieses Initialmodells gezielt zu variieren und die Verbesserung der zuvor bestimmten Beobachtungswahrscheinlichkeit zu prüfen. Das als Baum-Welch-Algorithmus bezeichnete Optimierungsverfahren erfolgt für eine einzelne Merkmalssequenz nach den Gleichungen 15.20 – 15.27.³⁰⁰

Zunächst wird nach Gleichung 15.20 mit der Variablen γ_t unter Anwendung der Vorwärts- und der Rückwärtsvariablen die Wahrscheinlichkeit bestimmt, mit der ein gegebenes Modell, unter der Bedingung einer beobachteten Merkmalssequenz, sich zum Zeitpunkt t im Zustand s_i befindet.³⁰¹

²⁹⁸ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

²⁹⁹ S. [Man1], [Dud1], [Pfi1], [Rab1]

³⁰⁰ S. [Bau1], [Dud1], [Pfi1], [Rab1]

³⁰¹ S. [Bau1], [Dud1], [Kam2], [Man1], [Pfi1], [Rab1]

$$\gamma_t(i) = P(q_t = s_i | \mathbf{O}, \lambda) = \frac{P(\mathbf{O}, q_t = s_i | \lambda)}{P(\mathbf{O} | \lambda)} = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i)}, \quad (15.20)$$

$$1 \leq t \leq T, \quad 1 \leq i \leq N$$

An die Bestimmung der Variable γ_t anschließend wird nach Gleichung 15.21 die Variable ξ_t berechnet, die die Wahrscheinlichkeit angibt, dass das betrachtete Modell, auf Basis der beobachteten Merkmalssequenz, sich zum Zeitpunkt t im Zustand s_i befindet und zum darauf folgenden Zeitpunkt $t + 1$ in den Zustand s_j wechselt.³⁰²

$$\xi_t(i, j) = P(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j | \mathbf{O}, \lambda) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(q_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{P(\mathbf{O} | \lambda)}, \quad (15.21)$$

$$1 \leq t < T, \quad 1 \leq i, j \leq N$$

Mit Hilfe der Variablen γ_t und ξ_t lassen sich nach den Gleichungen 15.22 – 15.24 angeben, wie häufig das betrachtete Modell, unter der Bedingung einer beobachteten Merkmalssequenz, den Zustand s_i erwartungsgemäß verlassen beziehungsweise s_j erreicht und wie häufig dieses Modell vom Zustand s_i zum Zustand s_j erwartungsgemäß gewechselt ist.³⁰³

$$\hat{N}_{s_i} = \sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i) \quad (15.22)$$

$$\hat{N}_{s_j} = \sum_{t=1}^T \gamma_t(j) \quad (15.23)$$

$$\hat{N}_{s_i \rightarrow s_j} = \sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j) \quad (15.24)$$

³⁰² S. [Bau1], [Man1], [Kam2], [Pfi1], [Rab1]

³⁰³ S. [Bau1], [Man1], [Pfi1], [Rab1]

Mit den in den Gleichungen 15.22 – 15.24 geschätzten Häufigkeiten können die Parameter eines neuen Markov-Modells für den betrachteten Prozess auf Basis der gegebenen Merkmalssequenz und der für ihre Erzeugung erwartungsgemäß auszuführenden Zustandsübergänge anhand der Gleichungen 15.25 – 15.27 geschätzt werden.³⁰⁴

$$\pi_i' = \gamma_1(i) \quad (15.25)$$

$$a_{ij}' = \frac{\hat{N}_{s_i \rightarrow s_j}}{\hat{N}_{s_i}} \quad (15.26)$$

$$b_j(k)' = \frac{\hat{N}_{s_j \text{ mit } o_t = v_k}}{\hat{N}_{s_j}} \quad (15.27)$$

Laut Baum et al. muss die Wahrscheinlichkeit $P(\mathbf{O}|\lambda)'$ eines Markov-Modells, dessen Parameter in einer neuen Iteration des Optimierungsalgorithmus bestimmt wurden, nach Gleichung 15.28 stets größer oder gleich sein als die Wahrscheinlichkeit $P(\mathbf{O}|\lambda)$ eines Modells, dessen Parameter initial beziehungsweise aus einer früheren Iteration des Algorithmus vorlagen.³⁰⁵

$$P(\mathbf{O}|\lambda)' \geq P(\mathbf{O}|\lambda) \quad (15.28)$$

Wird der Prozess der Parameteroptimierung, anstatt mit nur einer Merkmalssequenz, mit Hilfe mehrerer unterschiedlicher, allerdings jeweils einem möglichst optimalen Prozessablauf entnommener Merkmalssequenzen iterativ wiederholt, kann die Wahrscheinlichkeit des Initialmodells mit Hilfe des Baum-Welch-Algorithmus innerhalb einer endlichen Anzahl von Iterationen für die gegebenen Merkmalssequenzen lokal maximiert werden. Eine globale Maximierung der Beobachtungswahrscheinlichkeit erfordert eine möglichst optimale Wahl der Initialparameter, die gegebenenfalls auch über eine empirische Annäherung erfolgen kann.³⁰⁶

³⁰⁴ S. [Bau1], [Man1], [Pfi1], [Rab1]

³⁰⁵ S. [Bau1], [Man1], [Pfi1], [Rab1]

³⁰⁶ S. [Bau1], [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Ram1]

Die Modelloptimierung (auch: Lernproblem) nach Baum et al. setzt die Realisierung des Vorwärts- und des Rückwärtsalgorithmus sowie die Gewinnung von Merkmalssequenzen aus einem idealen, den interessierenden Prozess möglichst gut widerspiegelnden Prozessablauf, voraus. Sowohl die stochastischen Forderungen an die Modellparameter als auch die Modellarchitektur inklusive gegebenenfalls zuvor verbotener Zustandsübergänge bleiben über die gesamte Modelloptimierung erhalten.³⁰⁷

15.5 Merkmalsbasierte Suche der optimalen Zustandssequenz

Beim Einsatz der Markov-Modellierung zum Zweck der Mustererkennung ist ausgehend von einer zur Anwendungsphase beobachteten Merkmalssequenz die Frage zu beantworten, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein in Frage kommendes Modell diese Merkmalssequenz erzeugt haben könnte. Diese Frage wird bereits mit Hilfe des Vorwärtsalgorithmus beantwortet, sodass dieser für den Vergleich eines gegebenen Prozessmodells mit einer bestimmten Merkmalssequenz herangezogen werden kann.

