

Thomas Moder, Bakk. techn.

# Wesen und Nutzen inertialer MEMS Sensoren in der Fahrzeugnavigation

## Masterarbeit

Zur Erlangung des Akademischen Grades  
Diplom-Ingenieur

Masterstudium Geomatics Science



**Technische Universität Graz**

Betreuer:

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

Mitbetreuerin:

Dipl.-Ing. Petra Hafner

Institut für Navigation

Graz, Dezember 2011

Deutsche Fassung:  
Beschluss der Curricula-Kommission für Bachelor-, Master- und Diplomstudien vom 10.11.2008  
Genehmigung des Senates am 1.12.2008

## EIDESSTÄTLICHE ERKLÄRUNG

Ich erkläre an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen/Hilfsmittel nicht benutzt, und die den benutzten Quellen wörtlich und inhaltlich entnommene Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Graz, am .....

.....  
(Unterschrift)

Englische Fassung:

## STATUTORY DECLARATION

I declare that I have authored this thesis independently, that I have not used other than the declared sources / resources, and that I have explicitly marked all material which has been quoted either literally or by content from the used sources.

.....  
date

.....  
(signature)

---

## Kurzfassung

In der Fahrzeugnavigation bedient man sich heute der Satellitennavigationssysteme. Ein solches System, basierend auf der Sichtverbindung zu Satelliten, erfährt jedoch in Stadtgebieten mit Bereichen hoher Abschattung Probleme, eine kontinuierliche Positionslösung zu berechnen. Ein Ansatz zur Lösung dieses Problems ist die Integration von Satellitennavigationssystemen mit inertialen Messsystemen. Solche inertielle Messeinheiten sind, mit den Genauigkeiten, welche für die Navigation notwendig sind, äußerst kostenaufwändig. Die technische Entwicklung bringt inertielle Messeinheiten kleinster Größe, welche als preiswert bezeichnet werden können.

In dieser Diplomarbeit wird beispielhaft eine preiswerte inertielle Messeinheit, die Xsens MTx, auf ihre Fähigkeit zur Navigation untersucht. Hierfür wird der Sensor in statischen Untersuchungen anhand seiner Sensorfehler klassifiziert. Eine Untersuchung im Frequenzbereich zeigt die Anregfrequenzen der Gyroskope, eine Auswertung der Allan-Varianz im statischen Fall liefert einen Aufschluss über die Bias-Stabilität. Generell ist der größte Fehler inertialer Sensoren, bei der Anwendung in der Navigation, der Bias-Fehler, da er mehrfach integriert wird. Es zeigt sich, dass weder ein strenges Alignment noch ein Strapdown-Algorithmus, mit einem Sensor der Güte der Xsens MTx, zuverlässig berechnet werden kann.

Für Untersuchungen vor dem Hintergrund der Fahrzeugnavigation wurde eine Messfahrt im Stadtbereich durchgeführt. Als Referenz wurde mit einer hochgenauen, inertialen Messeinheit aufgezeichnet. Die Analyse der Messfahrt anhand der Attitude, mit dem Xsens-Fusionsalgorithmus, liefert unzureichende Ergebnisse. Der Fusionsalgorithmus ist nicht auf die Kinematik des Straßenverkehrs ausgelegt und die Magnetsensoren können hier keine unterstützende Lösung liefern.

Anhand der erarbeiteten Sensoranalyse und der Messfahrt im Stadtbereich wird ein, für die Kinematik eines Fahrzeugs im Straßenverkehr, optimierter Algorithmus zur Berechnung der Attitude präsentiert. Es zeigt sich, dass die Attitude, unter bestimmten Voraussetzungen und der Stützung durch die Satellitennavigation, um die  $2^\circ$  bestimmbar ist.

---

## Abstract

In vehicle navigation, satellite navigation systems are widely used. Such a system, based on a line of sight from vehicle to satellite, experiences difficulties when used in urban areas, due to shading effects. One approach to overcome such problems is to integrate satellite positioning with inertial navigation systems. Such inertial navigation systems, used in navigation today, are very pricy. However, the technical development today provides miniaturized inertial measurement units, which are considered low-cost.

In this master thesis, one miniaturized inertial measurement unit, the Xsens MTx, is used to exemplify its ability for navigation. Therefore the MTx undergoes static analyses of the sensor data to classify the sensor errors. Analysis in the frequency domain is conducted as well as Allan variance analyses, to calculate the bias stability of the sensor. Generally speaking, a bias error has the greatest influence in navigation applications, because of multiple integration. It shows, neither alignment nor strapdown algorithm can be processed with inertial sensors of the quality of the MTx.

Analysis against the background of vehicle navigation is claimed. Therefore, a test run in an urban area was conducted. The measurement of the Xsens MTx was made next to the measurement of a high precision inertial measurement unit, used as reference solution. The test run analysis shows insufficient results of the Xsens fusion algorithm of the attitude solution. This fusion algorithm is apparently not designed for the use of vehicle dynamics. The use of magnetometer sensors in urban areas is not practicable.

Based on the sensor analysis and the test run in an urban area, an optimized algorithm for attitude calculation is presented. This algorithm is specially designed for vehicle dynamics in urban areas. It shows that an attitude solution, under certain conditions and support through satellite navigation systems, is computable about  $2^\circ$ .

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>1 Einführung</b>	<b>1</b>
1.1 Anerkennung	1
1.2 Motivation	1
1.3 Gliederung der Diplomarbeit	2
<b>2 Global Navigation Satellite Systems</b>	<b>3</b>
2.1 Prinzip der Positionierung mit Satelliten	3
2.2 Codelösung Pseudostrecke	3
2.3 Globales Positionierungssystem	4
2.4 Empfängerbezogene Fehler	6
2.5 GNSS Verbesserungen	7
2.6 Unterstützende Systeme	7
2.7 Fazit	8
<b>3 Inertiale Navigation</b>	<b>9</b>
3.1 Inertiale Sensoren	9
3.1.1 Akzelerometer	9
3.1.2 Gyroskope	12
3.2 MEMS Sensoren	16
3.3 Sensorfehler	19
3.4 Inertiale Navigationssysteme	22
3.5 Koordinatensysteme	23
3.5.1 Transformationen	24
3.5.2 Attitudewinkel	25
3.6 Alignment	27
3.6.1 Levelling	27
3.6.2 Gyrocompassing	27
3.6.3 Magnetkompass-Lösung	28
3.6.4 Coarse Alignment	29
3.7 Strapdown-Algorithmus	30
3.8 Fazit	33
<b>4 Integrierte Navigation</b>	<b>34</b>
4.1 Kalman-Filter	34
4.2 Sensorfusion	35
4.3 Multisensorsysteme	36
4.4 Kopplungsarten	37
4.5 Updates	39
4.6 Fazit	41
<b>5 Untersuchung der Messdaten</b>	<b>42</b>
5.1 Xsens MTx	42
5.1.1 Bearbeitungssoftware	44
5.1.2 Verwendungsmöglichkeiten	44
5.1.3 Fusion-Modi	45
5.1.4 Sensorspezifikationen	46

---

5.2	Rohe Messdaten	49
5.3	Spektralanalyse	56
5.4	Allan-Varianz	60
5.5	Alignment-Untersuchungen	64
5.6	Strapdown-Untersuchungen	68
5.7	Fazit	72
<b>6</b>	<b>Untersuchung des Fusionsalgorithmus</b>	<b>74</b>
6.1	Messfahrt	74
6.2	Auswertung der Messfahrt	77
6.3	Xsens-Fusionsalgorithmus	80
6.4	Ergebnisanalyse des Fusionsalgorithmus	81
6.5	Fazit	88
<b>7</b>	<b>Optimierte Sensorintegration</b>	<b>89</b>
7.1	Stehphasen Detektion	89
7.2	Attitude	90
7.2.1	Heading aus GNSS Lösung	91
7.2.2	Bedingungen für die Attitudeberechnung	92
7.2.3	Attitude-Kalman-Filter	94
7.3	Geschwindigkeit	100
7.4	Fazit	104
<b>8</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>106</b>

---

## Abkürzungsverzeichnis

ABS	Anti-Blockier-System
AHRS	Attitude Heading Reference System
ARW	Angle Random Walk
AUPT	Attitude Update
CUPT	Coordinate Update
DGNSS	Differential Global Navigation Satellite System
DMI	Distance Measure Instrument
DOF	Degree Of Freedom
DTG	Dynamically Tunde Gyro
DR	Dead Reckoning
ECEF	Earth Centered Earth Fixed
FOG	Fibre Optic Gyroscope
GLONASS	Globalnaja Nawigazionnaja Sputnikowaja Sistema
GMW	Gleitender Mittelwert
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
IC	Integrated Circuit
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IMU	Inertial Measurement Unit
IMS	Inertial Measurement System
INS	Inertial Navigation System
ISA	Inertial Sensor Assembly
KF	Kalman-Filter
LC	Loosly Coupled
LORAN	Long Range Navigation
MEMS	Micro-Electro-Mechanical Systems
MOEMS	Micro-Opto-Electro-Mechanical Systems
MT	Motion Tracker
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
PPP	Precise Point Positioning
PPS	Pulse Per Second
QRS	Quartz Rate Sensor
RLG	Ring Laser Gyroscope
RMS	Root Mean Square
SDF	Single Degree of Freedom
SI	Systeme International
TC	Tightly Coupled
TDF	Two Degrees of Freedom
UERE	User Equivalent Range Error
VRW	Velocity Random Walk
VUPT	Velocity Update
WLAN	Wireless Local Area Network
ZUPT	Zero Velocity Update

## 1 Einführung

Diese Diplomarbeit trägt den Titel *Wesen und Nutzen inertialer MEMS Sensoren in der Fahrzeugnavigation* und behandelt Versuche, mit preiswerten MEMS Sensoren Informationen zur Fahrzeugnavigation zu erzielen. Hierbei wird auf das allgemeine Sensorverhalten solcher Sensoren eingegangen sowie im Speziellen ihre Fähigkeit in Bezug auf Algorithmen der Navigation untersucht.

### 1.1 Anerkennung

Die Diplomarbeit wurde als Masterarbeit an der Technischen Universität Graz am Institut für Navigation im Rahmen des Masterstudiums Geomatics Science verfasst. Betreut wurde sie von Prof. Dr. Manfred Wieser und DI Petra Hafner vom Institut für Navigation. Die Diplomarbeit wurde mit der Unterstützung der Firma Vexcel Imaging GmbH aus Graz durchgeführt.

An dieser Stelle möchte ich mich für die Unterstützung der Diplomarbeit durch die Firma Vexcel Imaging sowie die hervorragende Betreuung am Institut für Navigation in der Form von Prof. Dr. Wieser, DI Hafner und den restlichen Institutsmitarbeitern bedanken.

### 1.2 Motivation

In der aktuellen Fahrzeugnavigation wird mittlerweile durchgreifend auf sogenannte Satellitennavigationssysteme gesetzt. Je nach Aufwändigkeit des Navigationssystems werden diese Satellitennavigationssysteme zur Positionierung noch mit anderen Sensoren wie Radsensoren oder digitalen Karten gestützt.

Für eine zuverlässige und integre Positionsinformation verwendet man in der Navigation zusätzlich zur Satellitenpositionierung sogenannte inertielle Messeinheiten. Eine Kombination aus inertialer Messeinheit und Satellitenpositionierung stellt eine logische Heirat zweier sich ergänzender Systeme dar, jedoch sind inertielle Messeinheiten sehr kostspielig.

Durch die rasante Entwicklung der Mikroelektronik und der sogenannten mikroelektronisch-mechanischen Systeme, Bauteile auf kleinstem Raum, haben sich jedoch die Angebote an inertialen Messeinheiten drastisch erhöht. Dank dieser Entwicklung gibt es heute inertielle Messeinheiten kleinster Größe, kleinsten Ausmaßen und in preislichen Lagen, die man als kostengünstig bezeichnen kann. Natürlich muss man bei diesen Messeinheiten Abstriche in Genauigkeit und Stabilität in Kauf nehmen.

Heute werden diese mikroelektronischen inertialen Messeinheiten schon intensiv in der Bewegungswissenschaft, der Entertainmentindustrie oder auch für Applikationen in modernen Smartphones erfolgreich eingesetzt. Hier stellt sich die Frage, inwieweit sich preiswerte mikroelektronische inertielle Messeinheiten für die Fahrzeugnavigation eignen, welche Informationen daraus zusätzlich zu Satellitennavigationssystemen gewonnen werden können und ob sich beide Sensorsysteme gegenseitig stützen können.

Um das Verhalten eines solchen Sensors zu verstehen, müssen seine rohen Messdaten betrachtet werden. Hier werden mehrere Versuche anhand von statischen Rohdaten mit

Methoden der Messtechnik aufgezeigt. Ebenso interessant ist das langfristige Verhalten solcher Sensoren und ihre Stabilität. Es folgt eine Diskussion des inertialen Sensors anhand seiner Sensorfehler.

Schließlich werden die Messdaten mit Methoden der Navigation auf Navigationsfähigkeit näher untersucht.

Eine Messfahrt mit einem Automobil für Vergleichszwecke mit hochgenauen inertialen Messungen wird durchgeführt und die vorgeschlagene Lösung analysiert. Die Auswertung wird letztendlich mit einer eigens entwickelten Methode verglichen.

### 1.3 Gliederung der Diplomarbeit

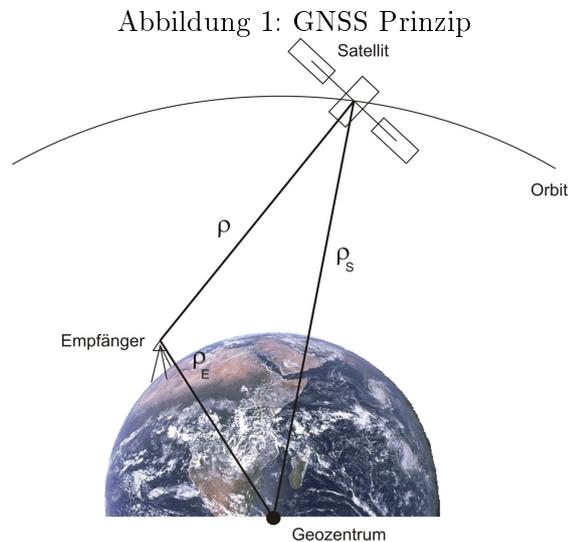
Die Diplomarbeit gliedert sich zuerst in die theoretischen Kapitel *Global Navigation Satellite Systems*, *Inertiale Navigation* und in die *Integrierte Navigation*. Dann folgt die Untersuchung eines preiswerten mikroelektronisch-mechanischen Sensors anhand seiner rohen *Messdaten*, eine *Untersuchung des Fusionsalgorithmus* sowie einer *optimierten Sensorintegration* für die Fahrzeugnavigation. Abschließend folgt eine *Zusammenfassung* der Diplomarbeit und es wird der Ausblick auf die Entwicklung von preiswerten Navigationssystemem in Verbindung mit der Entwicklung von mikroelektronischen, inertialen Messeinheiten diskutiert.

## 2 Global Navigation Satellite Systems

Heute werden in der Fahrzeugnavigation als positionsgebende Sensoren primär Global Navigation Satellite Systems (GNSS) verwendet.

### 2.1 Prinzip der Positionierung mit Satelliten

Die Navigation mit GNSS erfolgt aufgrund der Messung von Satellitensignalen. Zu dieser Messung von Satellitensignalen benötigt man eine direkte Sichtverbindung in Richtung des Satelliten. Die Positionsbestimmung erfolgt schließlich durch eine Ausrechnung der gemessenen Strecken von den Satelliten zum Empfänger. In [Abbildung 1](#) ist das Grundprinzip eines GNSS dargestellt.



Betrachtet man die schemenhafte Darstellung eines Empfängers auf der Erde und eines Satelliten in einem bestimmten Orbit, so setzt sich die Strecke  $\rho$  vom Satelliten zum Empfänger aus den Vektoren  $\rho^s$  vom Erdmittelpunkt zum Satelliten und  $\rho_e$  vom Erdmittelpunkt zum Empfänger zusammen.

$$\rho = |\rho^s - \rho_e| \quad (2.1)$$

Der Vektor  $\rho^s$  ist aus der Satellitenposition bekannt, die Strecke  $\rho$  wird aus der Laufzeit eines Signals vom Satelliten zum Empfänger gemessen und der Vektor  $\rho_e$  ist unbekannt.

### 2.2 Codelösung Pseudostrecke

Man bezeichnet die Aussendezeit des Satellitensignals mit  $t^s$  und die Empfangszeit des Empfängers mit  $t_e$ . Die systematischen Fehler der Uhren, die man bei der Zeitablesung hat, bezeichnet man mit  $\delta^s$  und  $\delta_e$ .

Die Differenz der Uhrenablesungen entspricht dann dem Zeitversatz  $\Delta t$ , die Differenz der Uhrenfehler ist  $\Delta\delta$  und man erhält

$$t_e - t^s = [t_e + \delta_e] - [t^s + \delta^s] = \Delta t + \Delta\delta \quad (2.2)$$

Da der Satellitenuhrenfehler als Polynom modelliert und über den Signalcode an den Empfänger übertragen wird, entspricht  $\Delta\delta$  nur noch dem Empfängeruhrenfehler  $\delta_e$ .

Führt man die Strecke als Lichtgeschwindigkeit  $c$  multipliziert mit einer Zeitdifferenz ein, erhält man die Pseudostrecke  $R$  mit

$$R = c * [t_e - t^s] = c * \Delta t + c * \Delta\delta = \rho + c * \Delta\delta \quad (2.3)$$

(Hofmann-Wellenhof u. a., 2008).

Das Modell einer einzelnen Pseudostrecke an einer Epoche  $t$  kann also angegeben werden mit

$$R_e^s(t) = \rho_e^s(t) + c * \Delta\delta_e^s(t) \quad . \quad (2.4)$$

Hier ist  $R_e^s(t)$  die gemessene Pseudostrecke,  $\rho_e^s(t)$  ist die Strecke zwischen Satellit und Empfänger und  $\Delta\delta_e^s(t)$  ist der kombinierte Uhrenfehler, wobei der Satellitenuhrenfehler durch ein Polynom modelliert werden kann und somit nur mehr der Empfängeruhrenfehler unbekannt ist. Die Strecke zwischen Satellit und Empfänger  $\rho_e^s(t)$  besteht im Einzelnen aus den gesuchten Koordinaten des Empfängers und den gegebenen Koordinaten des Satelliten.

$$\rho_e^s(t) = \sqrt{(X^s(t) - X_e(t))^2 + (Y^s(t) - Y_e(t))^2 + (Z^s(t) - Z_e(t))^2} \quad (2.5)$$

Um ein Gleichungsmodell zu lösen, muss die Anzahl der verfügbaren Beobachtungen gleich oder größer der Anzahl der gesuchten Unbekannten sein. Die Unbekannten sind zu jeder Epoche die drei Koordinaten des Empfängers sowie der Empfängeruhrenfehler. Somit lässt sich mit vier sichtbaren Satelliten zu jeder Epoche eine Einzelpunktbestimmung berechnen (Hofmann-Wellenhof u. a., 2008).

### 2.3 Globales Positionierungssystem

Die historische Entwicklung der GNSS beginnt im Jahr 1957, als der russische Satellit Sputnik, der erste künstliche Satellit überhaupt, in eine Erdumlaufbahn startet. Man erkennt schnell, dass Dopplermessungen von Signalen eines sich bewegenden Satelliten auf die relative Position der Messstation zum Satelliten schließen lassen. Nur wenige Jahre später entwickeln die USA sowie die Sowjetunion unabhängig voneinander ein Navigationssystem beruhend auf Dopplermessungen zu Satelliten.

Eine konsequente Weiterentwicklung dieser ersten GNSS stellen das amerikanische *Global Positioning System* (GPS) und das russische *Globalnaja Nawigazionnaja Sputnikowaja Sistema* (GLONASS) dar. Dies sind beide GNSS beruhend auf dem oben beschriebenen Prinzip der Pseudostreckenmessung. Auch andere Länder und Vereinigungen wie die Europäische Union (GALILEO) und China (COMPASS) arbeiten heute an unabhängigen GNSS.

#### Fehlereinflüsse und Rauschverhalten bei GNSS

Um das Ergebnis und die Genauigkeit einer Positionslösung eines GNSS zu verstehen, muss man die Hauptfehlereinflüsse einer Positionslösung näher betrachten. Die Hauptfehlereinflüsse auf eine GNSS Codelösung sind in Tabelle 1 angegeben.

Die Fehlerursachen gliedern sich in drei Quellen, nämlich den Satelliten selbst, den Signalweg des Codes und den Empfänger. Fehler im Satelliten wie Satellitenuhrenfehler und Orbitfehler sind zu einem großen Teil systematische Fehler und können mit präzisen Ephemeriden verbessert werden.

Tabelle 1: GNSS Fehlereinflüsse

Ursache	Fehlereinfluss
Satellit	Uhrenfehler Orbitfehler
Signalweg	Ionosphäre Troposphäre
Empfänger	Antennen-Phasenzentrum Uhrenfehler Mehrwegeeffekt

Der Signalweg des Satellitensignals durchschreitet auf seinem Weg zum Empfänger zwei fehlerverursachende Schichten, die Ionosphäre und die Troposphäre, siehe Abbildung 2. Während die Ionosphäre mit Zweifrequenzempfängern theoretisch eliminierbar ist, kann der Fehlereinfluss der aktuellen Troposphäre nur modelliert oder durch relative Techniken verkleinert werden.