Mit den Gleichungen 15.29 – 15.37 des Viterbi-Algorithmus erweitern sich die Gleichungen des Vorwärtsalgorithmus dahingehend, dass neben der Beobachtungswahrscheinlichkeit auch die wahrscheinlichste Zustandssequenz $\underline{Q}^* = \{q_1, q_2 \dots q_T\}$ innerhalb eines betrachteten Modells, auf Basis der beobachteten Merkmalssequenz $\underline{O} = \{\underline{o}_1, \underline{o}_2 \dots \underline{o}_T\}$, angegeben werden kann (auch: Dekodierungsproblem).³⁰⁸

Die gesuchte, wahrscheinlichste Zustandssequenz wird unter anderem mit Hilfe der Variablen δ_t bestimmt, die nach den Gleichungen 15.29 – 15.31 zunächst die Wahrscheinlichkeit einer Zustandssequenz zum Zeitpunkt t , unter der Bedingung einer bis zu diesem Zeitpunkt beobachteten Merkmalssequenz sowie, dass sich das Modell nach Durchlaufen der bis zum Zeitpunkt $t - 1$ wahrscheinlichsten Zustandssequenz zum Zeitpunkt t im Zustand s_i befindet, maximiert.³⁰⁹

$$\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{t-1}} P(q_1, q_2, \dots, q_t = s_i, \underline{o}_1, \underline{o}_2 \dots \underline{o}_t | \lambda) \quad (15.29)$$

$$\delta_1(i) = \pi_1 b_i(\underline{o}_1), \quad 1 \leq i \leq N \quad (15.30)$$

³⁰⁷ S. [Bau1], [Dud1], [Pfi1], [Rab1]

³⁰⁸ S. [Pfi1], [Rab1], [Ram1], [Vit1]

³⁰⁹ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Vit1]

$$\delta_t(j) = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] b_j(\underline{q}_t), \quad 1 \leq j \leq N, \quad 2 \leq t \leq T \quad (15.31)$$

Aus dem in Gleichung 15.31 angegebenen Argument $\delta_{t-1}(i) a_{ij}$ heraus lässt sich nach den Gleichungen 15.32 und durch Maximierung in Gleichung 15.33 die Variable ψ_t angeben, in die die bis zum Zeitpunkt t wahrscheinlichste Zustandssequenz übernommen werden kann.³¹⁰

$$\psi_1(i) = 0 \quad (15.32)$$

$$\psi_t(j) = \underset{1 \leq i \leq N}{\operatorname{argmax}} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}], \quad 1 \leq j \leq N, \quad 2 \leq t \leq T \quad (15.33)$$

Die gesuchte Zustandssequenz bildet diejenigen Zustände ab, deren explizite Sequenz nach Gleichung 15.34 die Wahrscheinlichkeit $P(\underline{Q}, \underline{\mathbf{O}} | \lambda)$ maximiert. Sie kann zusammen mit der Beobachtungswahrscheinlichkeit anhand der Variablen δ_T und ψ_t nach Gleichungen 15.35 – 15.37 angegeben werden.³¹¹

$$q_t^* = \underset{\underline{Q}}{\operatorname{argmax}} P(\underline{Q} | \underline{\mathbf{O}}, \lambda), \quad 1 \leq t \leq T \quad (15.34)$$

$$q_T^* = \underset{1 \leq i \leq N}{\operatorname{argmax}} [\delta_T(i)] \quad (15.35)$$

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad t = T - 1, T - 2, \dots, 1 \quad (15.36)$$

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad (15.37)$$

³¹⁰ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Vit1]

³¹¹ S. [Man1], [Pfi1], [Rab1], [Vit1]

16 Literaturverzeichnis

- [Arl1] Arlinghaus, S. L., *Spatial Mathematics: Theory and Practice through Mapping*. Hoboken: CRC Press, 2013.
- [Bac1] Bachu, R.G.; Kopparthi, S.; Adapa, B.; Barkana, B.D., "Voiced/Unvoiced Decision for Speech Signals Based on Zero-Crossing Rate and Energy," *Advanced techniques in computing sciences and software engineering*, pp. 279–282. Dordrecht, New York: Springer, 2010.
- [Bar1] Barbour, N.; Schmidt, G., "Inertial sensor technology trends," *IEEE Sensors J.*, vol. 1, no. 4, pp. 332–339, 2001.
- [Bau1] Baum, L. E., Petrie, T., Soules, G.; Weiss, N., "A Maximization Technique Occurring in the Statistical Analysis of Probabilistic Functions of Markov Chains," *Ann. Math. Statist.*, vol. 41, no. 1, pp. 164–171, 1970.
- [Bis1] Bishop, Gary, Greg Welch; B. Danette Allen, "Tracking: Beyond 15 minutes of thought," *SIGGRAPH 2001*, 2001.
- [Boy1] Boyd, S., "Linear Dynamical Systems (Manuskript)," Stanford University, 2008.
- [Bue1] Büchter, A., Henn, H.-W., *Elementare Analysis: Von der Anschauung zur Theorie. Mathematik Primar- und Sekundarstufe 0*. Heidelberg: Spektrum Akademischer Verlag, 2010.
- [Dee1] Deepalakshmi, P.; Malleswaran, M., "Accurate INS/GPS Positioning by Kalman Filter Using Various Smoothing Algorithms in Interacting Multiple Model (IMM)," 2012. In *International Conference on Computing and Control Engineering (ICCE 2012)*.
- [Dud1] Duda, R. O., Hart, P. E.; Stork, D. G., *Pattern Classification*. [s.l.]: Interscience, op. 2012.
- [Eul1] Euler, S., *Grundkurs Spracherkennung: Vom Sprachsignal zum Dialog; Grundlagen und Anwendung verstehen ; mit praktischen Übungen*, 1. Aufl. Computational intelligence. Wiesbaden: Vieweg, 2006.
- [Gel1] Gelb, A., *Applied optimal estimation*. Cambridge, Mass. M.I.T. Press, 1974.
- [Gre1] Grewal, M. S.; Andrews, A. P., *Kalman filtering: Theory and practice using MATLAB*, 3rd ed. Hoboken, N.J.: Wiley, 2008.
- [Gri1] Grinstead, C. M.; Snell, J. L., *Introduction to probability*, 2nd rev. ed. Providence, RI: American Mathematical Society, 1997.
- [Gro1] Groves, P. D., *Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems*. GNSS technology and applications series. Boston: Artech House, 2008.
- [Hai1] Haid, M., *Verbesserung der referenzlosen inertialen Objektverfolgung zur low-cost Indoor-Navigation durch Anwendung der Kalman-Filterung*. Stuttgart: Fraunhofer-IRB-Verl., 2005.
- [Hai2] Haid, M., "Sensorik und Signalverarbeitung (Manuskript)," Hochschule Darmstadt, Fachbereich Elektro- und Informationstechnik, Darmstadt (Deutschland), 2010-15.
- [Hai3] Haid, M., Kamil, M., Chobtrong, T., Günes, E., Münter, M. Tutsch, H., "IN-DIVER – Integrated Distribution Planning using an inertial-based tracking system," 22nd International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing, pp. 433–440, 2012.
- [Han1] Hang, L., Nassar, S.; El Sheimy, N., "Two-Filter Smoothing for Accurate INS/GPS Land-Vehicle Navigation in Urban Centers," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 59, no. 9, pp. 4256–4267, 2010.
- [Hid1] Hide, C.; Moore, T., "GPS and low cost INS integration for positioning in the urban environment," *Proc. of ION GNSS 2005*, pp. 1007–1015, 2005.

- [Hor1] Horber, E., "Motion capturing: Forschungsbericht," Universität Ulm, 2002.
- [Kal1] Kalman, R. E., "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*, no. 82 (Series D), pp. 35–45, 1960.
- [Kam1] Kamil, M., Chobtrong, T., Günes, E.; Haid, M., "Low-cost object tracking with MEMS sensors, Kalman filtering and simplified two-filter-smoothing," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 235, no. 0, pp. 323–331, 2014.
- [Kam2] Kamil, M., Haid, M., Chobtrong, T., Günes, E., Abrante-Perez, P., Berezowski, N., "Individuelles Ganzkörper-Trainingssystem basierend auf miniaturisierten Inertialsensoren und algorithmusgestützter Bewegungserkennung," 8. AAL Kongress Zukunft Lebensräume, 2015.
- [Kam3] Kamil, M., Devaux, P., Haid, M., Chobtrong, T., and Günes, E., "Reference Navigation System Based in WI-FI Hotspots for Integration with Low-Cost Inertial Navigation System," International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, pp. 10–13, 2013.
- [Kay1] Kayton, M., Fried, W. R., *Avionics navigation systems*, 2. ed. New York: Wiley, 1997.
- [Kon1] Konstantopoulos, T., "Markov Chains and Random Walks (Manuskript): Elements of Markov chains and random walks," Uppsala universitet, 2009.
- [Lin1] Lin, W.-C., "Motion Capture (Manuskript)," Taiwan, 2006.
- [Liu1] Liu, C. K., "Motion capture (Manuskript): CS7496: Computer Animation," Georgia College of Computing, 2013.
- [Lof1] Loffeld, O., *Grundlagen und stochastische Konzepte. Estimationstheorie* / von Otmar Loffeld 1. München [u.a.]: Oldenbourg, 1990.
- [Lof2] Loffeld, O., *Anwendungen - Kalman-Filter. Estimationstheorie* / von Otmar Loffeld 2. München [u.a.]: Oldenbourg, 1990.
- [Man1] Manning, C. D.; Schütze, H., *Foundations of statistical natural language processing*. Cambridge, Mass: MIT Press, 1999.
- [May1] Maybeck, P. S., *Stochastic models, estimation and control*. Mathematics in science and engineering v. 141, pt. 1. Orlando, F.L., San Diego, C.A., San Francisco C.A. Academic Press, 1979.
- [Mit1] Mittal, R. K., Nagrath, I. J., *Robotics and control*. New Delhi: Tata McGraw-Hill, ©2003.
- [Mon1] Mönikes, R., Teltschik, A., Wendel, J.; Trommer, G. F., "Post-processing GNSS/INS Measurements Using a Tightly Coupled Fixed-Interval Smoother Performing Carrier Phase Ambiguity Resolution," In *2006 IEEE/ION Position, Location, And Navigation Symposium*, 283–90.
- [Nim1] National Imagery and Mapping Agency (NIMA), *World Geodetic System 1984, 3rd Edition*, 2000.
- [Pap1] Papula, L., *Mathematik für Ingenieure und Naturwissenschaftler Band 3: Vektoranalysis,...* [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2011.
- [Pfe1] Pfeifer, Rolf; Füchslin, Rudolf, "Markov Processes (Manuskript): Formal Methods for Computer Science II," University of Zurich, 2013.
- [Pfi1] Pfister, B.; Kaufmann, T., *Sprachverarbeitung: Grundlagen und Methoden der Sprachsynthese und Spracherkennung*. Extras im Web. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008.
- [Phi1] Phillips, W. F., Hailey, C. E.; Gebert, G. A., "Review of Attitude Representations Used for Aircraft Kinematics," *Journal of Aircraft*, vol. 40, no. 1, p. 223, 2003.
- [Pri1] Pritlove, T.; Antreich Felix, *Podcast "RZ008 Satellitennavigation*, 2008. <http://www.raumzeit-podcast.de/2011/02/04/rz008-satellitennavigation/>.
- [Rab1] Rabiner, L. R., "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," *Proc. IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257–286, 1989.
- [Rab2] Rabiner, L. R.; Juang, B.-H., *Fundamentals of speech recognition*, 2nd Indian Reprint. Delhi: Pearson Education, 2005.

- [Rab3] Rabiner, L. R., Levinson, S. E.; Sondhi, M. M., "On the Application of Vector Quantization and Hidden Markov Models to Speaker-Independent, Isolated Word Recognition," *Bell System Technical Journal*, vol. 62, no. 4, pp. 1075–1105, 1983.
- [Ram1] Ramage, D., "Hidden Markov Models Fundamentals (Manuskript): CS229 Machine Learning," Stanford University, 2007.
- [Rau1] Rauch, H. E., Striebel, C. T.; Tung, F., "Maximum likelihood estimates of linear dynamic systems," *AIAA Journal*, vol. 3, no. 8, pp. 1445–1450, 1965.
- [Riz1] Rizvi, S. A.; Nasrabadi, N. M., "An efficient Euclidean distance computation for vector quantization using a truncated look-up table," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 5, no. 4, pp. 370–371, 1995.
- [She1] El-Sheimy, N.; Niu, X., "The Promise of MEMS to the Navigation Community," *Inside GNSS*, no. March/April, pp. 46–56, 2007.
- [Shi1] Shiratori, T., Park, H. S., Sigal, L., Sheikh, Y.; Hodgins, J. K., "Motion capture from body-mounted cameras," 2011. In *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 31.
- [Sig1] Sigal, L., "[Marker-based] Motion Capture (Manuskript): Human Motion Modeling and Analysis," Carnegie Mellon University, 2012.
- [Sko1] Skogstad, Ståle A., Kristian Nymoen; M. E. Høvin, "Comparing inertial and optical mocap technologies for synthesis control," *Proc. of Int. Sound and Music Computing Conference*, 2011.
- [Tho1] Thomas, M. D., McGinley, J. A., Carruth, D. W.; Blackledge, C., "Cross-Validation of an Infrared Motion Capture System and an Electromechanical Motion Capture Device," 2007.
- [Tit1] Titterton, D. H.; Weston, J. L., *Strapdown inertial navigation technology*, 2nd ed. IEE radar, sonar, navigation, and avionics series 17. Stevenage: Institution of Electrical Engineers, 2004.
- [Vit1] Viterbi, A., "Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 13, no. 2, pp. 260–269, 1967.
- [Wal1] Wall, J. H.; Bevely, D. M., "Characterization of inertial sensor measurements for navigation performance analysis," 2006. In *Proceedings of the 19th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2006)*, 2678–85.
- [Wai1] Waibel, A., Lee, K.-F., Readings in speech recognition. San Mateo, Calif: Morgan Kaufmann Publishers, ©1990.
- [Wec1] de Weck, Olivier L., "Attitude Determination and Control (Manuskript)," Massachusetts Institute of Technology, 2001.
- [Wel2] Welch, G.; Foxlin, E., "Motion tracking: no silver bullet, but a respectable arsenal," *IEEE Comput. Graph. Appl.*, vol. 22, no. 6, pp. 24–38, 2002.
- [Wen1] Wendel, J., "Integrierte Navigationssysteme: Sensordatenfusion, GPS und inertielle Navigation," *Integrierte Navigationssysteme*, 2011.
- [Wen2] Wendel, J.; Schlaile, C., Trommer, Gert F., "Direct Kalman Filtering of GPS/INS for Aerospace Applications," *International Symposium on Kinematic Systems in Geodesy, Geomatics and Navigation, Banff (Kanada)*, 2001.