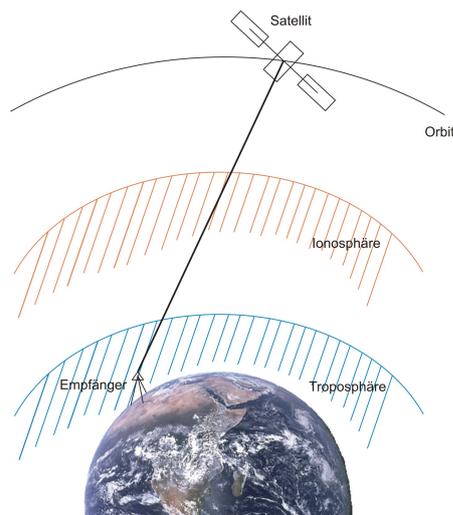


Abbildung 2: Atmosphäre

Die Fehler im Empfänger treten einerseits durch die Antenne selbst und den geschätzten Empfängeruhrenfehler auf. Beide sind im Verhältnis zu den Satellitenfehlern und dem möglichen Einfluss der Ionosphäre gering.

Schließlich tritt vor allem in urbanen Gegenden der sogenannte Mehrwegeeffekt des Signals am Weg zum Empfänger auf.

Der Mehrwegeeffekt entsteht durch Mehrwege des Satellitensignals, siehe Abbildung 3. In Gebieten mit reflektierenden Oberflächen können die Satellitensignale nicht nur direkt in Sichtverbindung beobachtet werden, wie beim Prinzip der Satellitenmessung beschrieben, sondern auch über einen indirekten Weg zum Empfänger gelangen. Der Mehrweg, den das Signal beschreitet, wirkt sich dabei direkt als Positionsfehler aus.

Dieses Problem ist natürlich in urbanen Gegenden mit vielen künstlichen Bauten enorm. Ebenso wird diese Fehlerquelle immer problematischer, je tiefer die beobachte-

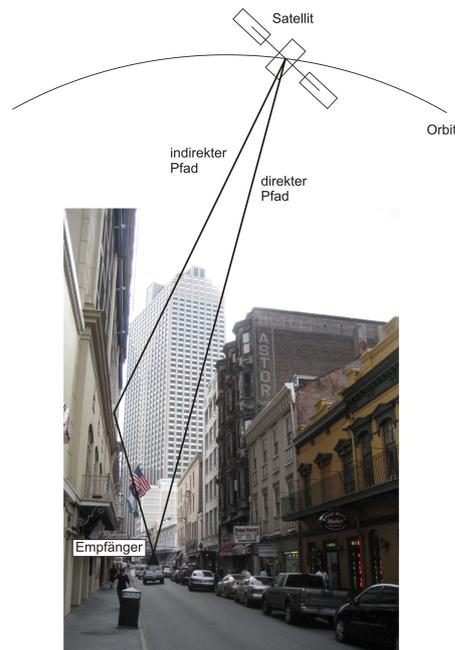


Abbildung 3: Mehrwegeeffekt

ten Satelliten stehen. Satelliten mit einer großen Elevation haben eine größere Chance keinen Mehrwegeeffekt zu erzeugen als Satelliten mit niedriger Elevation.

Aus diesem Grund werden bei geodätischen Messungen Satelliten unter bestimmten Elevationen oft nicht berücksichtigt. In der kinematischen Positionsbestimmung in urbanen Gebieten kann man es sich oft nicht leisten, Satelliten erst ab einer bestimmten Elevation zu verwenden. Ebenso kann der Mehrwegeeffekt bei Code-Pseudostreckenbeobachtungen noch nicht mathematisch erkannt oder minimiert werden, und so treten Fehler durch den Mehrwegeeffekt von bis zu 20 m auf (Hofmann-Wellenhof u. a., 2003).

Der Mehrwegeeffekt ist somit wohl der größte absolute Fehler, der speziell bei der Positionsbestimmung mit GNSS im urbanen Bereich Probleme verursacht und sich noch nicht entsprechend kontrollieren lässt.

## 2.4 Empfängerbezogene Fehler

In der Fehlerbetrachtung einer Einzelpunktbestimmung spricht man auch vom sogenannten User Equivalent Range Error (UERE), die Auswirkung auf den Empfänger der oben beschriebenen Fehlerquellen. In der folgenden Tabelle 2 sind die geschätzten UERE Fehler angegeben.

Ein systematischer Fehler wird als Bias verstanden, zufällige Fehler werden als Rauschen angegeben. Der UERE ist nur eine geschätzte Fehlergröße und hier als Standardabweichung angegeben.

Der Ionosphärenfehler kann bei Einphasen-Codemessung je nach Ionosphärenstatus und Tageszeit deutlich größer sein. Ebenso kann der Mehrwegeeffekt speziell in urbanen Gegenden um ein Vielfaches größer sein als angegeben, oft ist in solchen Umgebungen der Mehrwegeeffekt der größte Fehlereinfluss. (Hofmann-Wellenhof u. a., 2008)

Tabelle 2: UERE Fehler nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2008)

Fehlerquelle	Bias [m]	Rauschen [m]	Total [m]
Orbit	2.1	0.0	2.1
Satellitenuhr	2.0	0.7	2.1
Ionosphäre	4.0	0.5	4.0
Troposphäre	0.5	0.5	0.7
Mehrwegeeffekt	1.0	1.0	1.4
Empfänger	0.5	0.2	0.5
UERE [m]	5.1	1.4	5.3

Der gesamt geschätzte UERE Fehler wird schließlich mit einem Genauigkeitsmaß zusammengeführt, welches die geometrische Konstellation zwischen Satellit und Empfänger beschreibt, um daraus eine Genauigkeitsinformation der Einzelpunktbestimmung abzuleiten (Hofmann-Wellenhof u. a., 2008).

## 2.5 GNSS Verbesserungen

Es gibt mittlerweile viele Möglichkeiten GNSS Codelösungen genauer und integrier zu machen. Man unterscheidet momentan grob unter Einzelpunktbestimmungen, differenziellem GNSS (DGNSS) und relativem GNSS.

Bei einer Einzelpunktbestimmung kann man wie oben beschrieben eine Einzelpunktbestimmung mit einer Einfrequenz-Codelösung rechnen, oder zu Precise Point Positioning (PPP), also einer präzisen Einzelpunktbestimmung übergehen. Hier werden im Nachhinein genauere Werte für den Satellitenorbit und den Satellitenuhrenfehler verwendet. Falls mit zwei Frequenzen gemessen wurde, kann der Einfluss der Ionosphäre rechnerisch eliminiert werden.

Beim DGNSS Verfahren benötigt man mindestens zwei GNSS Empfänger. Ein Empfänger wird dabei auf bekannten Koordinaten aufgestellt. Aus dieser Referenzmessung lassen sich schließlich Korrekturdaten berechnen, welche bei anderen Empfängern in der Umgebung berücksichtigt werden. Bei diesem Verfahren kann man, ausgenommen der Empfängerfehler, alle anderen Fehlerquellen minimieren (Hofmann-Wellenhof u. a., 2008).

Die Relative GNSS Technik beruht ebenso auf der Verwendung von mindestens zwei GNSS Empfängern. Sie beruht auf einer Differenzbildung der Messungen und man kann mit relativem GNSS schließlich auch den Empfängeruhrenfehler kontrollieren. Dies ist die genaueste GNSS Technik (Hofmann-Wellenhof u. a., 2008).

## 2.6 Unterstützende Systeme

Ebenso besteht die Möglichkeit, über unterstützende Satellitensysteme GNSS Lösungen zu verbessern. Hier werden über bestimmte Bereiche großflächige Korrekturen berechnet und dem Benutzer über ein geostationäres Satellitensignal zur Verfügung gestellt. Solche Systeme sind für die Bereiche Nordamerika, Europa, China und Japan aktuell verfügbar (Hofmann-Wellenhof u. a., 2008).

Im urbanen Umfeld machen solche Systeme, für deren Nutzung eine Sichtverbindung zu einer geostationären Umlaufbahn notwendig ist, wenig Sinn. Je nach Breitengrad des Empfängers ist es bei vorhandenen mehrstöckigen Bauwerken nur schwer möglich, solche Satellitensignale zu empfangen.

### 2.7 Fazit

GNSS bieten den Vorteil einer absoluten Positionsbestimmung auf einige Meter Genauigkeit mit immer preiswerteren und kleiner werdenden Empfängern. Der Nachteil von GNSS für die Fahrzeugnavigation ist sicherlich die Empfangbarkeit bei eingeschränkter Sichtverbindung. In urbanen Räumen gelangt man schnell an einen Punkt, an dem nicht mehr genug Satelliten für eine stabile Positionslösung eine Sichtverbindung zum Fahrzeug haben. Vor allem in Gegenden mit vermehrt auftretenden Unterführungen oder kleinen Tunneln ist das GNSS Signal schnell verloren. Deshalb ist es sinnvoll, einen GNSS Sensor entsprechend zu unterstützen.

Die Fehler einer GNSS Einzelpunktbestimmung setzen sich aus Satellitenfehlern, Fehlern des Signalwegs und Empfängerfehlern zusammen und betragen im Allgemeinen total einige Meter. Hier kann es jedoch speziell im urbanen Raum zu extremen Begebenheiten kommen und Fehler wie der Mehrwegeeffekt viel stärkere Auswirkungen haben als in allgemeinen Abschätzungen angenommen.

Prinzipielle Möglichkeiten einer GNSS Stützung sind die Berücksichtigung weiterer Sensoren wie inertielle Sensoren, Geschwindigkeitssensoren oder die Stützung basierend auf (digitalen) Karten. Für eine low-cost Fahrzeugnavigation bieten sich hier einerseits preiswerte inertielle Sensoren oder Geschwindigkeitssensoren an, oder analytische Stützungen, basierend auf zum Teil frei zugänglichem digitalen Kartenmaterial wie OpenStreetMap.

Die Möglichkeit einer GNSS Stützung mit einem low-cost inertialen Sensor soll weiter in dieser Diplomarbeit untersucht werden.

## 3 Inertiale Navigation

Die Ursprünge der inertialen Navigation gehen zurück bis in die 20er Jahre. Im zweiten Weltkrieg wurde von beiden Seiten aus versucht, funktionsfähige inertielle Systeme zur Zielführung von unbemannten Flugkörpern sowie Raketen zu entwickeln. Schließlich wurden funktionierende Inertial Navigation Systems (INS) zur Steuerung in Flugzeugen, Schiffen und U-Booten entwickelt. Durch die Weiterentwicklung und Verbesserung der Technik wurde der Einsatz von inertialen Sensoren und INS in der Geodäsie ab den 70er Jahren möglich. Die Genauigkeit von inertialen Sensoren hängt teilweise stark mit ihrer Größe zusammen, weshalb erst mit sich verbessernder Technik handliche Sensorgrößen erreicht wurden. Diese Entwicklung der Verbesserung und Miniaturisierung von inertialen Sensoren findet noch heute statt und gipfelt zur Zeit in sehr kleinen, elektronisch-mechanischen Sensoren (Neuhierl, 2005).

Die inertielle Navigation ist definiert durch die Bestimmung der Position und Geschwindigkeit eines bewegten Objekts mit Sensoren, welche den Newtonschen Bewegungsgesetzen folgen. Sie basiert also prinzipiell auf Messungen von Bewegungen im inertialen Raum. Eine Bewegung lässt sich prinzipiell in eine Translation und eine Rotation unterteilen und dementsprechend existieren zur Messung dieser beiden Bewegungen auch zwei Gruppen von Sensoren: Akzelerometer und Gyroskope (Jekeli, 2000).

In der Navigation werden diese Bewegungen sinnvollerweise in drei zueinander senkrecht stehenden Achsen aufgezeichnet. Im Weiteren werden die Grundlagen der verschiedenen Arten von inertialen Sensoren beschrieben. Eine vollständige und umfangreiche Sensorbeschreibung ist in Lawrence (1998) und Titterton u. Weston (2004) enthalten.

### 3.1 Inertielle Sensoren

#### 3.1.1 Akzelerometer

Um in der Inertialnavigation den translatorischen Bewegungsanteil zu messen, werden Beschleunigungsmesser oder Akzelerometer verwendet. Prinzipiell kann bei den Sensoren zwischen der mechanischen Bauweise und der sogenannten Solid-State-Bauweise unterschieden werden.

#### Mechanische Akzelerometer

Das Grundprinzip der Beschleunigungsmessung beruht auf der Messung von Kräften auf eine Probemasse. Es wird danach getrachtet, die einwirkenden Kräfte im Gleichgewicht zu halten (force rebalance). Dies geschieht im Fall der mechanischen Akzelerometer ursprünglich entweder durch ein Pendel oder mit einem Feder-Masse-System.

Hier wird zwischen open-loop und closed-loop Systemen unterschieden. Sogenannte open-loop Akzelerometer messen direkt den Versatz der Probemasse, die Probemasse bewegt sich also relativ zum Gehäuse. Bei einem closed-loop System wird die Probemasse mit einer erzeugten Kraft im Gleichgewicht gehalten. Diese erzeugte Kraft ist dann direkt proportional zur einwirkenden Beschleunigung.

Ein einfaches open-loop Akzelerometer mit einer Feder als dämpfendes System wird in Abbildung 4 gezeigt. Die Bewegung der Probemasse ist direkt proportional zur einwirkenden Beschleunigung entlang der Inputachse.

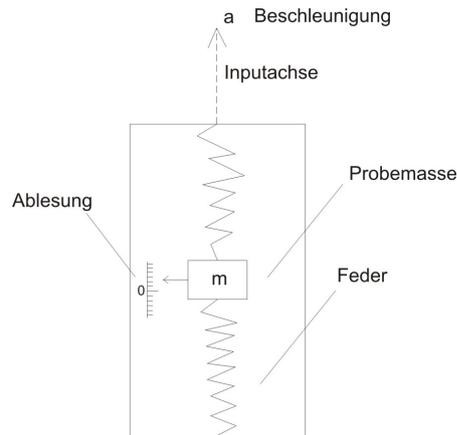


Abbildung 4: Mechanischer Beschleunigungsmesser

Um so ein System zu modellieren verwendet man die Differentialgleichung 2ter Ordnung

$$m\ddot{l} + k_v\dot{l} - k_e l = F \quad , \quad (3.1)$$

welche einer harmonischen Schwingung entspricht. Die Probemasse bezeichnet man mit  $m$ , die Ablenkung und ihre Ableitungen mit  $l$  und die auf die Inputachse einwirkende Kraft mit  $F$ .  $k_v$  und  $k_e$  sind der Dämpfungskoeffizient und der Elastizitätskoeffizient der Feder des Systems. Betrachtet man den statischen Fall, indem man die einwirkende Kraft  $F$  als konstant annimmt, erhält man einen linearen Zusammenhang, das sogenannte Hook'sche Gesetz mit

$$F = -k_e l \quad . \quad (3.2)$$

Dieses zeigt, dass die Ablenkung der Probemasse proportional zur einwirkenden Kraft  $F$  und damit zur Beschleunigung entlang der Inputachse ist (Hofmann-Wellenhof u. a., 2003).

Die force-rebalance Akzelerometer werden immer noch erfolgreich eingesetzt. Sie sind einfach, mechanisch stabil und zuverlässig. Mit der Auswahl der verwendeten Dämpfung kann man direkt die Genauigkeit und Baugröße des Akzelerometer beeinflussen (Barbour u. a., 1992).

### Solid-State-Akzelerometer

Der Begriff Solid-State-Akzelerometer wird am besten mit Festkörper-Beschleunigungsmesser übersetzt. Es handelt sich dabei um Halbleiterbauteile, welche ohne Mechanik funktionieren. Durch die unglaubliche Entwicklung in der Halbleiterindustrie in den letzten Jahrzehnten wurden auch Solid-State-Akzelerometer immer kleiner und leistungsfähiger.

In den vergangenen Jahren wurden verschiedenste Arten von Akzelerometern in der Festkörperbauweise entwickelt, unter anderem vibrierende Sensoren, akustische Oberflächenwellen-Beschleunigungsmesser, Silizium Sensoren, faseroptische und optische Akzelerometer. Des weiteren werden hier die bekanntesten Solid-State-Akzelerometer-Typen beschrieben.

ben. Eine umfassende Sensorbeschreibung ist Titterton u. Weston (2004) zu entnehmen.

Ein Akzelerometer basierend auf *akustischen Oberflächenwellen* ist in Abbildung 5 dargestellt. Basierend auf einem open-loop System ist eine Probemasse über einen piezoelektrischen Quarz mit einem starren Gehäuse verbunden. Das System wird in Schwingung versetzt und wenn eine Beschleunigung entlang der Inputachse auftritt, verändert sich die Frequenz der akustischen Oberflächenwelle. Durch einen Vergleich der Frequenzdifferenz mit einer Referenzfrequenz kann auf die einwirkende Beschleunigung entlang der sensitiven Achse geschlossen werden (Titterton u. Weston, 2004).

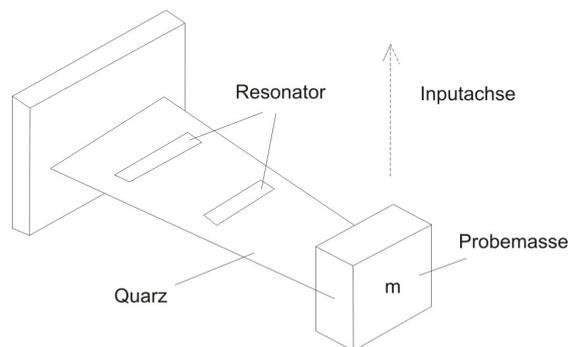


Abbildung 5: Akustischer Oberflächenwellen-Beschleunigungsmesser nach Titterton u. Weston (2004)

Silizium als billiges, elastisches und stabiles Material bietet sich an, um daraus elektronische Bauteile zu entwickeln. Das Schema eines *Silizium-Akzelerometers* ist in Abbildung 6 gegeben. Auf einer Siliziumbasis ist ein Ausleger mit einer Probemasse. Auf diesem Ausleger befindet sich ein kapazitiver Aufnehmer, welcher über einen Microchip angesteuert wird. Elektroden über und unter dem gezeigten Element werden verwendet, um jeden Ausschlag der Probemasse auszugleichen. Somit erzeugt eine Beschleunigung entlang der Inputachse eine bestimmte Kapazität im Sensor. Diese elektrische Kapazität steht im Verhältnis zur Beschleunigung. Solche siliziumbasierten Akzelerometer sind stabil, jedoch erreichen sie noch nicht die Genauigkeiten anderer Akzelerometer (Titterton u. Weston, 2004).

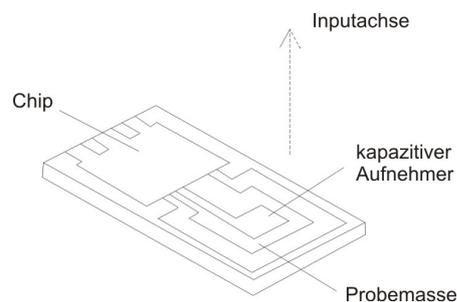


Abbildung 6: Silizium-Beschleunigungssensor nach Titterton u. Weston (2004)

Es existieren noch Silizium-Sensoren mit differentieller kapazitiver Ablesung sowie Sensoren, welche mit einer bestimmten Frequenz angeregt eine Frequenzänderung bei Krafteinwirkung erfahren. Silizium-Akzelerometer reichen in das Gebiet der mikroelek-

tronischen Sensoren hinein und sind aktueller Forschungsgegenstand der Entwicklung inertialer Beschleunigungssensoren.

### Faseroptische Akzelerometer

Neulich steigt die Verwendung von faseroptischen Sensoren in der Messtechnik, da eine faseroptische Welle nicht von elektromagnetischen Störungen beeinflusst werden kann. Dies ist bei der heutigen Verbreitung von elektronischen Geräten ein großer Vorteil.

Bei einem Akzelerometer nach dem Pendelprinzip steht der Ausschlag des Pendels im Verhältnis zur einwirkenden Beschleunigung. In Abbildung 7 ist ein faseroptisches Pendel-Akzelerometer dargestellt. Bei diesem Sensor ist das Pendel eine optische Glasfaser. Durch sie wird Laserlicht geleitet, welches durch eine Linse bei der Probemasse austritt und vom Bildsensor gemessen wird. Anhand der Position am Bildsensor kann man eine Ablenkung des Pendels in x und y Richtung feststellen. Die Genauigkeit eines solchen Aufbaus richtet sich nach der Länge und Dicke der Glasfaser, der Stärke des Laserlichtes sowie der Genauigkeit des Bildsensors (Titterton u. Weston, 2004).