17 Formelzeichen und Abkürzungen

Allgemeine Definitionen:

<i>Fett</i>	Gibt eine Größe als Matrix an
<u>[...]</u>	Gibt eine Größe als Vektor an
$\overline{[...]}$	Gibt eine Größe als Mittelwert an
$[\hat{...}]$	Gibt eine Größe als optimal geschätzt an
$[...]^-$	Gibt eine a-priori Größe an
$[...]^+$	Gibt eine a-posteriori Größe an
$\dot{[...]}$	Gibt eine zeitlich einfach differenzierte Größe an
$\ddot{[...]}$	Gibt eine zeitlich zweifach differenzierte Größe an
$[...]^{(n)}$	Gibt eine Größe in einem angegebenen Koordinatensystem / die Potenz einer Größe an
$[...]_t$	Gibt eine Größe zu einem angegebenen Zeitpunkt / eine angegebene Komponente eines Vektors an
$\delta[...]$	Gibt den absoluten Fehler einer Größe an

Kapitel 2:

r	Satellitenabstand
t	Zeitangabe
c	Lichtgeschwindigkeit
\mathbf{M}_{acc}	Skalenfaktor- und Ausrichtungsfehlermatrix der Beschleunigungssensoren
\mathbf{M}_{gy}	Skalenfaktor- und Ausrichtungsfehlermatrix der Drehratensensoren
$MIS_{gy,...}$	Ausrichtungsfehler eines Beschleunigungssensors
$MIS_{gy,...}$	Ausrichtungsfehler eines Drehratensensors
$SC_{acc,...}$	Korrigierter Skalenfaktor eines Beschleunigungssensors
$SC_{gy,...}$	Korrigierter Skalenfaktor eines Drehratensensors
s	Strecke / Position
a	Beschleunigung
φ	Lagewinkel / Breitengrad im Navigationskoordinatensystem
ω	Drehrate
g	Schwerebeschleunigung
\underline{a}_{sys}^b	Beschleunigungsmesswerte inklusive systematischer Fehler
$\underline{\omega}_{sys}^b$	Drehratenmesswerte inklusive systematischer Fehler
b_a	Nullpunktfehler der Beschleunigungssensoren
n_a	Weißes Rauschen als Eingang zur Modellierung des Beschleunigungssensorrauschens
b_ω	Nullpunktfehler der Drehratensensoren

n_ω	Weißes Rauschen als Eingang zur Modellierung des Drehratensensorrauschens
R_0	Durchschnittlicher Krümmungsradius der Erde
h	Höhe über Geoid im Navigationskoordinatensystem
q	Quaternionen(-element)
k	Diskreter Zeitpunkt
C_b^n	Richtungskosinusmatrix / Lagetransformationsmatrix
$\underline{\omega}_{\Omega,k}^n$	Erddrehrate im Navigationskoordinatensystem
$\underline{\omega}_{T,k}^n$	Transportrate im Navigationskoordinatensystem
Ω	Erddrehrate
v	Geschwindigkeit
n, e, d	Für "North, East und Down", als Indizes: Referenzachsen des Navigationskoordinatensystems
R_e	Krümmungsradius der Erde in Ost-Richtung
R_n	Krümmungsradius der Erde in Nord-Richtung
ϕ	Roll-Winkel
$c_{[...]}$	Element der Richtungskosinusmatrix
θ	Pitch-/ Nick-Winkel
ψ	Yaw-/ Gier-Winkel
m	Masse
F	Kraft
f	Von der Schwerebeschleunigung behaftete Beschleunigungswerte
λ	Längengrad im Navigationskoordinatensystem
N	Krümmungsradius der primären Vertikalen nach WGS-84
a	Große Halbachse des Erdellipsoids nach WGS-84
e	Exzentrizität des Erdellipsoids nach WGS-84
x	X-Koordinate der Position
y	Y-Koordinate der Position
z	Z-Koordinate der Position

Kapitel 5:

x	Zustandsgröße / Zustandsvektor
Δ	Absoluter Fehler
$\Delta\alpha$	Fehler des Roll-Winkels gegenüber dem Navigationskoordinatensystem
$\Delta\beta$	Fehler des Pitch-Winkels gegenüber dem Navigationskoordinatensystem
$\Delta\gamma$	Fehler des Yaw-Winkels gegenüber dem Navigationskoordinatensystem
b_{ac}	Nullpunktfehler der Beschleunigungssensoren
b_{gy}	Nullpunktfehler der Drehratensensoren

Φ	Globale Zustandsübergangsmatrix
B	Einflussmatrix
u	Eingangsgröße / Eingangsvektor
G	Stochastische Einflussmatrix
w	Weißes Systemrauschen
z	Beobachtungsgröße / Beobachtungsvektor
H	Beobachtungsmatrix
v	Weißes Beobachtungsrauschen
F	Systemmatrix / lokale Zustandsübergangsmatrix
$0_{\dots x \dots}$	Quadratische Nullmatrix
τ_a	Korrelationszeit für den stochastischen Nullpunktfehler der Beschleunigungssensoren
τ_ω	Korrelationszeit für den stochastischen Nullpunktfehler der Drehratensensoren
Ω_{ie}^n	Schiefsymmetrische Matrix der Differenz zwischen der Erddrehrate und der Transportrate
I	Einheitsmatrix
n	Rauschprozess
Q	Kovarianzmatrix des Systemrauschens
R	Kovarianzmatrix des Beobachtungsrauschens
i, j	Matrixindizes
$T_{Ausfall}$	Referenz-Ausfallinterfall
ρ	Gewichtungsfaktor
$[\dots]_{s,k}$	Geglättete / zur Glättung verwendete Größe
$[\dots]_{VW}$	Aus der Ausführung des Vorwärtsfilters resultierende Größe
$[\dots]_{RW}$	Aus der Ausführung des Rückwärtsfilters resultierende Größe
ϵ_{dist}	Euklidische Distanz
n	Anzahl aller vorhandenen Einträge
L_{mess}	Gemessene Signalstärke
L_{DB}	Referenz-Signalstärke

Kapitel 6:

ψ_{ref}	Yaw- / Gier-Winkel des Referenzsystems
φ_{ref}	Roll- -Winkel
λ_{ref}	Pitch- / Nick-Winkel
$h_{ref,k-1}$	Höhe über Geoid des Referenzsystems
T_{ref}	Abtastperiode des Referenzsystems
$G_{TP}(s)$	Übertragungsfunktion eines Tiefpassfilters im Laplace-Bereich
s	Laplace-Variable

P Kovarianzmatrix der Vorhersage / der Korrektur

Kapitel 8:

x Erfasstes Signal
 $P(\mathcal{O}|\lambda)$ Beobachtungswahrscheinlichkeit
 \underline{e} Einheitsvektor
 o Beobachtetes Prozessmerkmal
 v Beobachtbares Merkmal
 k Diskreter Merkmalsindex
 i Diskreter Vektorkomponentenindex

Kapitel 9:

N Anzahl der Modellzustände
 M Anzahl der beobachtbaren Merkmale
 A Zustandsübergangsmatrix
 B Emissionsmatrix
 a Übergangswahrscheinlichkeit
 b Emissionswahrscheinlichkeit
 π Wahrscheinlichkeitsverteilung des initialen Systemzustandes
 E_n Signalkurzzeitenergie
 x Signalvariable
 w Fensterfunktion
 m, n Datenpunktindizes

Kapitel 14:

p Verteilungsdichtefunktion
 ξ Schrankenvariable für die Verteilungsdichtefunktion
 μ Mittelwert- / Erwartungswert
 K Kalman-Verstärkung / Kalman-Verstärkungsmatrix
 $a_{[\dots]}$ Systemkoeffizient
 $b_{[\dots]}$ Eingangskoeffizient
 X Zustandsgröße im Laplace-Bereich
 U Eingangsgröße im Laplace-Bereich
 Z Ausgangsgröße im Laplace-Bereich
 G Übertragungsfunktion im Laplace-Bereich

h	Beobachtungskoeffizient
T	Abtastperiode des diskreten Systems
Δt	Abtastzeit
\mathcal{L}	Laplace-Transformation
τ	Integrationsvariable
$E [\dots]$	Erwartungswert

Kapitel 15:

P	Wahrscheinlichkeit
q	Auftretender Systemzustand
t	Diskreter Zeitpunkt
s	Vorhandener Systemzustand
i, j	Diskrete Zustandsindizes
T	Diskreter Beobachtungszeitraum
\underline{S}	Diskreter Zustandsraum
V	Beobachtbare Merkmale / Diskretes Merkmalsalphabet
\underline{Q}	Auftretende Zustandssequenz
O	Beobachtete Merkmalssequenz
λ	Parametersatz eines verborgenen Markov-Modells
Δ	Schrittweite
α	Vorwärtsvariable
β	Rückwärtsvariable
γ	Hilfsvariable für die Parameteroptimierung
ξ	Hilfsvariable für die Parameteroptimierung
\hat{N}_{S_i}	Erwartete Häufigkeit des Auftretens des Zustandes i
\hat{N}_{S_j}	Erwartete Häufigkeit des Auftretens des Zustandes j
$\hat{N}_{S_i \rightarrow S_j}$	Erwartete Häufigkeit des Übergänge vom Zustandes i zum Zustand j
$[\dots]'$	Aus einer neuen Iteration resultierender Modellparameter
\underline{Q}^*	Am wahrscheinlichsten aufgetretene Zustandssequenz
δ	Hilfsvariable zur Suche der optimalen Zustandssequenz
ψ	Hilfsvariable zur Suche der optimalen Zustandssequenz
q_t^*	Zustand in der am wahrscheinlichsten aufgetretenen Zustandssequenz
P^*	Aus dem Viterbi-Algorithmus resultierende Beobachtungswahrscheinlichkeit

18 Abbildungsverzeichnis

ABBILDUNG 2.1: LINEARITÄTS-, SKALANFAKTOR- UND NULLPUNKTFEHLER EINES INERTIALSENSORS	23
ABBILDUNG 5.1: ABSCHATTUNGSEMPFINDLICHKEIT, MEHRWEGAUSBREITUNG UND MANIPULIERBARKEIT VON SATELLITENSIGNALEN	50
ABBILDUNG 5.2: STÜTZUNG EINES LOW-COST-INERTIALSYSTEMS NACH LOOSE-COUPPING-ARCHITEKTUR	52
ABBILDUNG 5.3: SYSTEMARCHITEKTUR BASIEREND AUF KALMAN-FILTERUNG IN INDIRKETER KONFIGURATION	53
ABBILDUNG 5.4: PRINZIP DER SUKZESSIVEN GEWICHTUNG ZWISCHEN VORWÄRTS- UND RÜCKWÄRTSLÖSUNG	60
ABBILDUNG 5.5: LABVIEW-QUELLCODE DER REALISIERTEN WEGMARKENERKENNUNG	62
ABBILDUNG 5.6: KONZEPT DER WEGMARKENERKENNUNG BASIEREND AUF BILDVERARBEITUNG	63
ABBILDUNG 5.7: BEISPIEL EINER WEGMARKENERKENNUNG AUS EINEM FAHRZEUGINTERNEN LOW-COST-KAMERAMODUL IM RAHMEN EINER TESTFAHRT	64
ABBILDUNG 5.8: BEISPIELKONFIGURATION INERTIALSYSTEM MIT WIFI-FINGERPRINTING UND KONTROLLPUNKTVERFAHREN	66
ABBILDUNG 5.9: VON AUSGEWÄHLTEN ANTENNEN ERFASSTE SIGNALSTÄRKEN UND POSITIONSMARKIERUNGEN	67
ABBILDUNG 7.1: HARDWAREKONFIGURATION, LINKS: TESTFAHRZEUG MIT KÖRPERFESTEM KOORDINATENSYSTEM, MITTE: LOW-COST- GPS-EMPFÄNGER, RECHTS: MIKROMECHANISCHE MESSEINHEIT MIT 9 DoF UND 32-BIT μ CONTROLLER	79
ABBILDUNG 7.2: TESTHARDWARE, LINKS: LOW-COST-GPS-EMPFÄNGER, RECHTS: MIKROMECHANISCHE MESSEINHEIT CCASS IMU 100	80
ABBILDUNG 7.3: TESTHARDWARE, MIKROMECHANISCHE MESSEINHEIT CCASS IMU 500 UND LOW-COST-GPS-CHIP	80
ABBILDUNG 7.4: VORGEHENSWEISE DER FEHLERBESTIMMUNG ZUR REFERENZSYSTEMVALIDIERUNG, BLAU: AUS DEN GPS- KOORDINATEN ERMITTELTE ROUTE, ROT: ZUR REALEN ROUTE GEMESSENE FEHLERSTRECKE (KARTENMATERIAL: GOOGLE INC.)	81
ABBILDUNG 7.5: VORGEHENSWEISE DER FEHLERBESTIMMUNG ZUR INERTIALSYSTEMVALIDIERUNG, GELB: AUS DEN GPS- KOORDINATEN ERMITTELTE ROUTE, GRÜN: INERTIALSYSTEMROUTE, ROSA: FEHLERKREIS (KARTENMATERIAL: GOOGLE INC.)	83
ABBILDUNG 7.6 UNABHÄNGIGE GPS UND INS MESSUNGEN, KEIN AUSFALL DER GPS-POSITIONSINFORMATION (KARTENMATERIAL: GOOGLE INC.)	85
ABBILDUNG 7.7 EIN-FILTER-GPS-INS-SENSORDATENFUSION (BLAUE KURVE) UND GEGLÄTTETE LÖSUNG (ROTE KURVE), ROUTE NACH ABBILDUNG 7.6, 30S AUSFALL DER GPS-POSITIONSINFORMATION (NACH DER 40. SEKUNDE)	85
ABBILDUNG 7.8 UNABHÄNGIGE GPS UND INS MESSUNGEN, KEIN AUSFALL DER GPS-POSITIONSINFORMATION (KARTENMATERIAL: GOOGLE INC.)	86
ABBILDUNG 7.9 EIN-FILTER-GPS-INS-SENSORDATENFUSION (BLAUE KURVE) UND GEGLÄTTETE LÖSUNG (ROTE KURVE), ROUTE NACH ABBILDUNG 7.8, 30S AUSFALL DER GPS-POSITIONSINFORMATION (NACH DER 40. SEKUNDE)	86
ABBILDUNG 7.10 UNABHÄNGIGE GPS UND INS MESSUNGEN, KEIN AUSFALL DER GPS-POSITIONSINFORMATION (KARTENMATERIAL: GOOGLE INC.)	87
ABBILDUNG 7.11 EIN-FILTER-GPS-INS-SENSORDATENFUSION (BLAUE KURVE) UND GEGLÄTTETE LÖSUNG (ROTE KURVE), ROUTE NACH ABBILDUNG 7.10, 30S AUSFALL DER GPS-POSITIONSINFORMATION (NACH DER 40. SEKUNDE)	87
ABBILDUNG 8.1 KONZEPT EINES INERTIALEN MULTISENSORSYSTEMS ZUR GANZHEITLICHEN BEWEGUNGSERKENNUNG, BESTEHEND AUS ZWÖLF MIKROMECHANISCHEN INERTIALEINHEITEN	93
ABBILDUNG 8.2 BEWEGUNGSMODELL EINES IDEALEN BEWEGUNGSABLAUFS EINER AM UNTERARM ANGEBRACHTEN INERTIALEINHEIT FÜR EINEN HANDBALL-ABWURF, BESTEHEND AUS FÜNF VERBORGENEN ZUSTÄNDEN	96
ABBILDUNG 8.3 BEISPIEL EINER KORREKTEN BEWEGUNGSSEQUENZ EINER AM UNTERARM ANGEBRACHTEN INERTIALEINHEIT FÜR EINEN HANDBALL-ABWURF (GRÜNE PUNKTE)	97
ABBILDUNG 8.4 BEISPIEL EINER FEHLERHAFTEN BEWEGUNGSSEQUENZ EINER AM UNTERARM ANGEBRACHTEN INERTIALEINHEIT FÜR EINEN HANDBALL-ABWURF (GRÜNE PUNKTE)	97