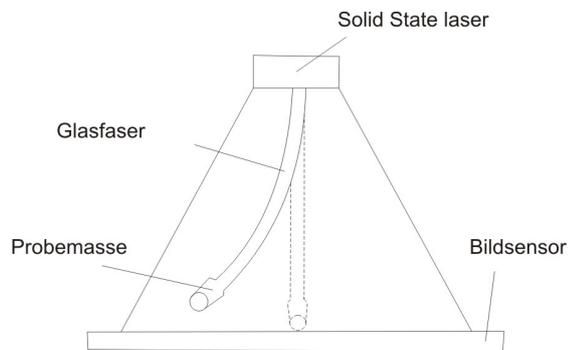


Abbildung 7: Faseroptisches Pendel-Akzelerometer nach Titterton u. Weston (2004)

### 3.1.2 Gyroskope

Für die Messung der Rotationsbewegung in der Inertialnavigation werden Kreisel oder Gyroskope verwendet. Ursprünglich waren sie als mechanische Kreisel realisiert, heute existieren Gyroskope aus Halbleiterbauteilen und optischen Systemen.

#### Mechanische Gyroskope

Das Prinzip der mechanischen Kreisel beruht auf der Eigenschaft von schnell rotierenden Körpern, die Rotationsrichtung in Bezug zum inertialen Raum nicht zu ändern. Ein in Rotation versetztes Schwungrad wird, wenn alle drei Achsen frei gelagert sind, seine Rotationsrichtung nicht verändern, unabhängig von der Bewegung der Achsen. Wird eine Achse, zum Beispiel die Drehachse wie in Abbildung 8, festgehalten, besitzt der Kreisel noch zwei Freiheitsgrade und man spricht von einem *two degrees of freedom* (TDF) Gyroskop. Das rotierende Schwungrad kann so gelagert in jede beliebige Richtung zeigen. Da das Schwungrad in Bezug zum inertialen Raum seine Richtung behalten will, kann man an den beiden anderen Achsen die relative Rotation in Bezug zum inertialen Raum ablesen. Es existieren mehrere Realisierungen von TDF-Kreiseln. Noch am

weitesten verbreitet ist der sogenannte dynamisch abgestimmte Kreisel oder *dynamically tuned gyro* (DTG).

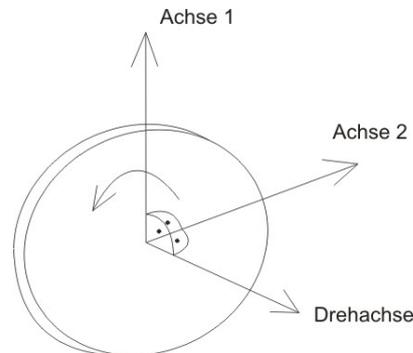


Abbildung 8: Rotierendes Schwungrad

Wird eine weitere Achse des Kreisels festgehalten, besitzt das rotierende Schwungrad nur noch eine frei aufgehängte Achse und man spricht von einem *single degree of freedom* (SDF) Gyroskop, zum Beispiel, wenn in Abbildung 8 zusätzlich noch die Achse 2 festgehalten wird. Tritt nun eine Drehung um die Achse 1 auf, vollzieht das rotierende Schwungrad eine Präzessionsbewegung um die nicht mehr kardanisch gelagerte Achse 2. Die Präzessionsbewegung steht direkt im Verhältnis zur Drehung.

Mittlerweile sind Schwungrad-basierte mechanische Kreiselle unbedeutend geworden, es existieren günstigere und stabilere Lösungen in anderen Bauweisen sowie weitaus genauere Lösungen mit optischen Gyroskopen.

### Vibrierende Gyroskope

Das Grundprinzip von vibrierenden Gyroskopen ist das gleiche wie bei rotierenden Gyroskopen. Ein vibrierender Körper versucht die Ebene der Vibration in Bezug zum inertialen Raum zu erhalten. Bei diesen Sensoren sind viele Bauweisen möglich. Die grundlegenden Sensoren werden hier nun weiter betrachtet.

In Abbildung 9 ist schematisch ein sogenannter *vibrierender Weinglassensor* abgebildet. Er besteht aus einem Körper in zylindrischer Form sowie vibrierenden und ablesenden Elementen wie zum Beispiel Elektroden. Wird der Körper durch die antreibenden Elektroden in eine Vibration um seine Resonanzfrequenz versetzt, messen die aufnehmenden Elektroden die durch die Vibration indizierte Frequenz. Wird der Körper um seine Inputachse rotiert, verändert sich sein Vibrationsmuster. Das Frequenzverhältnis aus ausgelesener Frequenz und Resonanzfrequenz steht direkt proportional zur einwirkenden Drehung (Titterton u. Weston, 2004).

Beim *Stimmgabelsensor* werden zwei piezoelektrische Balken zur Form einer Stimmgabel verbunden. Die beiden Balken werden ähnlich dem vibrierenden Weinglassensor in Vibration versetzt, an der Gabelung tritt trotzdem keine Vibration auf und die Stimmgabel kann an einem Gehäuse montiert werden, siehe Abbildung 10. Wirkt auf diesen Sensor nun eine Drehung um die Inputachse erfolgt daraus eine Vibration normal zur Eingangsvibration der Balken, welche direkt proportional zur Drehung ist (Lawrence,

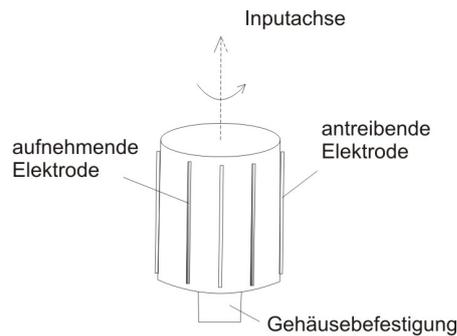


Abbildung 9: Vibrierender Weinglassensor nach Titterton u. Weston (2004)

1998).

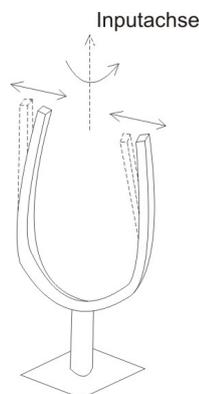


Abbildung 10: Stimmgabelsensor nach Titterton u. Weston (2004)

Die Bauart von Stimmgabelsensoren kann je nach Dicke, Verwendung der piezoelektrischen Elemente und des Materials stark variieren. Als Quartz Rate Sensor (QRS) ist ein Stimmgabelsensor in H-Bauweise bekannt, bei dem ein Stimmgabelement nach oben und eines nach unten zeigt. Der zeitliche Versatz, der aufgrund einer Drehung eine Vibration der beiden Stimmgabeln entstehen lässt, lässt auf die Drehrate schließen (Titterton u. Weston, 2004).

### Optische Gyroskope

Mittlerweile sind optische Gyroskope vor allem in hoch präzisen Anwendungen der Inertialnavigation weit verbreitet. Optische Gyroskope erzielen heute die besten Genauigkeiten und Stabilitäten.

Licht bewegt sich prinzipiell mit einer konstanten Geschwindigkeit  $c$ . Haben also zwei Lichtstrahlen die gleiche Zeit um einen bestimmten Weg zurückzulegen, werden sie auch dieselbe Weglänge zurücklegen wie in Abbildung 11 a) ersichtlich. Wird aber dieser Weg in Rotation versetzt, legt der Lichtstrahl in Rotationsrichtung ein Stück mehr Weg zurück als der Lichtstrahl gegen die Rotationsrichtung in derselben Zeitspanne 11 b). Dies wurde schon 1913 vom französischen Physiker Sagnac entdeckt und ist allgemein als der *Sagnac-Effekt* bekannt.

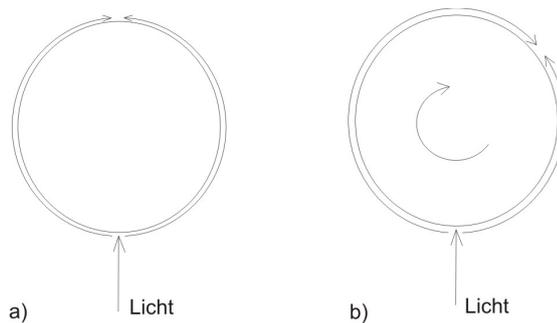


Abbildung 11: Sagnac-Effekt

Der Sagnac-Effekt besagt also, dass bei gleicher Zeitspanne zwischen zwei gegenläufigen Lichtstrahlen in Ruhe kein Wegunterschied erkennbar ist, in Rotation jedoch ein kleiner Wegunterschied auftritt. Das Prinzip eines *Sagnac-Interferometers* beruht auf zwei gegenläufigen Lichtstrahlen, welche dieselbe Weglänge zurücklegen und schließlich über einen Strahlenteiler wieder vereint werden. Zur Messung dieses Wegunterschiedes bedient man sich dem physikalischen Prinzip der Interferenz. Eine Interferenz ist eine Überlagerung von zwei Wellen, welche ein Interferenzbild erzeugen. Man misst also die Lichtinterferenz der beiden Lichtstrahlen um auf den Wegunterschied zu schließen. Von diesem Wegunterschied kann man schließlich auf die einwirkende Rotation schließen.

### Ring Laser Gyroskope

Ein Ring Laser Gyroscope (RLG) besteht aus einem drei- oder mehrseitigen Polygon, in welchem ionisiertes Gas im Lichtweg eingebracht ist. Das Gas wird durch das Anlegen einer hohen Spannung über Anoden und einer Kathode zur Entladung gebracht, dieser Vorgang erzeugt einen Laserstrahl in beide Richtungen des möglichen Lichtweges. Es wird versucht eine optische Resonanz zu erzeugen, indem man den Lichtweg des Laserstrahls über einen verstellbaren Spiegel beeinflusst. Über einen Strahlenteiler werden die beiden Laserstrahlen ausgekoppelt und in einem Detektor angezeigt. Ist der RLG nun in Rotation, verändern sich die Frequenzen der beiden Laserstrahlen entgegengesetzt und es entsteht eine Differenz in der stehenden Welle. Dies ist auch als Resonator-Prinzip bekannt (Hofmann-Wellenhof u. a., 2003).

Die Genauigkeit von RLG hängt direkt von der Stabilität des Lichtwellenweges ab. Es wird auf die Stabilität und thermische Abhängigkeit des Gehäuses geachtet. Ein Nachteil von RLG ist die Insensitivität gegenüber kleinen Rotationsgeschwindigkeiten. Diese Insensitivität wird auch als Frequenz-lock-in bezeichnet. Das Frequenz-lock-in Problem kann gelöst werden, indem man den gesamten RLG in eine bekannte, immer andauernde Rotation über der lock-in-Region versetzt. Dieser Prozess wird als dithering bezeichnet (Jekeli, 2000).

### Faseroptisches Gyroskop

Auch bei faseroptischen Gyroskopen (FOG), basierend auf der Interferometrie, wie in Abbildung 13 dargestellt, werden ausgehend von einem Laser zwei Lichtstrahlen er-

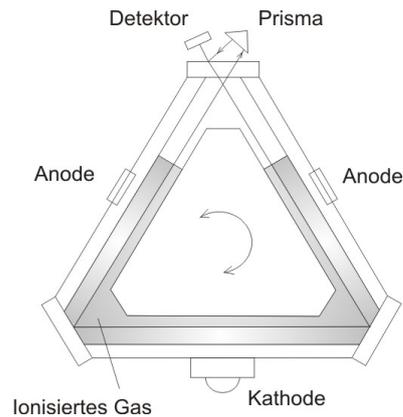


Abbildung 12: Schema eines RLG nach Jekeli (2000)

zeugt, welche sich jeweils im und gegen den Uhrzeigersinn durch eine dicht aufgewickelte Glasfaserspule bewegen. Die Länge der Glasfaser kann dabei über 1000 m betragen. Basierend auf dem Sagnac-Effekt kann im Detektor eine Lichtinterferenz bei einer Rotation der Spule festgestellt werden (Hofmann-Wellenhof u. a., 2003).

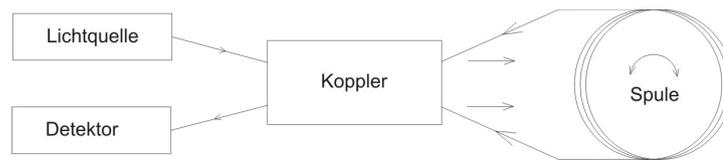


Abbildung 13: Prinzip eines faseroptischen Gyroskops nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2003)

Sonst existieren ebenfalls noch die Ansätze der Drehratenmessung über Tieftempertursensoren, elektrostatische Gyroskope, flüssigkeitsgelagerte Gyroskope oder induktive Magnetfeldmessungen.

### 3.2 MEMS Sensoren

Sensoren für INS teilen sich wie oben beschrieben grundsätzlich in Akzelerometer und Gyroskope. In diesem Kapitel werden noch Magnetometer mit betrachtet, da diese in low-cost INS zur Stabilisierung der Gyroskoplösung herangezogen werden.

#### Einführung MEMS Technologie

Integrierte Schaltungen oder auch Integrated Circuit (IC) bezeichnen eine zusammengefasste elektronische Schaltung mit mehreren Bauteilen, die in einem Chip integriert wird. Dadurch lassen sich solche Schaltungen deutlich verkleinern. Solche IC existieren schon seit über 50 Jahren und sind in der Elektronik heute Standard. Eine konsequente Weiterentwicklung der IC ist eine weitere Miniaturisierung von elektronischen Schaltungen sowie die Kombination mit mechanischen Elementen. Per Definition werden solche miniaturisierte, elektronische und mechanische Bauteile als mikroelektronisch-mechanische-Systeme (MEMS) bezeichnet. Außerdem existiert der Defini-

tionsunterschied zu miniaturisierten Bauteilen welche noch optische Elemente aufweisen, diese werden als mikro-optisch-elektronisch-mechanische-Systeme (MOEMS) bezeichnet.

Beginnend muss erwähnt werden, dass MEMS keine eigenständige Technologie bezeichnet. MEMS ist kein Produkt an sich, es ist vielmehr ein Überbegriff für eine bestimmte Art und Weise, Bauteile zu fertigen. Hier entsteht das Problem, dass zum Beispiel ein MEMS Sensor nicht automatisch mit einem anderen MEMS Sensor verglichen werden kann. Obwohl etwas in MEMS Bauweise gefertigt ist, gibt es teilweise deutliche Unterschiede in Bezug auf Stabilität und Genauigkeit.

Heutzutage können MEMS Bauteile die verschiedensten Sensoren oder Schaltungen darstellen, ohne dabei für das menschliche Auge noch wahrnehmbar zu sein. MEMS sind preiswerter als vergleichbare, in *Normalgröße* gebaute Systeme, und natürlich deutlich kleiner, leichter und stromsparender. Ein Haupterzeugnis der MEMS Technologie sind Inertialsensoren. Als wohl meistproduziertes Beispiel lässt sich hier der Beschleunigungssensor nennen, welcher von der Verwendung als *Airbag-Crashsensor* im Auto über das *Festplattenschütterungssystem* im Computer bis zum *Motion-Detection-Controller* in Spielkonsolen zum Einsatz kommt.

MEMS Bauteile weisen generell deutlich schlechtere Messgenauigkeiten als vergleichbare Sensoren in herkömmlicher Bauweise auf. Ihr Vorteil ist jedoch einerseits ihre geringe Baugröße samt einem geringen Gewicht sowie ein geringer Stromverbrauch. Außerdem spricht vor allem der Preis für MEMS Bauteile. Nach Titterton u. Weston (2004) sind inertielle MEMS Sensoren eine der interessantesten Entwicklungen in den letzten 30 Jahren.

#### **MEMS Akzelerometer**

In der Halbleiterelektronik hat sich heute die Verwendung von Silizium durchgesetzt. Mit dieser Siliziumtechnologie ist es möglich, mechanische Elemente wie Balken, Probemassen oder Pendel mit elektronischen Elementen auf kleinstem Raum zu verbauen.

Heutige MEMS Akzelerometer gliedern sich grob in zwei Gruppen von Baureihen, abhängig davon, in welcher Form die Beschleunigung gemessen wird: einerseits durch die Auslenkung einer Probemasse, andererseits durch die Änderung der Frequenz eines vibrierenden Bauteils (Titterton u. Weston, 2004).

Bei *MEMS Akzelerometer mit pendelnder Probemasse* wird die Probemasse mit einer sich mitdrehenden Feder aufgehängt und einer Rotation unterworfen, sobald eine Beschleunigung normal auf das Bauteil einwirkt. Die Beschleunigungen werden über eine Änderung der Kapazitätendifferenz zwischen der Probemasse und einer Grundplatte festgestellt. Es ist eine starke Korrelation des Skalierungsfaktors mit der Temperatur solcher Sensoren zu beachten (Titterton u. Weston, 2004).

Nach El-Sheimy u. Niu (2007) arbeitet der Großteil der heute verwendeten MEMS Akzelerometer mit der Auslenkung einer Probemasse. Die Auslesung kann auf verschiedenste Arten geschehen, werden jedoch meist wie soeben erwähnt als kapazitive Änderung detektiert.

*Vibrierende MEMS Akzelerometer* besitzen einen in Vibration gebrachten Ausleger. Die Beschleunigung wird als Veränderung einer initiierten Resonanzfrequenz gemessen.

Tritt eine Beschleunigung in der Ebene des vibrierenden Auslegers auf, ändert sich die Frequenz der Vibration. Durch die Elastizität von Silizium ist die Kontrolle und Stabilität der Anregfrequenz möglich (Titterton u. Weston, 2004).

Titterton u. Weston (2004) kennt noch sogenannte Tunneleffekt MEMS Akzelerometer sowie elektrostatisch geladene MEMS Akzelerometer.

#### **MEMS Gyroskop**

MEMS Gyroskop-Sensoren basieren auf dem Prinzip der vibrierenden Gyroskope. Das Grundprinzip beruht auf der Detektion der Coriolisbeschleunigung. Da die Bedingung für das Auftreten einer Corioliskraft am Objekt die Bewegung des Objekts selbst ist, lässt man es in eine vorgegebene Richtung vibrieren. Wenn auf das Objekt nun normal zur Vibrationsrichtung eine Drehung einwirkt, entsteht eine vibrierende Bewegung normal zur Vibrations- und Drehrichtung hervorgerufen durch die Coriolisbeschleunigung. Nach Titterton u. Weston (2004) ergeben sich für MEMS Gyroskope die Bauformen mit einfachen Oszillatoren, ausbalancierten Oszillatoren wie dem Stimmgabelsensor und Oszillatoren mit Gehäusen wie das Weinglassensor-Gyroskop.

Das Problem bei der Umsetzung solcher MEMS Gyroskope basierend auf vibrierenden Objekten ist, dass die entstehende Coriolisbeschleunigung nur sehr schwach ist und hier das mechanische Rauschen der Vibrationen problematisch werden kann. Schließlich existiert bei solchen Aufbauten noch ein allgemeiner Bias und ein Verstärkungsfaktor, beide können temperaturabhängig sein (Bourdon, 2007).

Hier ist es nicht verwunderlich, dass man bei der Verwendung von MEMS Gyroskopen bei hochgenauen Anwendungen noch große Probleme mit der Modellierung der Sensoren hat.

Aktuelle Publikationen deuten jedoch darauf hin, dass verschieden Firmen an der Entwicklung von genaueren, tactical-grade MEMS Gyroskopen arbeiten (El-Sheimy u. Niu, 2007).

#### **Magnetometer**

Magnetometer sind allgemein Sensoren, welche die magnetische Flussdichte messen. Hier gibt es mehrere Messmethoden zur absoluten Messung von Magnetfeldern. In der MEMS Sensorik kommen sogenannte Dünnschichtsensoren zum Einsatz, auch Magnetwiderstand-Sensoren. Der Magnetwiderstand-Effekt ist die Veränderung des Widerstands eines Materials abhängig von einem umgebenden magnetischen Feld. So verändern diese Dünnschichtsensoren direkt ihren elektrisch messbaren Widerstand, abhängig vom umgebenden Magnetfeld.

#### **MEMS Sensorgruppe**

Die Definition von Gruppierungen mehrerer inertialer Sensoren wird nachfolgend diskutiert. Hier wird lediglich kurz auf existierende MEMS Sensorgruppen verwiesen. Solche MEMS Gruppierungen bestehen zumeist aus Akzelerometern, Gyroskopen und Magnetometern in drei normalen Achsen. Käuflich erwerbbar sind solche MEMS Sensoren von

verschiedensten Herstellern. Einer der bekanntesten Hersteller in Europa ist die Firma Xsens. Xsens MEMS Sensoren sind in der Größenordnung von etwa 2000 \$ zu erwerben. Hier erhält man nicht nur den Sensor, sondern auch eine Schnittstelle und entwickelte Programmierumgebung. Prinzipiell existieren MEMS Sensor-Gruppierungen in der Größenordnung von einigen 10 000 \$ bis zu wenigen 100 \$. Die günstigste, voll funktionale MEMS Sensorgruppe, die in der Literaturrecherche dieser Diplomarbeit gefunden wurde, kostet für den Privatanwender 145 \$. Hier handelt es sich jeweils um gesamte Plattformen mit vorgefertigten Anwenderschnittstellen. Die Sensorchips alleine, wie sie mittlerweile in vielen Smartphones oder Computerkontrollern eingebaut werden, sind ab 15 \$ erhältlich.

Ein Problem beim Vergleich der eben genannten MEMS Sensoren ist die Vergleichbarkeit, da keine normierten Genauigkeitsangaben existieren. Zumeist ist nur die Anzahl der Sensoren (ob in einer, in zwei oder in drei Achsen), die Skalenbreite der Sensoren, das Gewicht des Bauteils und der Preis ersichtlich.