ABBILDUNG 8.5 ARCHITEKTUR DER SIGNALVERARBEITUNG ZUR DEFINITION UND OPTIMIERUNG EINES BEWEGUNGSMODELLS UND ZUR MODELLBASIERTE BEWEGUNGSKENNUNG.....	98
ABBILDUNG 8.6 ERGEBNISSE DER SIGNALKONDITIONIERUNG AM BEISPIEL EINES EINDIMENSIONALEN BESCHLEUNIGUNGSSIGNALS .	100
ABBILDUNG 8.7 KURZZEITENERGIE AM BEISPIEL EINES EINDIMENSIONALEN BESCHLEUNIGUNGSSIGNALS	100
ABBILDUNG 8.8 ERGEBNIS DER AKTIVPHASENERKENNUNG AM BEISPIEL EINES EINDIMENSIONALEN BESCHLEUNIGUNGSSIGNALS	101
ABBILDUNG 8.9 ERGEBNIS DER SIGNALDIFFERENZIERUNG AM BEISPIEL EINES EINDIMENSIONALEN BESCHLEUNIGUNGSSIGNALS	102
ABBILDUNG 8.10 ERGEBNIS DER SCHNITTPUNKTERMITTLUNG DES DIFFERENZIIERTEN SIGNALS AM BEISPIEL EINES EINDIMENSIONALEN BESCHLEUNIGUNGSSIGNALS.....	102
ABBILDUNG 8.11 ERGEBNIS DER SEGMENTIERUNG AM BEISPIEL EINES EINDIMENSIONALEN BESCHLEUNIGUNGSSIGNALS	102
ABBILDUNG 8.12 ERGEBNIS DER MERKMALSEXTRAKTION AM BEISPIEL EINES EINDIMENSIONALEN BESCHLEUNIGUNGSSIGNALS	103
ABBILDUNG 8.13 DISKRET VERTEILTE EINHEITSVEKTOREN ZUR ERKENNUNG VON BEWEGUNGSRICHTUNGEN DER BEWEGUNGSSEGMENTE IM DREIDIMENSIONALEN RAUM	105
ABBILDUNG 8.14 ERGEBNIS DER MERKMALSDISKRETISIERUNG AM BEISPIEL EINES EINDIMENSIONALEN BESCHLEUNIGUNGSSIGNALS.....	106
ABBILDUNG 8.15 PRINZIP DER MODELLOPTIMIERUNG MIT EINER MERKMALSSEQUENZ, GEZEIGT WERDEN EINE BEISPIELHAFT ORIGINALSEQUENZ (GRÜNE PUNKTE) SOWIE EINE VEKTORVARIIERUNG DURCH NUTZUNG VON ACHT IM SINNE DES NEAREST-NEIGHBOR-VERFAHRENS DIREKT BENACHBARTEN RICHTUNGSVEKTOREN (ROTE PUNKTE).....	106
ABBILDUNG 10.1 ANBRINGUNG DER INERTIALEINHEITEN AM KÖRPER DES ATHLETEN (OHNE MULTISENSORANZUG)	116
ABBILDUNG 10.2 ERGEBNISSE DER AKTIVPHASENERKENNUNG FÜR DIE BESCHLEUNIGUNGSSENSOREN (DREHRATEN ÄQUIVALENT)	118
ABBILDUNG 10.3 ERGEBNISSE DER SIGNALSEGMENTIERUNG OHNE FILTERUNG FÜR DIE BESCHLEUNIGUNGSSENSOREN (DREHRATEN ÄQUIVALENT).....	118
ABBILDUNG 10.4 ERGEBNISSE DER SIGNALSEGMENTIERUNG MIT FILTERUNG FÜR DIE BESCHLEUNIGUNGSSENSOREN (DREHRATEN ÄQUIVALENT).....	119
ABBILDUNG 10.5 ERGEBNISSE DER MERKMALSEXTRAKTION FÜR DIE X-KOMPONENTE DER BESCHLEUNIGUNG (DREHRATEN ÄQUIVALENT).....	120
ABBILDUNG 10.6 ERGEBNISSE DER MERKMALSDISKRETISIERUNG FÜR DIE X-KOMPONENTE DER BESCHLEUNIGUNG (DREHRATEN ÄQUIVALENT).....	120
ABBILDUNG 10.7 ERGEBNISSE DER BEWEGUNGSKENNUNG FÜR SIEBEN FEHLERHAFT AUSFÜHRUNGEN (DREIDIMENSIONALER MERKMALSVEKTOR).....	122
ABBILDUNG 10.8 ERGEBNISSE DER BEWEGUNGSKENNUNG FÜR SIEBEN FEHLERHAFT AUSFÜHRUNGEN (VIERDIMENSIONALER MERKMALSVEKTOR).....	122
ABBILDUNG 10.9 ERGEBNISSE DER BEWEGUNGSKENNUNG FÜR SIEBEN KORREKTE AUSFÜHRUNGEN (DREIDIMENSIONALER MERKMALSVEKTOR).....	123
ABBILDUNG 10.10 ERGEBNISSE DER BEWEGUNGSKENNUNG FÜR SIEBEN KORREKTE AUSFÜHRUNGEN (VIERDIMENSIONALER MERKMALSVEKTOR).....	123
ABBILDUNG 11.1: REFERENZLOSER MULTISENSORANZUG AUS LOW-COST INERTIALEINHEITEN ZUR DREIDIMENSIONALEN BEWEGUNGSKENNUNG (FOTO: CCASS DARMSTADT, BEREZOWSKI ET AL.)	128
ABBILDUNG 11.2: FUNKTIONSMUSTER EINER INERTIALEINHEIT MIT EINEM GPS-REFERENZSYSTEM ZUR ABSCHATTUGSFREIEN OBJEKTVERFOLGUNG IN DER DISTRIBUTIONSLOGISTIK	130
ABBILDUNG 13.1: DARSTELLUNG DER EULERWINKEL ROLL, PITCH UND YAW AM BEISPIEL DES KÖRPERFESTEN KOORDINATENSYSTEMS EINES FAHRZEUGS.....	138
ABBILDUNG 13.2: DARSTELLUNG VERWENDETER KOORDINATENSYSTEME, OBEN LINKS: KÖRPERFESTES K.S., OBEN RECHTS: NAVIGATIONS-K.S., UNTEN LINKS: ERDFESTES K.S., UNTEN RECHTS: INERTIALES K.S.....	140

19 Tabellenverzeichnis

TABELLE 5.1: MIKROMECHANISCHES INERTIALSYSTEM UND GPS IM SYSTEMVERGLEICH	46
TABELLE 5.2: PARAMETER DER KALMAN-FILTERUNG BEI GÜLTIGER GPS-MESSUNG UND BEI AUSFALL DER GPS- POSITIONSINFORMATION	57
TABELLE 5.3: PARAMETER DES VERWENDETEN OCR-ALGORITHMUS FÜR DIE WEGMARKENERKENNUNG.....	63
TABELLE 6.1: KOVARIANZEN DER SYSTEMUNSICHERHEIT UND DER BEOBACHTUNGEN DES REFERENZSYSTEMS ALS INITIALPARAMETER DER KALMANFILTERUNG.....	75
TABELLE 7.1: ÜBERSICHT DER FÜR DIE SYSTEMVALIDIERUNG GEWÄHLTEN TESTROUTEN.....	78
TABELLE 7.2: ERGEBNISSE DER REFERENZSYSTEMVALIDIERUNG FÜR DIE TESTROUTEN 1 – 5, ANGEGEBEN SIND DIE ABSOLUTEN FEHLER	81
TABELLE 7.3: ERGEBNISSE DER INERTIALSYSTEMVALIDIERUNG OHNE FILTERUNG FÜR DIE TESTROUTEN 1 – 5, MITTLERE SPALTEN: ABSOLUTE FEHLER, RECHTE SPALTEN: ARITHMETISCHEN MITTELWERTE	83
TABELLE 7.4: ERGEBNISSE DER VALIDIERUNG DER SENSORDATENFUSION FÜR DREI TESTROUTEN	88
TABELLE 8.1: ANSÄTZE DER BEWEGUNGSERKENNUNG MITTELS MIKROMECHANISCHER INERTIALSYSTEME.....	92
TABELLE 9.1: PARAMETER DER BEWEGUNGSERKENNUNG FÜR DIE UNTERARMBEWEGUNG IM ANWENDUNGSFALL DES HANDBALLWURFES	113
TABELLE 10.1: ERGEBNISSE DER BEWEGUNGSERKENNUNG FÜR SIEBEN FEHLERHAFT E AUSFÜHRUNGEN	124
TABELLE 10.2: ERGEBNISSE DER BEWEGUNGSERKENNUNG FÜR SIEBEN KORREKTE AUSFÜHRUNGEN.....	124

20 Sachwortverzeichnis

A	
Abschattung	39
Abschattungsfreiheit	16, 92, 131
Abschattungsproblem	46
Abtastfrequenz	47
Aktivphasenerkennung	110
A-priori	145
Äquatorebene	141
Ausfallintervall	59
Ausgangsvektor	51, 149
Ausrichtungsfehler der Sensorachsen	22
Automobilfertigung	129
Autonome Fahrzeuge	129
B	
Bandbreite	156
Baum-Welch-Algorithmus	166
Beobachtungsausfall	59
Beobachtungswahrscheinlichkeit	166
Bewegungsanalyse	131
Bewegungsdifferentialgleichungen	28
Bewegungserfassung	37
Bewegungserfassungsverfahren	37
Bewegungserkennung	91
Bewegungsmodell	94
Bewegungssegment	104, 105
Bewegungssequenz	95, 97
Biasfehler	71
Bildverarbeitung	61
Bildverarbeitungsalgorithmus	61
Bodensegment	20
Body frame	140
Breitengrad	26
Butterworth	73
C	
Codeerkennung	61
Coriolisbeschleunigung	27, 33
Corioliseffekt	27
D	
Dehnungsmessstreifen	40, 42
Deterministischer Nullpunktfehler	22
Differentialgleichung	28, 146
Direkte Formulierung	47, 48
Diskretisierung	99
Distributionslogistik	129
Drehratenabhängige Beschleunigung	28
Durchgängiges Ortungssystem	129
E	
Earth frame	141
ECEF	141
Einfallswinkelmessung	38, 41
Einflussmatrix	148, 149
Einheitsvektor	104
Elevationswinkel	39
Emissionsmatrix	109, 162, 178
Emissionswahrscheinlichkeit	162
Entwicklungsaufwand	127
Erddrehrate	141
Erdellipsoid	56, 141
Erdfestes Koordinatensystem	141
Error-State-Space	47
Euklidische Distanz	65
Eulerwinkel	137
F	
Fahrerassistenzsystem	46, 61
Fahrtvibrationen	72, 77
Fehlerkompensation	74
Fehlermodell	27
Fehlermodell	74
Festintervallglättung	157
Festpunktglättung	157
Filteralgorithmus	47, 145
Filterparameter	57
Fingerprinting	64, 65, 66
Fixed-intervall smoothers	157
Fixed-lag smoothers	157
Fixed-point smoothers	157
Fluktuationsproblematik	67
Formfilter	156
Freiheitsgrad	20