### 3.3 Sensorfehler

Die Genauigkeit einer Positionslösung unter Zuhilfenahme der inertialen Navigation richtet sich einerseits nach den Fehlern der bekannten Startposition und andererseits nach den Fehlern der inertialen Sensoren, die schließlich aufintegriert werden. Das Fehlerverhalten von inertialen Sensoren ist also ein kritischer Punkt in der inertialen Navigation und es wird danach getrachtet, das Fehlerverhalten von Akzelerometern und Gyroskopen so gut wie möglich zu verstehen und wenn möglich zu modellieren. Eine vollständige Auflistung von Fehlern inertialer Sensoren ist in Lawrence (1998) angegeben.

Generell können Fehler in systematische und zufällige Fehler unterteilt werden. Hier versucht man die systematischen Anteile zu kalibrieren und die zufälligen Anteile zu beschreiben und durch Signalverarbeitung zu kontrollieren.

Bei inertialen Sensoren wird man mit folgenden Fehlereinflüssen konfrontiert

- Bias
- Skalierungsfaktor
- Nichtlinearität
- Hysterese
- Quantisierungsfehler
- Rauschen

Der *Bias*-Fehler bezeichnet einen Offset des Auslesewertes im Verhältnis zum wahren Ergebnis. Er ist zeitlich konstant und repräsentiert den Auslesewert, wenn kein Eingangswert anliegt. Ist ein Bias langfristig konstant und nicht vom Einschaltvorgang abhängig, versucht man ihn zu kalibrieren. Verändert sich der absolute Fehleranteil mit der Zeit spricht man von einem *Trend*. Ein absoluter Fehler einer Zeitreihe lässt sich oft in Bias und Trend aufteilen, wobei streng genommen der Trend an sich einen absoluten Bias ebenfalls mit einbeziehen kann. In der Zeitreihenanalyse versucht man Trends zu bestimmen und zu eliminieren, dies geschieht zum Beispiel über den Ansatz mit gleitendem

Mittelwert oder einer Polynomannpassung.

Der Maßstab oder auch *Skalierungsfaktor* eines Signals beschreibt das Verhältnis des Inputsignals zum Ausgangssignal über den Wertebereich. Sensoren besitzen zumeist eine direkte Proportion vom Inputsignal zum Ausgangssignal, damit entspricht der Skalierungsfaktor einer Geraden. Als *Nichtlinearität* wird dann die Abweichung eines Signals von der Regressionsgeraden im Input-Output Verhältnis beschrieben. Diese Abweichungen, auch Linearitätsabweichungen genannt, sind zumeist nicht stetig. Man versucht daher Korrekturtabellen zu erstellen. In Abbildung 14 würde der mittlere Maßstab des Signals der Steigung der Regressionsgeraden entsprechen, die Abweichungen von der Regressionsgeraden der Nichtlinearität.

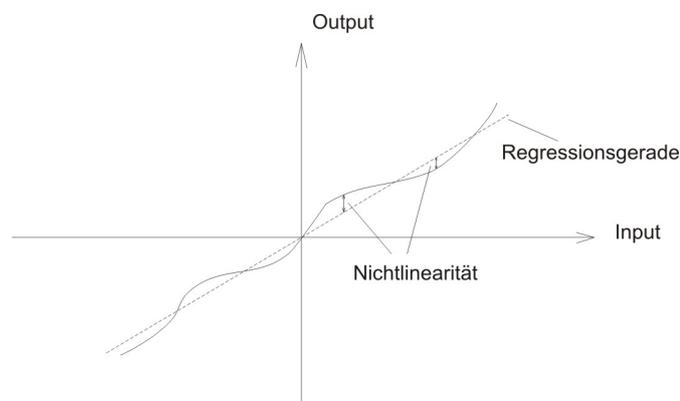


Abbildung 14: Skalierungsfaktor

Wird ein Sensor im stetig aufsteigenden Eingangswert betrieben, im Unterschied zum Betrieb mit stetig absteigendem Eingangswert, tritt bei gleichem Input ein Unterschied in der Auslesung auf. Der maximale Unterschied wird als Hysterese-Fehler bezeichnet (Lawrence, 1998), siehe Abbildung 15.

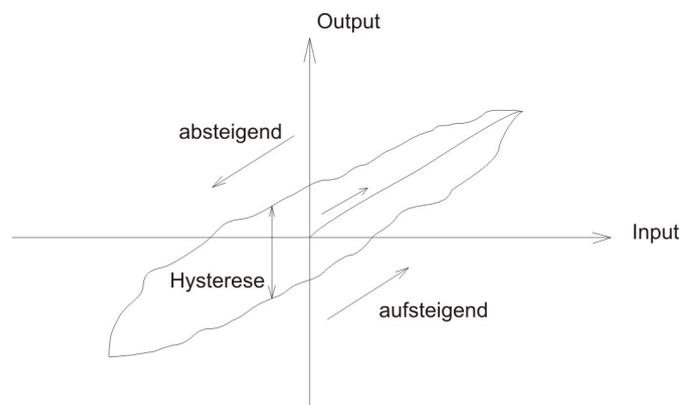


Abbildung 15: Hysterese

Unter einem *Quantisierungsfehler* versteht man Fehler, welche durch die Umsetzung eines analogen in ein digitales Signal auftreten. Den meisten inertialen Sensoren liegt

ein mechanisches Grundprinzip inne, je nach Güte des Analog-Digitalwandlers wird das Signal Quantisierungsfehler aufweisen.

Allgemein kann man eine Zeitreihe theoretisch in ihr wahres Signal und in einen Rauschanteil trennen (wobei das wahre Signal dann noch weiters aufgeteilt werden kann). Der Begriff *Rauschen* kommt aus der Radiofrequenztechnik, wo man neben dem wahren Signal ein akustisches Rauschen wahrnehmen kann. Der englische Begriff *noise* beschreibt den wahren Charakter des Rauschens besser.

Die Definition für ein stationäres Rauschen ist ein zufälliger Fehler mit konstantem Mittelwert und konstanter Varianz. Wohingegen ein nichtstationäres Rauschen eine zeitveränderliche Varianz aufweist. Normalerweise sind Messsignale mit nichtstationärem Rauschen behaftet, betrachtet man jedoch kurze Zeiträume kann man ein stationäres Rauschen annehmen. Ist ein Rauschen über den Frequenzbereich gleichmäßig verteilt, spricht man von einem weißen Rauschen. Bei inertialen Sensoren ist das Rauschen meist indirekt proportional zur Ausgabefrequenz.

Diese Fehlereinflüsse bestehen aus den Anteilen

- fixer Anteil
- temperaturabhängiger Anteil
- zufälliger Anteil
- einschaltabhängiger Anteil

*Fixe* sowie *temperaturabhängige Anteile* der Fehlereinflüsse versucht man natürlich so gut wie möglich bei der Sensorkalibrierung zu kontrollieren.

Als *Random Walk* bei inertialen Sensoren wird das Anwachsen von zufälligen Fehlern aufgrund der Aufintegration in der Inertialnavigation bezeichnet.

Fehler wie Bias oder Skalierungsfaktor können einschaltabhängig sein oder einen einschaltabhängigen Anteil aufweisen, hier spricht man von *einschaltabhängigen Fehlern* oder der *day-to-day uncertainty*. Solche Fehler sind abhängig vom Fertigungsprozess, der mechanischen Stabilität der Sensoren, von Alterungsprozessen und von umgebenden Einflüssen wie Temperaturänderungen oder Änderungen im lokalen Magnetfeld. Einen besonders großen Anteil haben einschaltabhängige Fehler bei MEMS Sensoren unter anderem deswegen, weil teilweise das Verhalten dieser MEMS Sensoren noch nicht bis ins Detail verstanden wird.

Die *Auflösung* eines Sensors entspricht der kleinsten Größe, welche vom Messsystem noch zuverlässig erkannt werden kann. Die Auflösung ist von der Summe verschiedener Fehlereinflüsse abhängig, wobei das Rauschen generell den größten limitierenden Faktor darstellt. Bei low-cost Sensoren wird die Angabe einer Auflösung oft vermisst.

Magnetometer weisen Fehler wie auch Akzelerometer und Gyroskope auf, jedoch übersteigt die *magnetische Abweichung*, welche den wahren Messwert überlagert, alle anderen Fehlereinflüsse. Deshalb ist es wichtig, die magnetische Umgebung des Sensors zu kontrollieren. Will man Magnetometer ernsthaft als Sensor in der Navigation verwenden, muss man nach einer sich nicht verändernden magnetischen Umgebung

trachten. Auswirkungen und Fehlereinflüsse von magnetischen Umgebungen können nur schwer abgeschätzt oder eliminiert werden.

Der induzierte Fehler, in magnetischen Messungen zusätzlich zum Magnetfeld, kann bei Schiffen oder Automobilen bis zu  $40^\circ$  erreichen. Das Magnetfeld des Automobils entsteht durch seine eigene Konstruktion (Kayton u. Fried, 1997). Deswegen ist es wichtig Magnetosensoren auf die verwendete Plattform und ihre Umgebung (zum Beispiel ein Auto) zu kalibrieren.

#### **MEMS Sensorfehler**

Inertiale MEMS Sensoren weisen prinzipiell dieselben Sensorfehler wie klassische Sensoren auf. Fehler wie Maßstabsfehler und Nichtlinearität sollten während einer allgemeinen Sensorkalibrierung geschätzt werden.

MEMS Sensoren weisen jedoch große einschaltabhängige und temperaturabhängige Fehleranteile auf. Die größten Terme sind hier nicht kalibrierte Bias-Fehler und ein random walk des Winkels oder der Geschwindigkeit (Woodman, 2007).

#### **3.4 Inertiale Navigationssysteme**

Inertiale Plattformen versuchen im Prinzip durch die Drehratenmessung mit Gyroskopen eine bekannte Ausrichtung der Plattform zu erreichen und in dieser Ausrichtung der Plattform die Beschleunigungsmessungen mit Akzelerometern durchzuführen und diese aufzuintegrieren. So gesehen wird inertielle Navigation auch als Dead Reckoning betrachtet. Bei inertialen Plattformen sind die Haupttypen sogenannte Attitude and Heading Reference Systems (AHRS), gimbal systems und Strapdown-Systeme.

AHRS sind stark vereinfachte inertielle Navigationssysteme, können jedoch mit billigen Sensoren Ergebnisse erzielen. Wie der Name schon sagt, erzielen AHRS eine vertikale Ausrichtung der Plattform (attitude) über Beschleunigungssensoren und eine bekannte Bewegungsrichtung (heading) meist über einen Magnetkompass.

Gimbal systems oder kardanisch gelagerte Systeme sind historisch gesehen die ersten inertialen Navigationssysteme. Hier handelt es sich um stabilisierte Plattformen, welche durch die verwendeten Gyroskope aktiv stabil im inertialen Raum gehalten werden. Gyroskope messen durch diese Art der stabilisierten Plattform immer nur kleine Drehraten, da die Plattform der Bewegung selbst entgegenwirkt.

Strapdown-Systeme sind heute die meist verwendeten inertialen Navigationssysteme. Die Entwicklung von Strapdown-Systemen begann mit der Entwicklung von optischen Gyroskopen, welche höhere Drehraten messen können und der verbesserten Rechenleistung von Computern in den 1980er Jahren. Heute stellen Strapdown-Systeme den Standard in der inertialen Navigation dar.

Spricht man über inertielle Navigationssysteme, trifft man in der Literatur auf vier gebräuchliche Akronyme die hier kurz erläutert werden:

- Inertial Sensor Assembly – ISA

- Inertial Measurement Unit – IMU
- Inertial Measurement System – IMS
- Inertial Navigation System – INS

Ein ISA beschreibt ein Gyroskop- oder Akzelerometer-Sensorysystem, eine Anordnung mehrerer Sensoren auf derselben Plattform. Hier werden explizit nur die physikalischen Sensoren angesprochen. Dahingegen beschreibt ein IMS ein inertiales Messsystem, ein ISA mit einem Analog-Digitalwandler und eventueller Elektronik zur Vorverarbeitung der Messsignale wie eine einfache Ausreißerdetektion oder Ähnliches. Eine IMU spricht direkt eine bestimmte inertielle Messeinheit an, im Gegensatz diskutiert ein IMS allgemein ein inertiales Messsystem. Schließlich beschreibt das Akronym INS ein IMS mit einem Navigationscomputer, da ein inertiales Navigationssystem auch die Routenplanung und Zielführung mit einschließt. In Abbildung 16 ist ein graphischer Überblick über die Definition inertialer Navigationssysteme gegeben. Vorsicht ist hier beim Unterschied zwischen IMS und IMU gegeben, hier sind in der Literatur leichte Definitionsunterschiede existent.

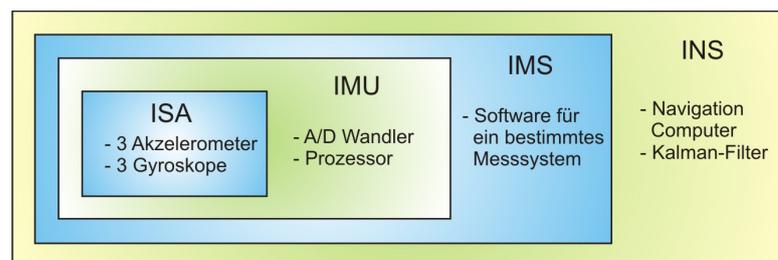


Abbildung 16: Inertiale Navigationssysteme

Je nach Anzahl der Sensoren in einer IMU spricht man von verschiedenen *degree of freedom* (DOF). Eine IMU mit Akzelerometern und Gyroskopen in 3 orthogonalen Achsen bezeichnet man auch als 6 DOF IMU, kommen noch Magnetometer in allen 3 Achsen hinzu als 9 DOF IMU.

### 3.5 Koordinatensysteme

Da inertielle Sensoren physikalische Größen bezüglich des inertialen Raums messen, Koordinaten bezüglich eines erdfesten Referenzsystems gegeben sind und ein Strapdown-System in einem Körpersystem operiert, werden hier kurz die benötigten Koordinatensysteme beschrieben. Die wichtigsten Koordinatensysteme in der Navigation sind das inertielle Koordinatensystem (i-frame), das erdfeste Koordinatensystem (e-frame), das Navigation-Koordinatensystem (n-frame) und das körperbezogene Koordinatensystem (b-frame). All diese Referenzsysteme sind als rechtsdrehende, kartesische Koordinatensysteme definiert.

Ein *inertiales Koordinatensystem* ist definiert als System, in welchem die Newtonschen Bewegungsgleichungen gelten. Demnach ist ein inertiales Koordinatensystem ein nicht beschleunigtes Referenzsystem in Ruhe oder gleichförmiger Bewegung. Eine solche

Realisierung ist wegen des ungleichförmigen Umlaufs der Erde um die Sonne nicht möglich. Ein Koordinatensystem mit seinem Ursprung im Erdmittelpunkt, seiner z-Achse in Richtung der mittleren Erdrotationsachse und seiner x-Achse in Richtung des Frühlingspunktes entspricht jedoch einem quasi gleichförmig bewegten, nicht rotierenden Koordinatensystem und wird deshalb als Quasi-Inertialsystem bezeichnet.

Als *erdfestes Koordinatensystem* bezeichnet man ein System, mit seinem Ursprung im Erdmittelpunkt, seiner z-Achse in Richtung der mittleren Erdrotationsachse und seiner y-Achse in Richtung der Meridianebene von Greenwich. Dies ist also ein erdfestes Koordinatensystem welches sich mit der Erde mitdreht und somit auch als earth centered earth fixed (ECEF) bezeichnet wird.

Das *Navigation-Koordinatensystem* ist ein Koordinatensystem, in dem die Berechnungen der Navigationsgleichungen, zum Beispiel ein Strapdown-Algorithmus, durchgeführt werden. In der Fahrzeugnavigation entspricht dies meist einem *lokalen Horizontsystem* (l-frame) oder auch north-east-down system genannt. Die z-Achse ist in Richtung der Ellipsoidnormalen, die x-Achse zeigt nach Norden und die y-Achse weist in einem rechtsdrehenden System nach Osten.

Ein *körperbezogenes Koordinatensystem* ist ein mit einem Körper, zum Beispiel dem Fahrzeug bzw. der IMU direkt, verbundenes System. Sein Ursprung ist zumeist der Mittelpunkt des INS und auch die Achsen sind zumeist direkt die Achsen des INS bzw. des Fahrzeugs.

Die Messdaten eines INS werden also direkt in einem b-frame gemessen, in einem n-frame berechnet und oft in einem e-frame dargestellt.

### 3.5.1 Transformationen

Zwischen den beschriebenen Koordinatensystemen kann und muss man also Koordinaten transformieren. Allgemein geschehen Transformationen zwischen dreidimensionalen Koordinatensystemen über Sieben-Parameter-Helmert-Transformationen, siehe Formel 3.6. Dabei bestehen diese sieben Parameter aus drei Translationsparametern, drei Rotationsparametern und einem Maßstabsparameter. Eine Translation entspricht allgemein der Addition eines Vektors, in welchem die drei Translationsparameter stecken. Der Maßstab wird durch Multiplikation eines Maßstabsparameters angebracht. Eine räumliche Drehung führt man mit einer Drehmatrix durch.

#### Drehmatrix

Eine Drehmatrix ist im zweidimensionalen Fall als 2x2 Matrix gegeben mit

$$R = \begin{bmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha \\ \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

wobei die Vorzeichenwahl bei  $\sin\alpha$  mit der Drehrichtung der Drehmatrix zusammenhängt und  $\alpha$  dem Winkel, um den gedreht wird, entspricht. Geht man nun in den dreidimensionalen Raum über, erhält man als Drehmatrix eine 3x3 Matrix, wobei je nachdem um welche Achse die Drehmatrix dreht, eine Ergänzung des zweidimensionalen Falls

vorliegt. R1 dreht hier um die x-Achse, R2 um die y-Achse und R3 um die z-Achse. Je nach Vorzeichen von  $\sin\alpha$  ändert sich der Drehsinn der Drehmatrix.

$$R_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad R_2 = \begin{bmatrix} \cos\alpha & 0 & \sin\alpha \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\alpha & 0 & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad R_3 = \begin{bmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha & 0 \\ \sin\alpha & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Eine Rotation zwischen zwei Koordinatensystemen kann jetzt allgemein mit einer Multiplikation dreier Rotationsmatrizen um drei Drehwinkel vollzogen werden. Hierbei ist die Richtung der Multiplikation von Bedeutung, denn jede Drehung bezieht die vorangegangenen Drehungen mit ein.

$$R = R_1(\alpha_1)R_2(\alpha_2)R_3(\alpha_3) \quad (3.5)$$

### Helmert-Transformation

Eine Sieben-Parameter-Helmert-Transformation um die Translationsparameter  $c_x$ ,  $c_y$  und  $c_z$ , die Drehwinkel  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  und  $\alpha_3$  und den Maßstab  $\mu$  ist schließlich gegeben mit

$$\underline{x}_T = \underline{c} + \mu R \underline{x} \quad , \quad (3.6)$$

$$\underline{x}_T = \begin{bmatrix} x_T \\ y_T \\ z_T \end{bmatrix} \quad , \quad \underline{c} = \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \\ c_z \end{bmatrix} \quad , \quad R = R_1(\alpha_1)R_2(\alpha_2)R_3(\alpha_3) \quad , \quad \underline{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad . \quad (3.7)$$

### 3.5.2 Attitudewinkel

In der Navigation spricht man bei der Ausrichtung eines Körpers von der Attitude. Es existieren grundsätzlich drei Möglichkeiten die Attitude darzustellen:

- Eulerwinkel
- Rotationsmatrizen
- Quaternionen

#### Eulerwinkel

Am einfachsten wird die Attitude mit Hilfe von Eulerwinkel über Drehmatrizen beschrieben. Da diese Variante der Darstellung der Attitudewinkel am einfachsten graphisch zu interpretieren ist, wird sie in dieser Diplomarbeit bevorzugt verwendet. Die Attitude, oder auch Einstellung, bezeichnet die Ausrichtung eines körperbezogenen Koordinatensystems relativ zum Navigation-Koordinatensystem. Die drei Attitudewinkel roll (r), pitch (p) und yaw (y) beschreiben also direkt die Ausrichtung eines Körpers im Verhältnis zum lokalen Horizontsystem. Roll entspricht dem Rotationswinkel um die x-Achse, pitch dem Rotationswinkel um die y-Achse und yaw dem Rotationswinkel um die z-Achse, siehe Abbildung 17. Bei yaw spricht man in der Navigation meist auch vom heading, dies entspricht (abgesehen von einem eventuellen Drifteinfluss) direkt der Bewegungsrichtung eines Körpers. Die Eulerwinkel entsprechen also einer Sequenz von Rotationen und sind graphisch am leichtesten verständlich.

Da bei der Verwendung von Eulerwinkeln bei einem pitch-Winkel von  $\pm 90^\circ$  numerische Singularitäten entstehen, müssen sie jedoch mit Vorsicht bei der Berechnung verwendet werden (Groves, 2008).