Funkbasierte Ortungsverfahren 43

G

Ganzkörpersystem 91, 95

Geoid 139

Gewichtungsalgorithmus 59

Gimbal Lock 137, 138

Glättung 157

Glättungsalgorithmus 157

Gleichungen der inertialen Navigation 28

Globales Navigationssystem 17

GPS-Positionsbestimmung 17

Grenzfrequenz 73, 110

H

Haltungserkennung 131

Hamming-Fenster 111

Höhenabhängigkeit der Schwerebeschleunigung 26

Höhengrad 54

I

Indirekte Formulierung 47, 48

Indoor-Betrieb 59, 60

Indoor-Outdoor-Betrieb 60

Indoor-System 43

Industrie 4.0 128

Inertiale Navigation 20

Inertiale Winkelmessung 40

Inertiales Koordinatensystem 141

Inertiales Navigationssystem 20

Inertialsystem 20

Initialisierung 69, 109, 165

Initialmodell 166

Initialparameter 166, 168

Installationsaufwand 43, 44, 64

Interaktive Trainingsgeräte 131

J

Jamming 49

K

Kalmanfilter 143

Kartesisches Koordinatensystem 137

Kinect 39, 41

Kontrollpunktverfahren 65, 66

Koppelnavigation 21

Körperfestes Koordinatensystem 140

Korrekturmatrix 23

Korrekturvektor 48

Korrelation 18

Kovarianzmatrix 158

Kurzzeitstabilität 21

L

Lagedarstellung 29, 137

Lagevektor 28

Lagewinkel 47

Langzeitstabilität 21

Laplace-Bereich 146, 152

Laplace-Transformation 146, 152

Laufzeitmessung 17, 37

Linearisierung 143

Linearität 143, 144, 146

Linearitätsanforderung 143

Links-Rechts-Architektur 162

LLH-Format 34

Loose coupling 50, 51

Low-cost-Bildverarbeitung 61

Low-cost-GPS 50

M

Magnetfeld 38, 41, 42

Markov-Prozess 159

Massenproduktion 21

Mechanische Winkelmessung 40

Mehrwegausbreitung 41, 49

Merkmalsalphabet 162, 179

Merkmalsextraktion 99

Merkmalssequenz 162, 179

Merkmalsvektor 111

Methode der kleinsten Quadrate 71, 99

Mikromechanische Messeinheit 79, 80

Mikromechanisches Inertialsystem 45

Miniaturisierung 16

Mittelwert 155

Modelloptimierung 111, 164

Modellparameter 164

Modellsequenz 163

Modelltraining 164

Modellzustand 162, 163

Momente 144, 155

Multisensoranzug..... 91, 127
 Multisensorintegration 127, 129
 Mustererkennung 160

N

Nachbarvektor 107, 112
 Navigation frame 141
 Navigationsalgorithmus 71
 Navigationscomputer..... 79
 Navigationsfehler 58
 Navigationsgleichungen 26, 28
 Navigationskoordinatensystem 140
 Nearest-Neighbor-Verfahren 104
 Newton'schen Gesetze 32
 Nichtlinearität 23
 NMEA-0183 71
 NMEA-Format 72
 Nordsuche 70
 Normalform..... 144
 Normalverteilung 143, 154
 North-East-Down 141
 Nullpunktfehler 22

O

Objektverfolgung 45
 OCR-Algorithmus..... 61
 Offsetkompensation 71
 Optimalität 145
 Optimalitätskriterium 144
 Optimierungsalgorithmus 112, 166, 168
 Optische Triangulation 39
 Ortungstechnologie 43, 127

P

Parameteroptimierung 75, 164
 Phasenmessung 38
 Post-priori 145
 Precise Positioning Service..... 18
 Propagation der Geschwindigkeit 32
 Propagation der Lage 28
 Propagation der Position 34
 Pseudo-random-code..... 18

Q

Quaternionen..... 137

R

Rauch-Tung-Striebel-Smoother 157
 Rauschen..... 25
 Rauschprozess..... 156
 Rauschterm 154, 155
 Referenzachsen.....139, 140, 141
 Referenzausfall 58
 Referenzkoordinatensystem 137, 139
 Referenzroute 74, 88
 Referenzsysteme..... 45
 Replica code 18
 RFID 43
 Richtungskosinusmatrix31, 137, 138
 Rollwinkel..... 137
 Rotation 141
 Rückwärtsalgorithmus 165
 Rückwärtsvariable..... 165, 166

S

Satellitenbasierte Ortungsdienste 45
 Satellitenuhren..... 18
 Schuler-Oszillation 27
 Schweißroboter..... 128
 Schwellwertprüfung..... 108, 112
 Schwerebeschleunigung 29, 139
 Schwerebeschleunigungsmodell..... 139
 Segmentamplitude..... 111
 Selective availability..... 20
 Sensordatenfusion 143
 Sensordrift 89
 Sensorkalibrierung 22
 Sensorrauschen..... 25, 46
 Sensorsystem 46, 47
 Signalerfassung 99, 115
 Signalkonditionierung 71
 Signallaufzeit 18
 Signalleistung 156
 Signalstärkefluktuation 66
 Signalstärkemessung..... 38
 Signalverarbeitung71, 98, 110
 Skalenfaktorfehler..... 22, 23
 Standard Positioning Service 18
 Stochastik..... 154
 Stochastische Prozesse 154, 162
 Systemarchitektur 50, 51

Systemdynamik	146	Viterbi-Algorithmus.....	169
Systemmatrix	53	Vollverbundenes Markov-Modell	162
Systemmodellierung	52, 146	Vorwärtsalgorithmus	164
Systemzustand	143	Vorwärtskonfiguration.....	48, 49
T		Vorwärtswahrscheinlichkeit	165
Taylor-Reihe	152	W	
Testbedingungen	77, 115	Wahrscheinlichkeit	159
TFS-Algorithmus	157, 158	Wahrscheinlichkeitsverteilung.....	159
Tiefpassfilter.....	73, 99, 110	Wegmarkenerkennungsverfahren.....	61
Tight coupling.....	50	Weißes Rauschen.....	143, 156
Total-State-Space	47	Winkelgeschwindigkeit	141
Transformationsmatrix	31, 33	Winkelmessung.....	40, 42, 44
Translation	141	WLAN-Fingerprinting	64
Tranponierung	138	WLAN-Infrastruktur	64
Transportrate	30	World Geodetic System 1984	138, 139
Triangulation	39	Z	
Triangulationssystem	39, 41	Zentripetalbeschleunigung	28
Two-Filter-Smoother	157	Zufallsvariable	159
U		Zustandsmaschine	159
Übergangswahrscheinlichkeit.....	160, 161, 178	Zustandsraum	143, 146, 162, 179
Übertragungsfunktion.....	147	Zustandsraumdarstellung	146, 148
V		Zustandsübergangsmatrix.....	109, 161, 178
Validierung	77, 115	Zustandsvektor	145
Verteilungsdichtefunktion	143, 144, 154	Zustandsvorhersage.....	145
Virtuelle Realität	42, 132	Zweifilteralgorithmus.....	59