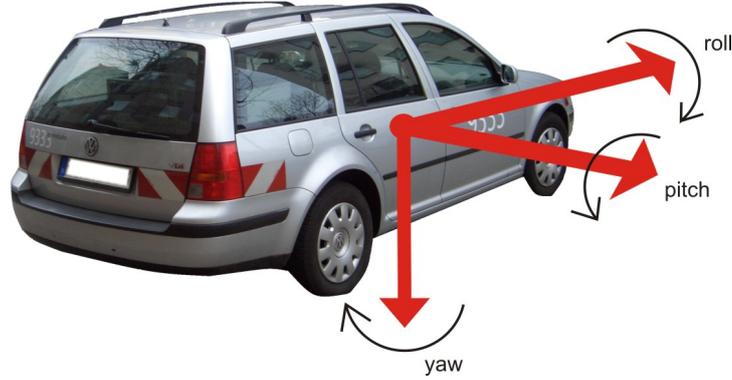


Abbildung 17: Attitudewinkel

### Rotationsmatrizen

Eine Drehung vom lokalen Horizontsystem ins körperbezogene Koordinatensystem um die Attitudewinkel ist gegeben mit

$$R_l^b = R_1(r)R_2(p)R_3(y) = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Die Darstellung der Attitude mit Rotationsmatrizen entspricht dieser  $R_l^b$  Matrix, ausformuliert ist sie gegeben mit

$$R_l^b = \begin{bmatrix} \cos(p)\cos(y) & \cos(p)\sin(y) & -\sin(p) \\ \sin(r)\sin(p)\cos(y) - \cos(r)\sin(y) & \sin(r)\sin(p)\sin(y) + \cos(r)\cos(y) & \sin(r)\cos(p) \\ \cos(r)\sin(p)\cos(y) + \sin(r)\sin(y) & \cos(r)\sin(p)\sin(y) - \sin(r)\cos(y) & \cos(r)\cos(p) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Die Umrechnung von  $R_l^b$  in die Attitudewinkel roll (r), pitch (p) und yaw (y) geschieht zum Beispiel mit

$$r = \operatorname{atan}\left(\frac{R_{23}}{R_{33}}\right) \quad , \quad p = \operatorname{asin}(-R_{13}) \quad , \quad y = \operatorname{atan}\left(\frac{R_{12}}{R_{11}}\right) \quad . \quad (3.10)$$

### Quaternione

Quaternione basieren auf der Idee, dass die Drehung eines Koordinatensystems in ein anderes über die Drehung um eine bestimmte Drehachse erfolgen kann. Sie sind gegeben als Vier-Parameter-Vektor, können aber auch in komplexer Schreibweise angeschrieben werden (Titterton u. Weston, 2004). Quaternione sind für Berechnungen grundsätzlich numerisch stabiler, sie enthalten keine Winkelfunktionen bei ihrer Berechnung. Für Quaternione bestehen eigene Rechenregeln. Sie werden bei Algorithmen der numerischen Integration eingesetzt. Da nur vier Werte zu bearbeiten sind, erfolgt die Berechnung bei Algorithmen der numerischen Integration deutlich effizienter als mit Rotationsmatrizen.

### 3.6 Alignment

Der Begriff Alignment kommt von *sich ausrichten* und meint die Bestimmung der Ausrichtung. Allgemein wird dieser Vorgang auch als initial alignment beschrieben, was darauf hindeutet, dass das Alignment vor der Strapdown-Prozessierung durchgeführt wird. Hier wird zuerst der Vorgang des Alignment diskutiert. Dies ist streng genommen der erste Schritt in einem Strapdown-Algorithmus, wobei er während einer Navigationsaufgabe durchaus auch während der Navigation als Unterstützung wiederholt werden kann.

Das Alignment ist eine notwendige Ausgangsinformation für den nachfolgenden Strapdown-Algorithmus. Es kann mit externen Informationen durchgeführt werden oder selbstständig erfolgen. Bei externen Alignment Vorgängen spricht man auch von Transfer-Alignment. Hier wird eine bekannte Ausrichtung eines Körpers auf einen anderen Körper der sich in dieselbe Richtung bewegt übertragen. Dies geschieht zum Beispiel bei Flugzeugen welche von einem Flugzeugträger aus starten. Wenn keine externen Informationen vorliegen berechnet das INS sein Alignment selbstständig. Solch ein selbstständiges Alignment eines INS muss in einer statischen Phase an einem bekanntem Punkt erfolgen.

Das Alignment kann auch als aufgeteilter Vorgang aus levelling (einer Horizontierung) und gyrocompassing (einer Richtungsfindung) definiert werden.

#### 3.6.1 Levelling

Das levelling entspricht also einer Horizontierung des Systems. Dies geschieht mit Hilfe von Beschleunigungsmessungen der Erdschwere in einem Punkt. Prinzipiell orientiert man sich mittels dreier, aufeinander orthogonal stehender, Akzelerometer anhand der Lotlinie um eine Horizontierung hin zum lokalen Horizontsystem durchzuführen (die Lotabweichung der lokalen Lotlinie zur Ellipsoidnormalen des lokalen Horizontsystems kann hier vernachlässigt werden). Aufgrund der Überbestimmung kann das levelling ohne die Kenntnis der Erdbeschleunigung  $g$ , rein aus den Akzelerometerdaten gerechnet werden. Sind die Messungen des Akzelerometer-Dreibeins in Nord-, Ost- und Abwärts-Richtung mit  $a_x$ ,  $a_y$  und  $a_z$  gegeben, erhält man die folgenden Formeln für roll und pitch nach Groves (2008) mit

$$p = \operatorname{atan}\left(\frac{-a_x}{\sqrt{a_y^2 + a_z^2}}\right) \quad r = \operatorname{atan2}(-a_y, -a_z) \quad . \quad (3.11)$$

#### 3.6.2 Gyrocompassing

Als gyrocompassing bezeichnet man den Prozess der Nordfindung über die Messung der Erdrotation relativ zum inertialen Raum mit Gyroskopen. Voraussetzung ist eine Horizontierung des Gyroskop-Dreibeins durch vorangegangenes levelling. Da die Rotationsachse des lokalen Horizontsystems parallel zur Erdrotationsachse ist, ist der Einfluss der Erdrotation in Ostrichtung null. In Nord- und Abwärts-Richtung ist der Einfluss der Erdrotation abhängig von der geographischen Breite, siehe

$$\omega = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_E * \cos(\varphi) \\ 0 \\ -\omega_E * \sin(\varphi) \end{bmatrix} \quad . \quad (3.12)$$

Dies ist der kritische Vorgang beim Alignment, da einerseits die Gyroskope oft ein hohes Sensorrauschen aufweisen und andererseits die Erddrehung im Verhältnis zum Sensorrauschen sehr klein ist. Da man die Erddrehung  $\omega_E$  messen muss, müssen die Gyroskope eine gewisse Güte aufweisen damit dies überhaupt möglich ist.

Ist es nicht möglich, ein gyrocompassing durchzuführen, was bei low-cost Navigationssystemen möglich ist, muss die Nordrichtung anderwertig bestimmt werden, zum Beispiel über einen Magnetkompass.

### 3.6.3 Magnetkompass-Lösung

Ein klassischer Magnetkompass zeigt durch seine Magnetisierung mit seiner Magnetnadel direkt die Nordrichtung des ihn umgebenden Magnetfeldes an. Ein Magnetometer-Dreibein misst das umgebende Magnetfeld in drei Achsen, woraus man ebenso die magnetische Nordrichtung ableiten kann.

Das Magnetfeld der Erde kann prinzipiell als Dipolfeld genähert werden. Hier existiert das Problem, dass sich dieses Dipolfeld nicht homogen über die Erde erstreckt und sich zeitlich verändert. So hat man je nach Position auf der Erde eine magnetische Missweisung durch das vorhandene, inhomogene Magnetfeld. Diese Abweichung der magnetisch angezeigten Richtung zum geographischen Nordpol nennt man Deklination, im Englischen auch variation genannt. In Abbildung 18, von der National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) erstellt, sind die magnetischen Deklinationen der Epoche 2010 ersichtlich. Da sich die magnetischen Deklinationen zeitlich ändern, ist die Angabe einer Epoche notwendig. Man erkennt, dass man je nach geographischer Position schnell  $10^\circ$  bis  $20^\circ$  Deklination des Magnetfeldes vorfindet und dies dementsprechend berücksichtigen muss. Österreich hat zur Zeit in etwa eine östliche magnetische Missweisung von ungefähr  $2^\circ$ . Schließlich existiert ebenso ein Unterschied der angezeigten Richtung eines Kompass und des magnetischen Nordpols. Diese Missweisung wird als Deviation bezeichnet (Hofmann-Wellenhof u. a., 2003).

So muss man also eine gemessene magnetische Nordrichtung um Deklination und Deviation korrigieren, um die geographische Nordrichtung zu erhalten.

Bei der Berechnung des magnetischen yaw aus einem dreiachsigen Magnetometer benötigt man eine Horizontierung des Sensors, um den horizontalen Anteil des Magnetfeldes zu berücksichtigen. Deshalb werden in Sensoren mit Magnetometern zumeist ebenso Akzelerometer für eine levelling Lösung verwendet. Eine Lösung für yaw aus dem Magnetometer-Dreibein erhält man schließlich nach Groves (2008) mit

$$y_{mag} = \text{atan}\left(\frac{-a_x \cos(r) + a_z \sin(p)}{a_x \cos(p) + a_y \sin(p) \sin(r) + a_z \sin(p) \cos(r)}\right) . \quad (3.13)$$

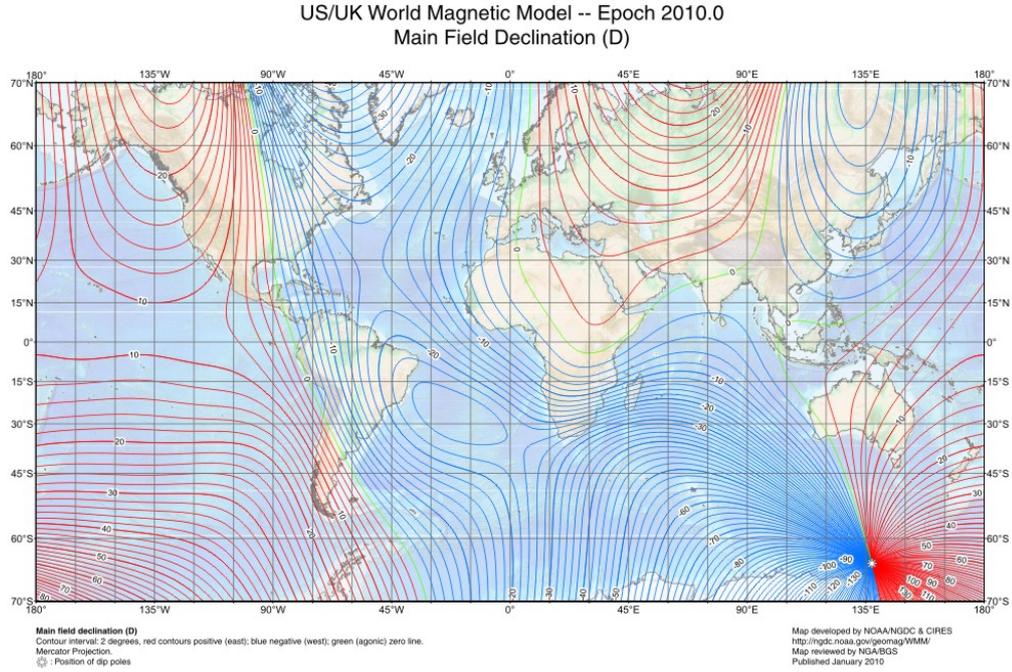


Abbildung 18: Magnetische Deklination 2010 nach NOAA

### 3.6.4 Coarse Alignment

Der Vorgang des Alignments kann noch weiters in ein grobes (coarse) und ein feines (fine) Alignment unterteilt werden. Das coarse Alignment entspricht der analytischen Berechnung der oben beschriebenen Zusammenhänge zwischen Erdschwere, Erdrotation und Akzelerometer- und Gyroskop-Messungen. Die folgenden Formeln beziehen sich einerseits auf den body frame mit Superskript  $b$ , andererseits auf das lokale Horizontsystem mit dem Superskript  $l$ .

Man setzt einerseits die Schweremessungen der Akzelerometer im  $b$ -frame  $f^b$  mit dem Erdschwerevektor im  $l$ -frame  $g^l$  in Verbindung.

$$-f^b = R_l^b g^l \quad (3.14)$$

Ebenso setzt man die gemessenen Drehraten vom  $b$ -frame ins  $i$ -frame der Gyroskope im  $b$ -frame  $\omega_{ib}^b$  mit der Erdrotation vom  $e$ -frame ins  $i$ -frame, beobachtet im  $l$ -frame  $\omega_{ie}^l$  in Verbindung.

$$\omega_{ib}^b = R_l^b \omega_{ie}^l \quad (3.15)$$

Schließlich erzeugt man sich einen dritten Vektor mit einem Kreuzprodukt.

$$C^b = -f^b \times \omega_{ib}^b, \quad C^l = g^l \times \omega_{ie}^l, \quad C^b = R_l^b C^l \quad (3.16)$$

Dadurch kann man  $R_l^b$  auflösen und sich hieraus die Attitudewinkel berechnen.

$$[-f^b, \omega_{ib}^b, C^b] = R_l^b * [g^l, \omega_{ie}^l, C^l] \quad (3.17)$$

Hier entsprechen  $f^b$  den gemessenen Akzelerometer-Daten und  $\omega_{ib}^b$  den gemessenen Gyroskop-Daten,  $g_l$  entspricht  $g_l = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \gamma \end{bmatrix}$  mit der theoretischen Schwere  $\gamma$  und  $\omega_{ie}^l$  entspricht  $\omega_{ie}^l = \begin{bmatrix} \omega_E \cos(\varphi) \\ 0 \\ -\omega_E \sin(\varphi) \end{bmatrix}$  mit der Erddrehung  $\omega_E$  und der geographischen Breite  $\varphi$ .

Theoretisch kann eine Berechnung des Alignment über einen Zeitpunkt geschehen, praktisch prozessiert man über mehrere Zeitpunkte, man spricht von mindestens zwei bis zehn Minuten Alignment-Phase.

Als Erweiterung zum coarse alignment, zum groben Alignment, existiert noch das fine alignment, das feine Alignment. Das grobe Alignment wird unter der Annahme, dass nur zufällige Fehler in den Messdaten vorhanden sind, durchgeführt. Schließlich versucht man im fine Alignment einschaltabhängige sowie temperaturabhängige Sensorfehler zu kalibrieren und ein besseres Ergebnis für das Alignment zu erhalten. Jekeli (2000) zeigt in Kapitel 8.3 das Schema eines feinen Alignment.

Es existiert ebenso noch die Praxis eines kinematischen Alignment, bei dem die Phase des Alignments über die statische Phase hinaus geht. Das Prinzip des kinematischen Alignment im Gegensatz zum statischen Alignment ist, die Ausrichtung während einer Phase der Bewegung durchzuführen. Der Geschwindigkeitsvektor wird also nicht als 0 angenommen sondern muss als externe Information wie über ein GNSS System zugeführt werden. Nach Legat (2006) sind hierbei die limitierenden Faktoren die Bewegung des Fahrzeuges und die Genauigkeit der externen Information.

Da low-cost Gyroskope teilweise rein rechnerisch kein coarse Alignment durchführen können, wird aktuell an unterstützenden Möglichkeiten zur Ausrichtung der IMU geforscht. Han u. Wang (2010) diskutieren ein GNSS gestütztes, kinematisches Alignment. Es wird also nicht der analytische Ansatz der Detektierung der Erdschwere verfolgt, doch externe Information über die aktuelle Ausrichtung aus DGNSS Positionslösungen gewonnen und im coarse und fine Alignment verwendet.

### 3.7 Strapdown-Algorithmus

Der Strapdown-Algorithmus ist heute die verbreitetste Möglichkeit, inertielle Messdaten aus einer IMU zu verarbeiten. Mit einer bekannten Initialisierung ist es so möglich, eine relative Positionierung mit Drehraten und Beschleunigungsmessungen mit einer fest montierten Messeinheit durchzuführen. In Abbildung 19 ist das Schema eines Strapdown-Algorithmus graphisch dargestellt.

Zum Beginn einer relativen Positionierungsmethode benötigt man immer eine *Inertialisierung* des Systems. Bei einem Strapdown-Algorithmus ist es nötig, die Attitude, die Position sowie die Geschwindigkeit der ersten Epoche zu kennen. Da man danach trachtet, die Alignmentphase in einer statischen Phase zu absolvieren, kann man den Geschwindigkeitsvektor zumeist mit null annehmen. Somit benötigt man bei der Initialisierung des Strapdown-Algorithmus die Attitude als  $R_b^l$  Matrix sowie die Position als  $x^e$  Vektor.

Die Attitude wird aus einem Alignmentvorgang gezogen, indem entweder die IMU selbst ein coarse Alignment rechnet oder der Prozess des Transfer-Alignments durch-

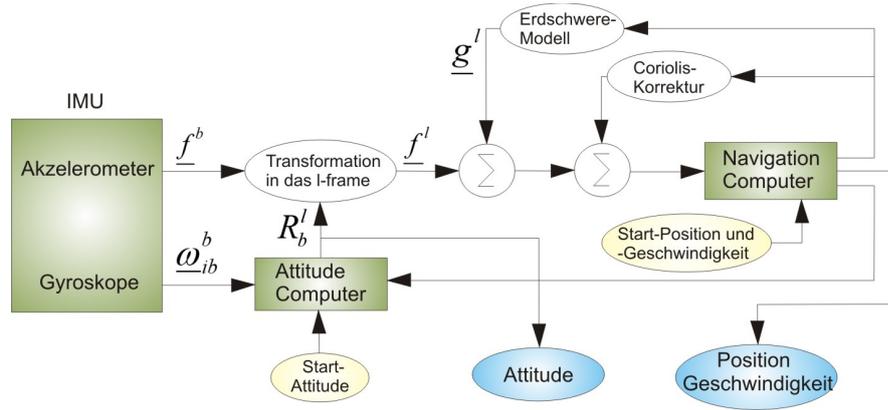


Abbildung 19: Schema eines Strapdown-Algorithmus nach Legat (2006)

geführt wird. Die Position beim Start des Algorithmus ist zumeist aus einer absoluten Positionierungsmethode wie GNSS bekannt.

Hier werden nun die Grundformeln eines Strapdown-Algorithmus diskutiert, welcher sich angelehnt an Legat (2006) in sechs Schritte unterteilt.

### 1. Schritt

Die IMU misst nun die spezifische Kraft, angegeben mit  $f^l$ , sowie die Drehraten, hier angegeben mit  $\omega_{ib}^b$ . Um im nächsten Schritt die spezifische Kraft transformieren zu können, benötigt man kontinuierlich die Attitude-Matrix  $R_b^l$ . Die Berechnung der Attitude-Matrix geschieht im Attitude Computer wie im Schema dargestellt. Man erhält die aktuelle Attitude-Matrix durch Integration der Drehratenmessungen.

$$\dot{R}_b^l = R_b^l \Omega_{ib}^b - \Omega_{il}^l R_b^l \quad (3.18)$$

Mit der vorherigen Attitude-Lösung  $R_b^l$ , den gemessenen Drehraten  $\Omega_{ib}^b$  und der Matrix  $\Omega_{il}^l$ , welche die vorherige Position und die Erdrotation beinhaltet berechnet man sich die aktuelle Attitude-Matrix. Aus der Attitude-Matrix erhält man natürlich die Attitudewinkel, als ein Ergebnis des Strapdown-Algorithmus.

### 2. Schritt

Wie im Schema des Strapdown-Algorithmus ersichtlich, muss der spezifische Kraftvektor vom b-frame ins l-frame transformiert werden. Da die gemessenen Beschleunigungen natürlich auf das b-frame ausgerichtet sind, werden sie mit der aktuellen Attitudematrix  $R_b^l$  ins lokale Horizontsystem gedreht, um weiter verarbeitet werden zu können.

$$f^l = R_b^l f^b \quad (3.19)$$

### 3. Schritt

Die spezifische Kraft im lokalen Horizontsystem muss nun noch um Kräfte, die nicht durch die eigentliche Bewegung der IMU hervorgerufen werden, korrigiert werden. Im dritten Schritt wird der Erdschwerevektor im lokalen Horizontsystem aufgestellt.

$$g^l = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

wobei  $\gamma = \gamma(\varphi, h)$  ist. Die Normalschwere  $\gamma(\varphi)$  kann mit der Formel von Somigliana berechnet werden und ist nur von der geographischen Breite abhängig. Schließlich verwendet man noch eine Approximationsformel, um die Schwere auf die aktuelle Höhe  $h$  zu reduzieren.

#### 4. Schritt

Schließlich muss ebenso die Coriolisbeschleunigung berücksichtigt werden. Die Coriolisbeschleunigung ist eine Scheinkraft und tritt in rotierenden Bezugssystemen auf. Sie ist abhängig von der Erdrotation und der Geschwindigkeit der IMU.

$$f_{Coriolis}^l = -(\omega_{il}^l + \omega_{ie}^l) \times v_e^l \quad (3.21)$$

In  $\omega_{il}^l$  und  $\omega_{ie}^l$  stecken die Erdrotation und die Bewegung der IMU,  $v_e^l$  bezeichnet den Geschwindigkeitsvektor. Die Berechnungen des Erdschwerevektors und der Coriolisbeschleunigung werden vom Navigationscomputer durchgeführt.

#### 5. Schritt

Im fünften Schritt erfolgt die Integration der Beschleunigungsmessungen unter der Berücksichtigung der Erdschwere und der Coriolisbeschleunigung.

$$\dot{v}_e^l = f^l + g^l + f_{Coriolis}^l \quad (3.22)$$

Der Geschwindigkeitsvektor  $v_e^l$  wird aus der Integration der korrigierten Beschleunigungsmessungen berechnet.

#### 6. Schritt

Schließlich erfolgt im sechsten Schritt die Drehung des Geschwindigkeitsvektors  $v_e^l$  in ein erdfestes e-frame mit

$$\dot{x}^e = R_l^e v_e^l \quad (3.23)$$

Somit ermöglicht man die Integration des Positionsvektors  $x^e$  im erdfesten Koordinatensystem. Die Integration der Beschleunigungsmessungen und schließlich die Integration des Geschwindigkeitsvektors erfolgen ebenso im Navigationscomputer. Der Navigationscomputer liefert schließlich die aktuelle Position.

Somit liefert der Strapdown-Algorithmus ausgehend von einem bekannten Startpunkt völlig autonom einerseits die aktuelle Position und andererseits die aktuelle Attitude der IMU.

Zur Lösung eines Strapdown-Algorithmus muss der Integrationsprozess ausprogrammiert werden. Die Wahl des Integrationsverfahrens hängt von der Dynamik des Fahrzeugs, der Messrate der IMU und der Leistungsfähigkeit des verwendeten Computers ab. Das elementarste Integrationsverfahren, das Rechteckverfahren, welches die einfachste Form einer Integration als Addition in jedem Schritt meint, ist bei low-cost INS genügend.

Die größten Probleme in einem Strapdown-Algorithmus verursachen Bias-Fehler in den inertialen Messungen. Da die Drehraten der Gyroskope in Schritt 1, 5 und 6 insgesamt dreimal integriert werden, ist dies meist der kritische Punkt einer Strapdown-Berechnung. Die Beschleunigungsmessungen der Akzelerometer werden immerhin noch zweimal in Schritt 5 und 6 integriert.

#### 3.8 Fazit

Im Überblick über inertielle Sensoren werden die verschiedensten Akzelerometer und Gyroskope besprochen. Es besteht ein direkter Zusammenhang zwischen der Genauigkeit und der Baugröße eines Sensors.

Beschleunigungssensoren arbeiten mit der Auslenkung einer Probemasse. Hier existieren verschiedene Ansätze zur Messung dieser Auslenkung. Die fortschrittlichsten Akzelerometer weisen lediglich einen Bias-Fehler von wenigen  $\mu g$  auf, während Akzelerometer in MEMS Bauweise Bias-Fehler von bis zu einigen  $10 mg$  besitzen. Gyroskope werden in verschiedensten Bauweisen gefertigt. Mechanische und optische Gyroskope wie der RLG gehören zu den aktuell genauesten Messsystemen für Drehraten. Sie weisen Bias-Fehler deutlich unter  $0.01^\circ/h$  auf. MEMS Gyroskope, basierend auf dem vibrierenden Konzept, sind mit Bias-Fehlern von bis zu  $100^\circ/h$  ausgestattet.

Die Ausrichtung eines Objekts, zum Beispiel eines Fahrzeugs, im Bezug zum lokalen Horizontsystem wird als Attitude bezeichnet. Für Aufgaben der Navigation bestimmt man die Attitude in einem Alignment und berechnet sie schließlich kontinuierlich in einem Strapdown-Algorithmus.

## 4 Integrierte Navigation

Verwendet man in der Navigation mehr als einen Sensor zur Positionierung und Zielführung spricht man von integrierter Navigation.

Bei zeitlich ablaufenden Prozessen erfolgt die optimale Parameterschätzung heute meistens mit einem Kalman-Filter. Der Kalman-Filter bezieht durch eine rekursive Arbeitsweise vorangegangene Informationen in den Filterprozess mit ein und kann in Echtzeit sowie im Postprocessing durchgeführt werden (Niemeier, 2008). Da nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2003) eine optimale Filterung kinematischer Positionierungsdaten durch einen Kalman-Filter (KF) erreicht wird, wird an dieser Stelle kurz die Theorie des Kalman-Filters diskutiert.

### 4.1 Kalman-Filter

Das Schema eines Kalman-Filters nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2003) wird im Folgenden besprochen. Der Kalman-Filter besteht prinzipiell aus einer Initialisierung, einem Schritt der Berechnung des Kalmangewichts und dem Messungsupdate sowie einem Schritt des Zeit-Updates.

Ein Beobachtungsmodell für den Zeitpunkt  $t_k$  sei gegeben mit

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (4.1)$$

mit einem Messrauschen von  $v_k = N(0, R_k)$ . Das zugehörige dynamische Modell für die Prädiktion des Zeitpunkts  $t_{k+1}$  im Zeitpunkt  $t_k$  sei gegeben mit

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + w_k \quad (4.2)$$

mit einem Systemrauschen von  $w_k = N(0, Q_k)$ . Das Beobachtungsmodell entspricht einem Ausgleichsmodell nach kleinsten Quadraten, das dynamische Modell legt die Prädiktion des Systems fest. Nun folgt der Formelapparat des Kalman-Filters.

Kalmangewicht

$$K_k = \tilde{P}_k H_k^T (H_k \tilde{P}_k H_k^T + R_k)^{-1} \quad (4.3)$$

Messungsupdate

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_k + K_k (z_k - H_k \tilde{x}_k) \quad (4.4)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) \tilde{P}_k \quad (4.5)$$

Zeit-Update

$$\tilde{x}_{k+1} = \Phi_k \hat{x}_k \quad (4.6)$$

$$\tilde{P}_{k+1} = \Phi_k P_k \Phi_k^T + Q_k \quad (4.7)$$

Das Messungsupdate wird auch als Korrekturschritt und das Zeit-Update als Prädiktion bezeichnet.

Zuerst wird der Kalman-Filter initialisiert, indem man das Beobachtungsmodell, das dynamische Modell sowie deren stochastische Informationen festlegt. Das Kalmangewicht wird im Prinzip aus dem Verhältnis der Varianz der aktuellen Messungen zu den prädizierten Messungen gewonnen. Im Messungsupdate werden zu jedem Zeitpunkt  $t_k$

neue Messungen über das Beobachtungsmodell in den Filter eingeführt und je nach Kalmangewicht gewichtet. Schließlich wird im Zeit-Update die Prädiktion des nächsten Zeitpunkts mittels des dynamischen Modells vorgenommen. Der Kalman-Filter vergleicht zu jedem Zeitpunkt seine eigens prädizierte Lösung mit der aktuellen Messung und entscheidet je nach Verhältnis der stochastischen Informationen, welche Information stärker in die neue Lösung einfließt.

Der Algorithmus des Kalman-Filters läuft wie oben beschrieben rekursiv und bietet die Möglichkeit, zeitlich verändernde Parameter zu schätzen und je nach Güte des dynamischen Modells zu verbessern.

## 4.2 Sensorfusion

Oft sind bestimmte Anforderungen an einen einzigen Sensor ganz einfach nicht erfüllbar. Jeder Sensor hat Nachteile, zum Beispiel die notwendige Sichtverbindung zu den Satelliten bei GNSS. Will man also eine Navigationslösung, welche kontinuierlich funktioniert, und stellt man auch noch Ansprüche an die absolute Genauigkeit oder finanzielle Aspekte, kommt man um die Fusionierung mehrerer Sensoren nicht herum. Bestimmte Informationen und Lösungen werden erst durch geeignete Sensorfusionen möglich, dahingegen existieren auch Sensorfusionen, welche rein auf einen Genauigkeitsgewinn einer bereits berechenbaren Lösung basieren.

Eine Einteilung zum Erreichen fortgeschrittener Lösungen mit bestimmten Sensoren findet man nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2003) wie folgt

- Verbesserung
- Entwicklung
- Sensorfusion

Mit Verbesserung spricht man die weitere Verfeinerung bereits existierender Sensoren an, ebenso kann eine Entwicklung neuer Sensoren fortgeschrittenere Lösungen bieten. Eine Sensorfusion ist schließlich die Variante der Fusion mehrerer bereits existierender Sensoren.

Prinzipiell ist jede Art der Fusion mehrerer Sensoren gewinnbringend. Je mehr Beobachtungen in ein Ausgleichungssystem eingehen, desto besser wird das Endergebnis werden. Auch wenn das Verhältnis der Genauigkeit eines Sensors im Verhältnis zum anderen deutlich schlechter ist wird es trotzdem einen absoluten Genauigkeitsgewinn bringen, auch wenn dieser minimal sein wird. Denkbare Sensoren, die mit anderen Sensoren in Multisensorsystemen für Navigationszwecke fusioniert werden können sind etwa GNSS, INS, *Distance Measurement Instrument* (DMI), Kompass, *Long Range Navigation* (LORAN) in Form von LORAN-C, Barometer, Schrittmesser, Sensoren auf Basis eines *Wireless Local Area Network* (WLAN), Karten und vieles mehr.

Hier entstehen natürlich nicht nur sich optimal ergänzende Verbindungen, teilweise erhält man Redundanzen, welche neben einem gestiegenen Rechenaufwand keine wirkliche Verbesserung in der Genauigkeitsdomäne bringen. Sinnvoll werden Kombinationen aus verschiedenen Sensoren jedoch erst, wenn die fusionierten Sensoren gegenläufige Vorteile und Nachteile haben und sich gegenseitig unterstützen können. Eine Einteilung der Sensorfusion nach ihrer Redundanz, beschrieben nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2003), ist:

- Parallel
- Ergänzend
- Unähnlich
- Analytisch

Unter paralleler Redundanz versteht man die Verwendung mehrerer Sensoren des gleichen Typs. Bei ergänzender Redundanz zielt man auf sich möglichst ergänzende Sensoren ab. Bei unähnlichen Sensoren (der englische Begriff *dissimilar* ist hier treffender) handelt es sich um nicht identische Sensoren, welche trotzdem dasselbe Messprinzip aufweisen. Unter analytischer Redundanz versteht man die Verwendung analytischer Informationen eines Systems in Verbindung mit anderen Sensoren. In dieser Diplomarbeit wird im weiteren eine Sensorfusion mit sich ergänzender Redundanz betrachtet.

### 4.3 Multisensorsysteme

Ziel von sich ergänzender Sensorfusion ist es natürlich, verschiedene Sensoren mit sich ergänzenden Stärken sowie sich ausgleichenden Schwächen zu kombinieren. So ist es logisch, dass man in der Navigation versucht, Sensoren mit guter absoluter Genauigkeit, welche jedoch von bestimmten Einflüssen abhängig sind, mit autonom arbeitenden Sensoren mit guter relativer Genauigkeit zu fusionieren.

Abhängige Systeme mit gutem Verhalten bezüglich der absoluten Genauigkeit sind natürlich GNSS bzw. LORAN-C, beides Navigationssysteme basierend auf Radiowellen. Man ist also von Radiotransmittern, im Fall von GNSS von Satelliten und im Fall von LORAN-C von Sendestationen abhängig. Bei GNSS kommt zusätzlich das Problem auf, dass die Frequenz und Stärke des Signals eine Sichtlinienverbindung Satellit zum Empfänger verlangt. Solch eine Sichtlinienverbindung wird in der Fahrzeugnavigation schnell ein Problem, man denke an Häuserschluchten, Unterführung oder Tunnels.

Autonome Systeme sind von ihren äußeren Einflüssen völlig unabhängig. In der Navigation ist dies vor allem Dead Reckoning (DR). DR mit der Rho-Theta-Technik bezeichnet einfach eine relative Navigation mit einer Strecke (Rho) und einem Winkel (Theta), was auch als Koppelnavigation beschrieben wird. Diese Rho-Theta-Technik ist also eine relative Positionierungstechnik für den zweidimensionalen Raum. Die schon beschriebene inertielle Technik entspricht einem DR im dreidimensionalen Raum.

Typische Multisensorsysteme sind nun zum Beispiel GNSS und Rho-Theta-Technik oder GNSS und INS. Die Vor- und Nachteile der soeben genannten Systeme sind in Tabelle 3 angegeben. In dieser Tabelle werden die Qualitätsparameter der Navigation betrachtet und für die beiden grundlegenden Messsysteme gegenübergestellt. GNSS und DR ergänzen sich bei absoluter und relativer Positionsbestimmung. Zusätzlich bieten DR Systeme den Vorteil besserer Verfügbarkeit, Abdeckung sowie einer Resistenz gegenüber Störeinflüssen. All diese Qualitätsparameter sind Schwächen eines GNSS Systems. Somit ergibt sich eine logische Heirat zwischen GNSS und DR als Multisensorsystem.

#### Synchronisation

Synchronisation bei Multisensorsystemen ist ein wichtiger Faktor. Synchronisation geschieht in der Zeitdomäne und in der Raumdomäne.

Tabelle 3: Vor- und Nachteile von GNSS und DR

Eigenschaft	GNSS	DR
Absolute Genauigkeit	Gut	Nicht gegeben
Relative Genauigkeit	Mittelmäßig	Gut
Verfügbarkeit	Mittelmäßig	Permanent
Abdeckung	Global	Universal
Update Rate	Passabel	Sehr Gut
Einfluss externer Störungen	Häufig	Nicht gegeben

Die Zeitsynchronisation ist ein kritischer Punkt bei Multisensorsystemen. Es wird nicht zwangsläufig vorausgesetzt, dass Sensoren zeitsynchron im eigentlichen Sinn agieren und ihre Messungen aufeinander abstimmen, jedoch müssen zumindest die Sensoruhren, welche die Zeitstempel für die Messung liefern, miteinander synchronisiert sein.

Unter Raumsynchronisation versteht man den räumlichen Unterschied von Sensoren. Da verschiedene Sensoren verschiedene räumliche Ursprünge aufweisen, muss man um den sogenannten Hebelarm, dem räumlichen Unterschied zwischen den Zentren der Sensoren, korrigieren.

Vergleiche zur korrekten Zeit- und Raumsynchronisation sowie Auswirkungen falsch angebrachter Synchronisationsparameter führt die Diplomarbeit Längauer (2010) aus.

#### 4.4 Kopplungsarten

Unter Kopplungsarten versteht man im allgemeinen Integrationsarchitekturen. Man spricht von der Tiefe einer Kopplung, je nachdem wie weit die Sensoren bei ihrer Auswertung ineinandergreifen. In dieser Diplomarbeit wird nun die Integration von GNSS und INS im Speziellen betrachtet.

Es existieren mehrere Stufen von Kopplungen zwischen GNSS und INS. Eine allgemeine Einteilung dieser Kopplungsarten wäre

- uncoupled
- loosely coupled
- tightly coupled

Dies entspricht auch den Stufen, welche von namhafter Software wie zum Beispiel der Inertial-Explorer-Software von NovAtel verwendet wird. Inertial Explorer ist eine kommerzielle Software zur Integration von GNSS und IMU Daten, bei welcher man den Grad der Kopplung wählen kann.

In der Literatur wie zum Beispiel in Titterton u. Weston (2004) findet man noch weitere Einteilungen wie closely coupled oder ultratightly coupled.

Beim Begriff ultratightly coupled wird auch gerne von deeply coupled gesprochen. Ebenso existieren Zwischenstufen zwischen uncoupled, loosely und tightly coupled. Wie auch immer, die gängigste Definition verschiedener Kopplungsarten ist jedoch uncoupled, loosely coupled und tightly coupled und diese wird hier weiters betrachtet.

Das Problem ist hier, dass keine anerkannte Definition dieser Terme existiert. Die verschiedenen Methoden beschreiben den Grad der Kopplung von zwei Systemen. Wie weit welches System jetzt genau geht ist nicht beschrieben. Am präzisesten ist noch uncoupled definiert, bei loosely oder tightly coupled aber weiß man nicht genau, inwiefern die Messungen auf welchem Level vorprozessiert sind, wann und wie sie kombiniert werden und welche Daten zu welchen Korrekturen verwendet werden. Beim Vergleich verschiedener loosely oder tightly coupled Lösungen aus verschiedenen Rechensystemen ist also Vorsicht geboten.

Uncoupled ist der einfachste Weg ein GNSS und ein INS System zu kombinieren. Das Schema einer ungekoppelten Integration ist in Abbildung 20 angegeben. Uncoupled Algorithmen verwenden die Lösungen zweier eigenständiger Systeme.

Die Auswertung der beiden Systeme erfolgt völlig getrennt voneinander. Der GNSS Sensor berechnet eine Positionslösung und die Geschwindigkeit, das INS berechnet seine Lösung der Position, der Geschwindigkeit und der Attitude autonom von einer Initialisierung aus. Schließlich werden die Lösungen gewichtet kombiniert. Lösungen, welche nur von einem Sensor berechnet wurden, wie die Attitude, werden somit nicht verbessert. Das Problem einer uncoupled Lösung von GNSS und INS besteht in der autonomen Lösung eines INS. Diese reine INS Lösung driftet mit der Zeit durch die Integration der Messdaten stark, dadurch wird der Beitrag der INS Lösung zur kombinierten Lösung je nach Sensorgüte relativ schnell unbedeutend.

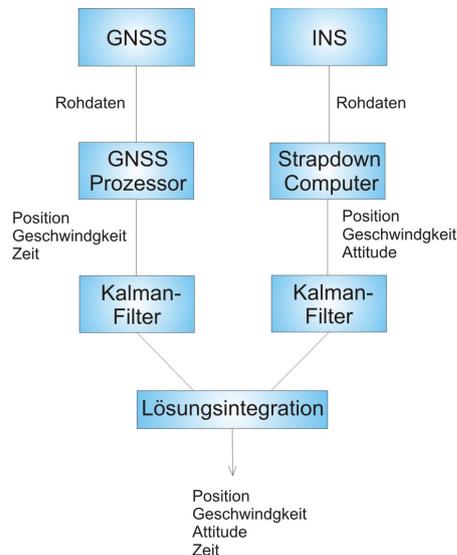


Abbildung 20: Uncoupled Integration

Loosly-coupled Integration verwendet die prozessierten Messdaten und schätzt die Lösung in einem Kalman-Filter. Im Vergleich zur ungekoppelten Lösung existiert hier eine Rückmeldung zu den einzelnen Vorprozessierungen der rohen Messdaten, siehe Abbildung 21. Dies verhindert einerseits ein Driften der relativen INS Lösung und liefert andererseits Informationen zur Sensorkorrektur der INS.

Da die beiden Sensoren ihre Rohdaten selbst prozessieren und dann in einem Kalman-Filter ausgewertet werden, spricht man, wie im ungekoppelten Fall, auch von dezentraler

Integration (Jekeli, 2000).

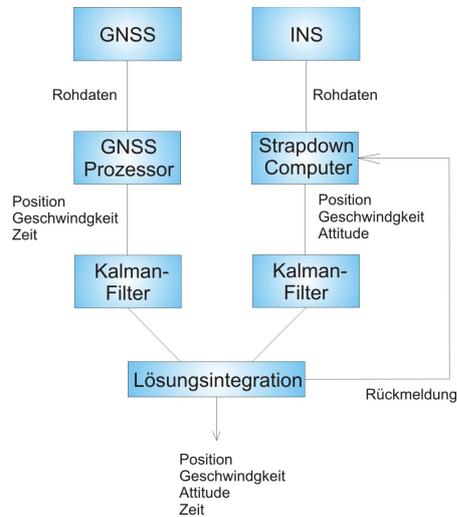


Abbildung 21: Loosly coupled Integration

Bei tightly coupled geschieht der gesamte Auswerteprozess der rohen Messdaten in einem Filteralgorithmus. Hier geschieht keine Prozessierung der Rohdaten von den getrennten Sensoren, deshalb spricht man auch von zentraler Integration (Jekeli, 2000). In Abbildung 22 ist das grobe Schema einer engen Kopplung gegeben.

Im zentralen Kalman-Filter müssen direkt die Rohdaten wie Pseudostrecken, Akzelerometermessung sowie Gyroskopmessungen ausgewertet werden. Es kann eine direkte Rückmeldung der geschätzten Sensorfehler an die INS sowie der geschätzten GNSS Fehler stattfinden.

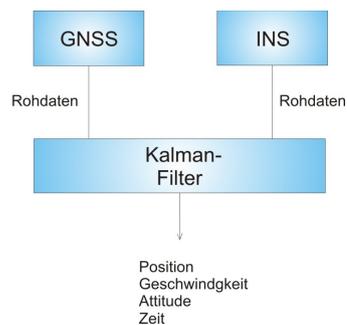


Abbildung 22: Tightly coupled Integration

## 4.5 Updates

Je nach Tiefe der Kopplung werden bestimmte Algorithmen zur Verbesserung der Positionslösungen verwendet, auch Updates genannt. Ein großer Vorteil der Kopplung mehrerer Sensoren ist die gegenseitige Stützung der Sensormessungen. Inwieweit und wann diese gegenseitige Stützung erfolgt hängt von der Art der verwendeten Sensoren und der Art der verwendeten Sensorkopplung ab. Die folgend beschriebenen Updates hängen

natürlich nicht direkt von einer Sensorfusion ab, sondern können auch durch externe Informationen bestimmt werden. Die bekanntesten Arten von Updates sind:

- Zero Velocity Update (ZUPT)
- Coordinate Update (CUPT)
- Velocity Update (VUPT)
- Attitude Update (AUPT)

Ein wichtiges Mittel zur Verbesserung von integrierten Navigationslösungen sind ZUPT. Hier wird versucht, während detektierten Stehphasen bestimmte Sensorfehler zu korrigieren. Da man die wichtige Information hat, dass sich der Sensor in Ruhe befindet, können bestimmte Sensorfehler bestimmt werden. Dieses Update entspricht im Grunde der Grundbedingung für ein coarse alignment, siehe Kapitel 3.6. Der prinzipielle Vorgang eines Alignments, das levelling und das gyrocompassing, kann natürlich auch während einer Messung bei Stillstand der IMU durchgeführt werden. Wie oft und wie sinnvoll ein ZUPT angewandt wird hängt auch stark von der Bewegung des Fahrzeugs ab. Befindet man sich im Stadtgebiet ist die Wahrscheinlichkeit einer Ruhephase bei eventuellen Kreuzungen hoch, dahingegen bei einer Autobahnfahrt gering.

Bei CUPT erhält der Filter die Information einer absoluten Positionslösung in Form einer Koordinate für den bestimmten Zeitpunkt. Ein Multisensorsystem aus GNSS und INS kann zum Beispiel als INS System mit ständigen CUPT des GNSS angesehen werden. Es können natürlich auch andere Koordinateninformationen in das System eingebracht werden.

Zusätzliche Geschwindigkeitsinformationen werden mit VUPT berücksichtigt. Die Geschwindigkeitsinformation kann zum Beispiel aus GNSS Zeitreihen oder Dopplermessungen stammen, exaktere Informationen zur absoluten Geschwindigkeit liefern jedoch in der Fahrzeugnavigation Odometer, oder allgemein formuliert ein DMI. Odometer sind prinzipiell in jedem mit einem Anti-Blockier-System (ABS) ausgerüsteten Auto vorhanden und können theoretisch in der integrierten Navigation eingesetzt werden.

Updates in der Domäne der Attitude durch AUPT können zum Beispiel durch ein GNSS Antennen-Array erfolgen. Mit zumindest drei GNSS Empfängern ist es möglich, eine absolute Attitude-Lösung rein rechnerisch zu lösen. Ebenfalls kann man aus GNSS Zeitreihen mit genügend großem Abstand der Messpunkte theoretisch eine heading-Lösung berechnen. Außerdem ist natürlich ein Magnetkompass für Stützungen im heading eine Lösung.

Durch das fortwährende Aufsummieren bzw. Integrieren von DR Messungen driften absolute Positionslösungen aus DR Systemen ständig. Je schlechter die Sensorgüte und je unausgereifter der Algorithmus zur Fehlerkorrektur desto größer ist dieser Drift. INS sind hier durch die dreifache Integration der Gyroskope sowie die doppelte Integration der Beschleunigungsmessungen besonders stark betroffen. Findet man keinen Weg, diese Drift in den Griff zu bekommen, wird je nach Güte der IMU die Lösung früher oder später unbrauchbar. Deshalb ist es, speziell bei low-cost Sensoren mit hohen Fehlergrößen, besonders wichtig, in der integrierten Navigation Sensorsysteme mit Updates zu unterstützen. Für die DR Navigation ist es äußerst sinnvoll, solche Updates kontinuierlich durchzuführen.

### 4.6 Fazit

Der Kalman-Filter ist also das geeignete Werkzeug zur Filterung einer kinematischen Positionierung. Einzelne Sensoren haben zwangsläufig Schwächen. Um in der Navigation eine kontinuierliche Lösung berechnen zu können, trachtet man nach einer Fusion mehrerer Sensoren. Idealerweise ergänzen sich diese Sensoren und gleichen die Schwächen mit den Stärken aus. Eine typische Sensorfusion ist die Kombination aus GNSS und INS. Hier existieren mehrere Ebenen der Sensorfusion und verschiedene Arten, die Lösung durch Updates zu stützen.

## 5 Untersuchung der Messdaten

### 5.1 Xsens MTx

In dieser Diplomarbeit soll nun die Verwendung von MEMS Sensoren bezüglich ihrer Anwendung im Bereich der Fahrzeugnavigation untersucht werden. Der für diese Diplomarbeit verwendete Sensor ist der MTx der Firma Xsens aus dem Anschaffungsjahr 2006, welcher mir von der Technischen Universität Graz zur Verfügung gestellt wurde.

Xsens ist eine niederländische Firma, spezialisiert auf inertielle MEMS Sensorik. Xsens wurde im Jahr 2000 gegründet und entwickelt und vertreibt seitdem MEMS AHRS Plattformen sowie MEMS Sensoren zur Erfassung menschlicher Bewegungen. Xsens ist spezialisiert auf diese Bewegungswissenschaft und verkauft auch einige Zusatzprodukte für diese Sparte. Ein Ausschnitt aus der Produktübersicht von MEMS Sensoren der Firma Xsens ist dargestellt in folgender Aufzählung:

- MTx
- MTi
- MTw
- MTi-G

Indem MT allgemein als Akronym für Motion Tracker verwendet wird, sind die Sensoren mit dem Akronym MT sowie einem zusätzlichem Buchstaben, welcher auf ihre speziellen Anwendungsgebiete hindeuteten, bezeichnet. Ebenso findet man verschiedenste Variationen der genannten Produkte bezüglich Bewegungswissenschaft (z.B. ein Anzug mit Einschubfächern für MT Sensoren oder ein Schuh mit Ablagen für MT Sensoren). An der Produktpalette erkennt man den Schwerpunkt der Bewegungswissenschaft, für welchen die genannten MEMS Sensoren entwickelt wurden.

MTx wird von Xsens als dreidimensionaler menschlicher Bewegungssensor bezeichnet. MTi wird als Gyro-verbesserte AHRS Plattform beschrieben.

Der Hauptunterschied zwischen MTx und MTi sind die Gehäuseform und die Anschlüsse. Der MTi hat eine stabile Grundplatte mit vorgefertigten Löchern zur Montage sowie einen stabileren Kabelanschluss. Der MTx ist das leichtere der beiden Geräte und dementsprechend auf die Verwendung am Körper ausgelegt, während der MTi Sensor geeigneter für Anwendungen mit Robotern oder Fahrzeugen ist.

MTi-G entspricht einem MTi Sensor mit einem zusätzlichen GPS Sensor. Xsens spricht von einer GPS unterstützten AHRS.

MTw entspricht einem MT Sensor mit drahtloser Übertragungsmöglichkeit. Dieser Sensor entspricht der drahtlosen Version eines MTx Sensors und ist offensichtlich auf die Bewegungsforschung ausgelegt, da er problemlos ohne Kabel an menschlichen Körpern befestigt werden kann.

All diese vier erwähnten MT Sensoren besitzen als Hauptsensor ihre MEMS 9 DOF IMU, bestehend aus drei MEMS Akzelerometern, drei MEMS Gyroskopen und drei Magnetometern. Xsens selbst beschreibt die MT Sensoren als AHRS. An dieser Stelle wird nun die Diskussion über AHRS aus Kapitel 3.4 vertieft. AHRS bestehen aus einer 9 DOF

IMU und einem Prozessor. Es wird eine Attitude aus den integrierten Gyroskopdaten mit den absoluten Akzelerometer- und Magnetometerdaten berechnet. Ein AHRS liefert also eine prozessierte Attitudelösung, und nur die Attitude, während eine IMU direkt die Sensordaten mit Beschleunigungs- und Drehratenmessungen, jedoch keine prozessierte Attitude, zur Verfügung stellt. Ein INS liefert im Vergleich eine integrierte Attitude-, Geschwindigkeits- und Positionslösung. AHRS werden aktuell überwiegend mit low-cost Sensoren erstellt und arbeiten unter homogenen Magnetfeldbedingungen zuverlässig, zum Beispiel in Luftfahrtapplikationen. Nach Groves (2008) werden low-cost INS teilweise als AHRS bezeichnet, was der eigentlichen Definition widerspricht.

In Abbildung 23 ist der Xsens MTx Sensor abgebildet. Er weist die Maße von 5.3 cm in der Länge, 3.8 cm in der Breite und 2.1 cm in der Höhe auf.



Abbildung 23: Xsens MTx

Der Anschluss von MT Sensoren an den Computer erfolgt über eine serielle Schnittstelle RS 232 oder über ein bereitgestelltes Kabel mit einem zwischengeschalteten USB-Konverter. In Abbildung 24 ist ein MTx mit zugehörigem USB-Konverter dargestellt.



Abbildung 24: MTx mit USB Adapter

Die MT Sensoren arbeiten mit einer Betriebsspannung von 4.5 bis 12 V und verbrauchen dabei 360 mW an Leistung. Da USB Ports bis zu 500 mW an Leistung zur Verfügung stellen können, ist der Betrieb direkt über einen (mobilen) Computer, ohne zusätzliches Stromkabel, möglich.

### 5.1.1 Bearbeitungssoftware

Um einen MT Sensor anzusprechen, existieren nun zwei vorgefertigte Lösungen. Einerseits die Software MT Software und andererseits die Umgebung MT Manager.

#### MT Software

Die Schnittstelle MT Software ist rein eine Software zum Auslesen der Messdaten eines MT Sensors. Hier kann die Schnittstelle, an welcher der Sensor angeschlossen ist, ausgewählt werden sowie die Einstellung, ob kalibrierte oder unkalibrierte Sensordaten beziehungsweise welche Form der Attitudewinkel ausgegeben werden sollen. Die Abtastfrequenz kann mit bis zu 120 Hz festgelegt werden. Als Ausgabe werden die Sensordaten sowie die berechnete Attitudelösung in eine Datei gespeichert, nebenbei kann man sich in Echtzeit die Attitude des MT Sensors in einem sogenannten 3D view anzeigen lassen.

Mit dem zusätzlichem Programm MagField Mapper können die Magnetsensoren kalibriert werden. Wird der MT Sensor auf einer Plattform mit ferromagnetischen Materialien montiert, erfahren die Magnetsensoren eine lokale Missweisung. Diese lokale Abweichung kann kalibriert werden. Änderungen im magnetischen Feld können jedoch nicht kalibriert werden.

#### MT Manager

Die MT Manager Software ist die Softwareumgebung zu den MT Sensoren von Xsens. Es handelt sich hierbei um eine benutzerfreundliche Oberfläche zur Betrachtung der MT Sensordaten und Attitudelösung in Echtzeit. Die Oberfläche bietet verschiedenste Einstellungen zur graphischen Anschauung der einzelnen Zeitreihen sowie die Möglichkeit, Zeitreihen vorwärts und rückwärts zu betrachten. Es kann eine 3D Visualisierung des MT Sensors aufgerufen werden und die Sensor- und Attitudedaten werden natürlich geloggt und somit gespeichert. Zusätzlich können in der Softwareumgebung die Einstellungen für den benutzten Modus des Sensorfusion-Algorithmus zur Attitudeberechnung gewählt, kann die Abtastfrequenz eingestellt werden sowie die Art der Verspeicherung der Daten gewählt werden.

### 5.1.2 Verwendungsmöglichkeiten

Die Verwendungsmöglichkeiten für MT Sensoren sind nach Xsens Technologies (2006) vielfältig, zum Beispiel für unbemannte Fahrzeuge, für Schiffe oder Antennen- und Kamerastabilisierungen. Ebenso in den Sportwissenschaften, der Virtual Reality oder für Animationszwecke sind MT Sensoren in Verwendung. Der genaue Verwendungszweck erfordert schließlich wohl die Entscheidung, ob der MT Sensor mit Bodenplatte, in Standardausführung oder kabellos bevorzugt wird. Eine explizite Anwendung der MT Sensoren einzig als Kompass wird ebenso dargelegt.

Eine spezielle Anwendung, welche beschrieben wird, ist für die Bohrloch-Technik. Es wird vorgeschlagen, aufgrund der Größe der Xsens mit einer Breite geringer als 4 cm, den MT Sensor in Verbindung mit einem Odometer zur Kartierung von Bohrlöchern zu verwenden. Hier schlägt Xsens vor, AHRS und Odometer für die alleinige Navigation zu verwenden.

### 5.1.3 Fusion-Modi

Die Xsens MT Sensoren berechnen aus den rohen Beschleunigungsmessungen, Drehraten und Magnetfeldmessungen eine dreidimensionale, drifffreie Orientierung. Der Aufbau des Sensorfusions-Algorithmus wird beschrieben mit einer immerwährenden Kompensierung der Messdatenfehler durch ergänzende Messdaten. Wenn nach einer Initialisierung eine erste Orientierung errechnet wird, wird diese schließlich im Bereich von roll und pitch durch Erdschweremessungen und im yaw-Bereich durch Magnetfeldmessungen stabilisiert (Xsens Technologies, 2006). In Abbildung 25 ist der schemenhafte Aufbau dieses Sensorfusion-Algorithmus dargestellt.

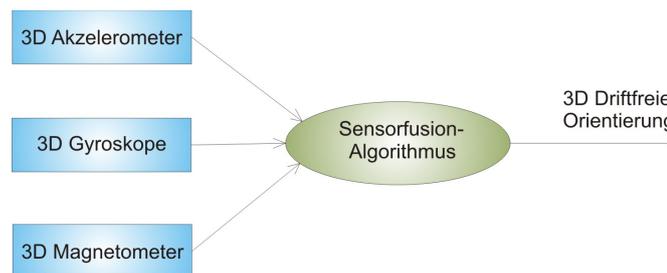


Abbildung 25: Xsens Sensorfusion nach Xsens Technologies (2006)

Für die Prozessierung dieses Algorithmus können verschiedene Modi ausgewählt werden. Beim MTx Sensor stehen die folgenden fünf Modi zur Verfügung:

- human
- human large scale
- machine
- machine nomag
- marine

Standardmäßig ist der Modus machine eingestellt. Dieser Modus ist für eine breite Bandbreite von Bewegungen ausgelegt, aber generell wird mit langsameren Bewegungen als bei human gerechnet. Beim Modus machine nomag steht nomag für *non magnetic*. Dieser Modus ist für Maschinen mit sich ändernder magnetischer Umgebung konzipiert, durch das Fehlen der Magnetlösung existiert jedoch keine Absolutlösung in yaw. Die Modi human und human large scale sind für menschliche Bewegungen vorgesehen. Marine dagegen ist für sehr langfristige Bewegungen gedacht. Die verschiedenen Algorithmen weisen verschiedene Ansätze der Modellierung der Beschleunigungen und der Variation im magnetischen Feld auf.

Da es nicht möglich war, dieselbe Bewegung hintereinander auszuführen und man den Sensorfusion-Algorithmus nur in einer Einstellung aufzeichnen lassen kann, konnten keine ernsthaften Vergleiche zu den verschiedenen Modi durchgeführt werden. Bei ersten Testmessungen konnte jedoch kein Unterschied bei der Prozessierung zum Beispiel zwischen den Modi machine und human large scale festgestellt werden. Bei den Testfahrten

mit der Xsens MTx wurde schließlich der Modus machine in Ermangelung eines Modus, optimiert für die Fahrzeugnavigation, ausgewählt.

Bei anderen Modellen der MT Sensoren sind offensichtlich andere Modi für den Sensorfusion-Algorithmus vorhanden. So weist die MTi-G nach Teichmann (2008) die Modi generell, aerospace und automotive auf und ist von den Bewegungsmodellen offensichtlich eher auf Fahrzeuge denn auf menschliche Bewegungen ausgerichtet.

Die Ausgabe der berechneten Attitudewinkel des Algorithmus der Sensorfusion kann entweder als Eulerwinkel, als Rotationsmatrix oder in Quaternionen erfolgen.

#### 5.1.4 Sensorspezifikationen

##### Koordinatensystem

Die MT Sensoren weisen ein dreidimensionales, kartesisches Rechtssystem auf, wie in Abbildung 26 dargestellt. Der Punkt, auf den sich die Messungen beziehen, ist in der x/y-Ebene auf der Gehäuseoberfläche markiert, in z-Richtung ist keine Markierung angegeben.

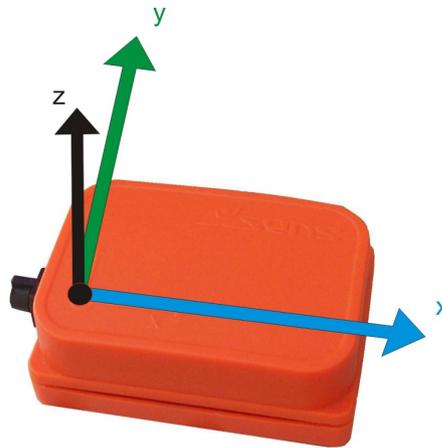


Abbildung 26: MTx sensorbezogenes Koordinatensystem

Die Ergebnisse der Orientierung mit dem Xsens Sensorfusion Algorithmus sind in Tabelle 4 angegeben.

Tabelle 4: Ergebnisse des Xsens Fusion Algorithmus

Art der Angabe	Genauigkeit [°]
Statisch roll	0.5
Statisch pitch	0.5
Statisch yaw	1
Dynamisch	2

Zusätzlich zu den Genauigkeitsangaben wird bei der statischen Genauigkeit für eine yaw-Lösung eine homogene magnetische Umgebung vorausgesetzt. Die dynamische Genauigkeit der Orientierungslösung ist zusätzlich abhängig von der Art der Bewegung, wel-

che ausgeführt wird. Genaugenommen bedeutet dies, dass der Bias sowie die temperatur- und einschaltvorgangabhängigen Fehler der Akzelerometer eine Levelling-Lösung von  $0.5^\circ$  erlauben. Die Lösung in yaw wird im statischen Fall offensichtlich hauptsächlich von den Magnetometern gelöst, daher bedarf es einer homogenen magnetischen Umgebung (sowie einer eventuellen Korrektur um Deviation und Variation). Im dynamischen Fall beträgt die angegebene Genauigkeit nach Xsens Technologies (2006)  $2^\circ$  *root mean square* (RMS), abhängig von der vollführten Bewegung.

### Kalibrierte Datenausgabe

Die MT Sensoren werden vor ihrer Auslieferung kalibriert und man hat bei der Ausgabe der Sensordaten die Wahl zwischen kalibrierten und unkalibrierten Sensordaten. Nach Xsens Technologies (2006) wird der MT Sensor mit einer Nicht-Orthogonalität der Achsen von  $0.1^\circ$  produziert, die Ausrichtung im Verhältnis zum Gehäuse wird jedoch nur auf  $3^\circ$  garantiert.

Die kalibrierte Datenausgabe kann genähert werden mit

$$s = K^{-1}(u - b) \quad (5.1)$$

wobei  $u$  die digitalen Ausgangsdaten der Sensoren bezeichnet.  $b$  ist ein bias-Vektor welcher für jeden Sensor bestimmt werden kann.  $K$  setzt sich aus  $K = G * A$  zusammen, wobei  $A$  eine Misalignment Matrix der Sensoren darstellt und  $G$  bezeichnet eine Gainmatrix. Eine Korrektur wegen Temperatureffekten ist ebenso mit zwei beschreibenden Koeffizienten angegeben (Xsens Technologies, 2006).

Die Kalibrierung ist im Kalibrierprotokoll für den MT Sensor angegeben. Das Protokoll für den verwendeten MTx Sensor ist vom 14. August 2006 und enthält für jeden Sensor die Gainmatrix, die Misalignmentmatrix, den Biasvektor sowie die beiden Temperaturkoeffizienten. Ein angegebener Test der statischen Orientierungsgenauigkeit ist mit  $0.16^\circ$  im Kalibrierprotokoll angegeben.

Bei der Datenausgabe erhält man die drei Beschleunigungsmessungen in  $[m/s^2]$ , die drei Drehratenmessungen in  $[rad/s]$  und die Magnetometermessungen in willkürlichen Einheiten, angepasst an die Magnetfeldstärke. Zusätzlich wird natürlich ein Zeitstempel ausgegeben und es besteht die Option, die gemessene Sensortemperatur in  $[^\circ C]$  auszugeben. Die Messdaten der Sensoren können mit einer Abtastfrequenz von maximal 120 Hz ausgelesen werden. Die Abtastfrequenz lässt sich in Schritten auf bis zu 10 Hz vermindern, wobei nicht bekannt ist, ob der Sensor bei dieser Verminderung der Abtastfrequenz die Sensordaten mittelt oder durch andere Verfahren auf eine niedrigere Frequenz rechnet.

Die Ergebnisse der kalibrierten Daten sind in Tabelle 5 angegeben. Sowohl Beschleunigungsmesser, Drehratensensoren als auch Magnetometer weisen in allen drei Achsen dieselben Sensorspezifikationen auf.

Die volle Skala beschreibt die maximal registrierten Messwerte der Sensoren. Drehraten können zum Beispiel Drehungen bis zu  $300^\circ/s$  detektieren, Beschleunigungsmesser Beschleunigungen bis zu  $17 m/s^2$ . Die Linearität ist als % der vollen Skala angegeben. Bei der Bias-Stabilität sowie der Maßstabs-Stabilität handelt es sich um  $1\sigma$  Werte. Das Rauschen ist als Rauschdichte mit  $/\sqrt{Hz}$  angegeben. Die Rauschdichte meint allgemein ein Rauschen, abhängig von der Frequenz. Per Definition ist z.B. weißes Rauschen frequenzunabhängig. Für genauere Informationen zur Angabe klassischer Sensorfehler wird

Tabelle 5: Kalibrierte Sensordaten nach Xsens Technologies (2006)

Spezifikation	Drehrate	Beschleunigung	Magnetometer
Volle Skala	$\pm 300$ [ $^{\circ}/s$ ]	$\pm 17$ [ $m/s^2$ ]	$\pm 750$ [ $mGs$ ]
Linearität	0.1%	0.2%	0.2%
Bias-Stabilität	5 [ $^{\circ}/s$ ]	0.02 [ $m/s^2$ ]	0.5 [ $mGs$ ]
Maßstab-Stabilität	–	0.05%	0.5%
Rauschen	0.1 [ $^{\circ}/s/\sqrt{Hz}$ ]	0.001 [ $m/s^2/\sqrt{Hz}$ ]	0.5 [ $mGs/\sqrt{Hz}$ ]
Bandbreite	40 [ $Hz$ ]	30 [ $Hz$ ]	10 [ $Hz$ ]

auf Kapitel 3.3 verwiesen. Die Bandbreite ist bei messtechnischen Sensoren als Grenzfrequenz definiert. Die Bandbreite beschreibt, bis zu welcher Frequenz Bewegungen vernünftig definiert werden können. Sie gibt an, ab welcher Frequenz sich das Verhältnis des Messwertes um  $\sqrt{2}$  zum maximal detektierbaren Messwert verändert hat. Nach Skog (2009) bedarf es für Fahrzeuge bei Bewegungen an Land einer maximalen Bandbreite von 10 Hz. Die Bandbreite der MT Sensoren ist also für die Anwendungen der Fahrzeugnavigation ausreichend.

Die Einheit Gauss [ $Gs$ ] in der die Spezifikationen der Magnetometer angegeben sind, ist eine Einheit der magnetischen Flussdichte. Nach dem Systeme International (SI) wird die magnetische Flussdichte in Tesla [ $T$ ] angegeben. Es gilt  $1 Gs = 10^{-4} T$ . Das Magnetfeld der Erde wird traditionell in nT angegeben, wobei die Stärke des Magnetfeldes der Erde sich grob von 20 000 bis 60 000 nT bewegt. Umgerechnet liegt die Stärke des Magnetfeldes der Erde also zwischen 200 mGs und 600 mGs. Im Verhältnis zum messenden Betrag ist die Bias Stabilität der Magnetfeldmesser beachtlich. Dies erklärt, das Xsens die MT Sensoren ausdrücklich auch als alleinige Kompassinstrumente bewirbt.

Betrachtet man die Sensorspezifikationen von Xsens, welche für die MT Sensoren öffentlich angegeben sind, aktuell im Jahr 2011, ergeben sich zu den Angaben aus dem Manual aus dem Jahr 2006 deutliche Unterschiede. Die volle Skala der Akzelerometer und Gyroskope ist deutlich um einen Faktor von drei bis vier erhöht. Die Bias-Stabilität der Drehraten ist deutlich auf  $1^{\circ}/s$  verbessert. Außerdem ergeben sich geringfügig andere Werte bei der Maßstabs-Stabilität und dem Rauschen der Sensoren. Dies lässt auf eine neue Sensorgeneration in den MT Sensoren von Xsens schließen.

### Sensorkalibrierung

Wie aus dem vorherigen Absatz deutlich wird, ist eine Kalibrierung von Sensoren, speziell bei Sensorsystemen wie einer IMU notwendig. Allgemein geschehen solche Kalibrierungen, indem man Referenzmessungen mit zumindest zehnfach besserer Genauigkeit als wahre Messungen heranzieht und seine Sensoren danach ausrichtet. Referenzmessungen für Beschleunigungen und Drehgeschwindigkeiten sind jedoch schwierig zu realisieren. Hersteller hochgenauer IMU Sensoren verwenden sogenannte Kalibriertische. Das sind Tische, welche sich hochgenau in bestimmte Raumlagen bewegen und drehen können. Anhand einer Sequenz von Messungen auf einem solchen Kalibriertisch kann dann eine Kalibrierung berechnet werden. Titterton u. Weston (2004) beschreibt in Kapitel 8.8

einen solchen Kalibriertisch.

Es stellt sich natürlich die Frage, wie lange eine Kalibrierung stabil ist beziehungsweise in welchen Abständen ein Sensor kalibriert werden soll. Dies ist natürlich abhängig von der Sensorgüte. Hersteller hochgenauer IMU Sensoren empfehlen, eine Kalibrierung alle ein bis zwei Jahre durchzuführen.

Der verwendete Xsens MTx Sensor steht also mit einer Kalibrierung aus dem Jahr 2006 zur Verfügung. Inwieweit die Kalibrierung korrekt oder altersabhängigen Schwankungen unterworfen ist, konnte in dieser Diplomarbeit nicht festgestellt werden. Rein theoretisch sollte der MT Sensor mit kalibrierter Ausgabe nur noch zufällige und einschaltabhängige Fehler aufweisen.

Der ideale Fall wäre es, die IMU Sensoren vor jeder Messfahrt neu zu kalibrieren. Dies ist jedoch alleine finanziell sowie logistisch nicht möglich. Deshalb müssen Sensorkalibrierungen mehrere Jahre über stabil sein. Wie sinnvoll es ist, eine regelmäßige, monetär aufwendige Kalibrierung von low-cost Sensoren durchzuführen, muss von Anwendung zu Anwendung entschieden werden.

Aktuell werden Möglichkeiten zur Kalibrierung von low-cost Sensoren entwickelt, welche ohne Kalibriertisch auskommen. Panahandeh u. a. (2010) schlagen eine Möglichkeit zur Schätzung der Akzelerometer Kalibrierung mit Misalignment, Maßstabsfaktor und Bias anhand der Messung der Gesamtbeschleunigung in unbekannt Positionen vor. Demnach ist keine bekannte Position und auch kein Kalibriertisch vonnöten. Auch Skog u. Händel (2006) beschreiben einen Ansatz der Kalibrierung von Beschleunigungssensoren anhand einfacher Messungen in verschiedenen Positionen mit einer MEMS IMU. Trotzdem existieren hier keine bekannten Möglichkeiten, die Gyroskop-Sensoren zuverlässig zu kalibrieren oder auf andere Fehler als Bias und Maßstabsfaktor einzugehen.

In den folgenden Kapiteln werden die rohen Messdaten des MT Sensors sowie das Fehlerverhalten der Sensoren näher betrachtet. Hierbei handelt es sich um statische sowie kinematische Untersuchungen.

## 5.2 Rohe Messdaten

Hier wird nun einen Überblick über die verwendete Sensorik in einem MT Sensor gegeben. Für MEMS Sensoren ist allgemein nicht immer ein klassisches Datenblatt vorhanden. Erschwerend kommt hier hinzu, dass eigentlich nur die Art der Sensoren im Manual angegeben ist. Nach Xsens Technologies (2006) sind die in Tabelle 6 angegebenen MEMS Sensoren in der MT IMU vorhanden.

Tabelle 6: Sensortypen des MTx

Sensor	Bauart	Prinzip
Akzelerometer	Solid-State	Kapazitive Auslesung
Gyroskop	Solid-State	Vibrierende Struktur
Magnetometer	Dünnschicht	Magnetwiderstandsmessung

Zusätzlich haben die MT Sensoren mehrere eingebaute Temperatursensoren, um tem-

peraturabhängige Fehler des Sensors zu berücksichtigen. Wird ein MT Sensor bei Zimmertemperatur verwendet, erreicht das Innere typischerweise 33 bis 40°C. Der Sensor heizt sich also auf und Xsens empfiehlt dem MT Sensor eine Akklimationszeit von 15 Minuten zu gewähren. Nebenbei ist laut Manual keinerlei Wartung des MT Sensors nötig.

Die Magnetometer messen in relativen Einheiten, bei Messungen in Ruhe können hier keine Aussagen getroffen werden. Hier werden nun die Messdaten der Akzelerometer und Gyroskope genauer diskutiert.

Zu Beginn der Betrachtung der rohen Messdaten in Ruhe werden zwei Messreihen mit jeweils sechs Zeitreihen gezeigt. Es sind jeweils die Messungen der drei Akzelerometer sowie der drei Gyroskope dargestellt. Die beiden Messreihen erstrecken sich über 20 Minuten und wurden mit einer Abtastrate von 10 Hz aufgezeichnet. In Abbildung 27 ist eine Messreihe eines MTx Sensors ohne jegliche Akklimationszeit gegeben. Die Aufzeichnung wurde direkt nach dem Anschluss des MT Sensors an den Computer gestartet.

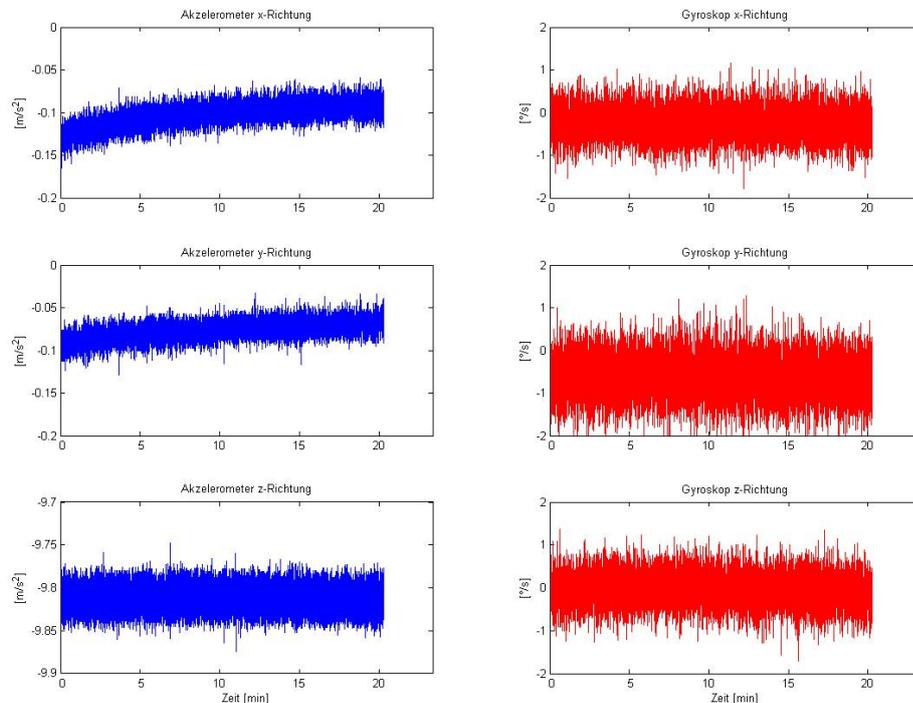


Abbildung 27: Rohe Messdaten ohne Akklimatisierung

In Abbildung 28 ist hingegen eine Messreihe mit gegebener Sensorakklimation gegeben. Wie im direkten Vergleich der beiden Messreihen erkennbar, besitzt der MT Sensor einen erkennbaren Aufheizeffekt. Besonders deutlich ist dies in den Beschleunigungsmessungen ersichtlich. Über die ersten 15 Minuten erstreckt sich ein Trend in den Sensoren, welcher in der akklimatisierten Messreihe nicht mehr erkennbar ist.

Deshalb sollte vor jeder Messung die Akklimationszeit von zumindest 15 Minuten

eingehalten werden, da sich sonst systematische Fehler in den Messungen ergeben.

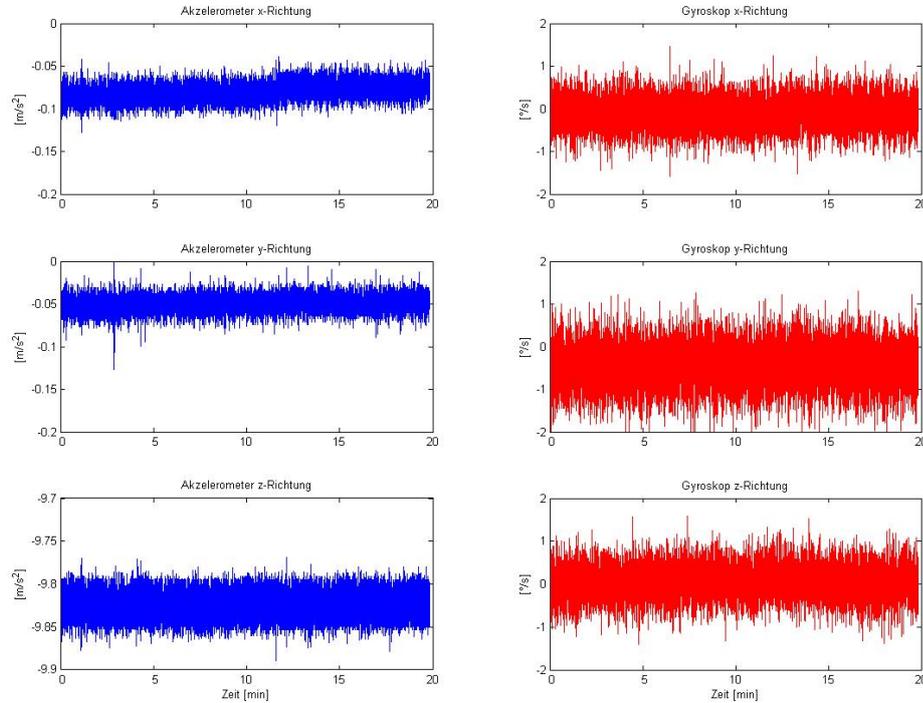


Abbildung 28: Rohe Messdaten mit Akklimationierung

Es werden allgemein die Messungen einer IMU in Ruhe betrachtet. Beschleunigungsmesser zeigen, wenn an die Lotlinie ausgerichtet und in Ruhe befindlich, in x- und y-Richtung keinerlei Beschleunigung. In z-Richtung wird die Erdbeschleunigung  $g \approx 9.8 \text{ m/s}^2$  gemessen. Ist die IMU nicht exakt auf die Lotlinie ausgerichtet, wird die Erdbeschleunigung in alle Sensorachsen projiziert. Die gemessene Gesamtbeschleunigung in Ruhe aus  $a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$  sollte trotzdem  $g$  entsprechen. Die Gyroskope messen Drehraten. Bei einem in Ruhe befindlichen Sensor sollten dementsprechend natürlich keine Drehraten auftreten. Wie in Kapitel 3.6 beschrieben misst man jedoch aufgrund der Erddrehung im Verhältnis zum inertialen Raum einen Anteil der Erddrehung  $\omega_E \approx 0.0042^\circ/\text{s}$  in den Gyroskopen.

Die Messreihen der Abbildungen 27 und 28 wurden mit einem MT Sensor in Ruhe aufgezeichnet. Neben den soeben diskutierten Sollmessungen der IMU weisen die Messdaten noch ein Messrauschen auf. Nach Xsens Technologies (2006) ist die Rauschdichte von der gewählten Abtastfrequenz mit  $\sqrt{Hz}$  abhängig. Betrachtet man nun eine Sensorachse explizit, zum Beispiel die y-Achse und variiert die Abtastfrequenz, kann man den Unterschied der Rauschdichte bei verschiedenen Abtastfrequenzen der Akzelerometer und Gyroskope beobachten. In Abbildung 29 ist dies beispielhaft für die y-Achse

angegeben. Es handelt sich um vier Messreihen des MTx Sensors in Ruhe von jeweils 60 Sekunden mit Abtastfrequenzen von 120 Hz bis zu 25 Hz.

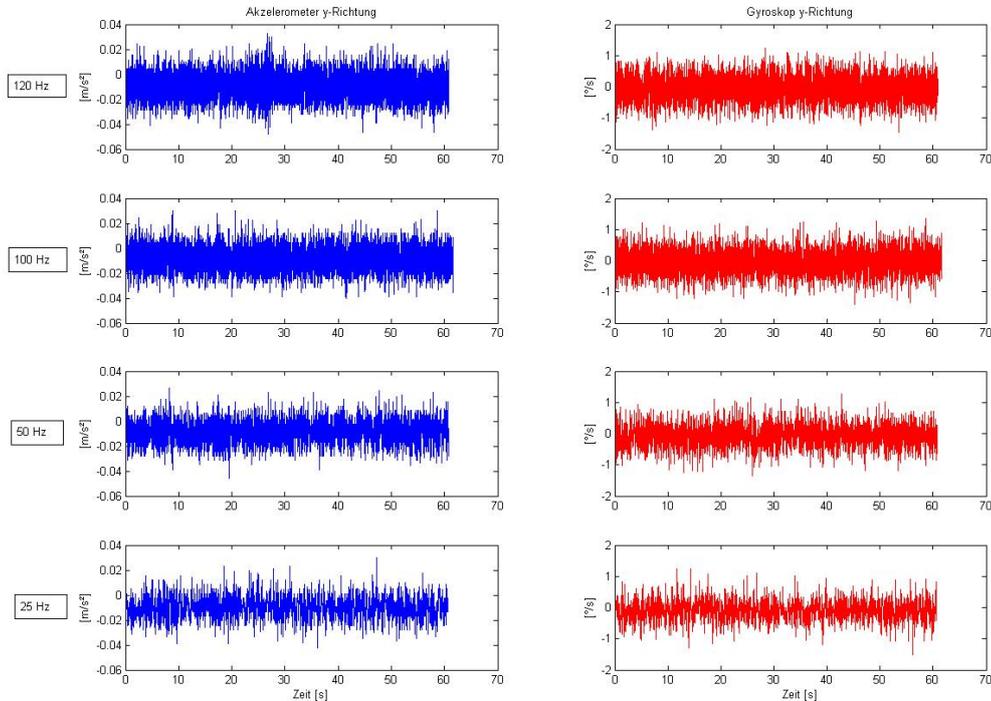


Abbildung 29: Rohes Messdaten mit verschiedener Abtastfrequenz

Es konnte keine signifikante Veränderung der Rauschdichte mit abnehmender Abtastfrequenz festgestellt werden. Diese Aussage gilt auch für die beiden anderen Sensorenachsen.

Nun wird der offensichtlichste und größte Fehlereinfluss bei inertialen Sensoren allgemein, der Bias-Fehler, diskutiert.

### Bias der Drehratenmessung

Wie bei den rohen Messdaten der Gyroskope in Ruhe erkennbar, ist der Mittelwert der Zeitreihen der Drehraten nicht 0, siehe zum Beispiel Abbildung 29. Die gemessenen Drehraten sollten theoretisch den Einfluss der Erddrehung  $\omega_E$  zeigen. Dieser ist in Nordrichtung  $\omega_E * \cos(\varphi)$ , in Ostrichtung 0 und in Lotrichtung  $\omega_E * \sin(\varphi)$ . Die Messungen wurden in Graz mit einer geographischen Breite von  $\varphi \approx 47^\circ$  aufgezeichnet, mit einer Erddrehung von  $\omega_E \approx 0.0042^\circ/s$  ergibt sich somit ein maximal zu messender Wert von  $\approx 0.003^\circ/s$  in den Drehraten. Da die Gyroskope jedoch je nach Einschaltvorgang Offsets des Mittelwerts von einigen  $0.1^\circ/s$  aufweisen und diese somit um den Faktor 100 größer als der Einfluss der Erddrehung sind, kann man diese vernachlässigen. Die Abweichungen des Mittelwerts einer Drehratenzeitreihe in Ruhe entspricht demnach direkt dem Bias der Drehratenmessungen.

Der Bias der Gyroskope ist jedoch keine Konstante. Er variiert je nach Einschaltvorgang, Temperaturentwicklung und Altersprozess des Sensors. Der Anteil, welcher je nach Einschaltvorgang variiert, kann nicht kalibriert werden, es sei denn man vollzieht bei jeder Messung eine Sensorkalibrierung. Ein Versuch von fünf Zeitreihen an fünf verschiedenen Tagen ist in Tabelle 7 gezeigt. Es wurden Messreihen in Ruhe von 60 Sekunden jeweils mit einer Abtastfrequenz von 100 Hz durchgeführt. Dem MT Sensor wurde davor die nötige Akklimationszeit gewährt, pro Messreihe wird ein Mittelwert als Abweichung um 0 angegeben. Am Ende der Tabelle ist noch eine Standardabweichung über diese Einschaltvariation gerechnet. Man erkennt, dass die existierenden Abweichungen der Gyroskope je nach Sensor um die  $0.1^\circ/\text{s}$  variieren.

Tabelle 7: Einschaltvariationen der Gyroskope [ $^\circ/\text{s}$ ]

Datum der Messung	18 Jan	11 Feb	17 Feb	22 Feb	24 Feb	$\sigma$
Gyroskop x-Richtung	-0.04	-0.18	-0.13	-0.24	-0.21	0.08
Gyroskop y-Richtung	0.36	0.49	0.37	0.61	0.40	0.11
Gyroskop z-Richtung	-0.03	0.01	-0.11	0.01	0.14	0.06

Bei den verschiedensten Messungen und Messfahrten mit der MTx wurden bis zu  $1.5^\circ/\text{s}$  Bias bei den Gyroskopen feststellen. Ein absoluter Drehraten-Bias um die  $0.5^\circ/\text{s}$  wäre hier ein oft auftretender Standardwert.

### Bias der Beschleunigungsmessung

Auch die Akzelerometer weisen einen Bias auf. Dieser ist nicht ganz so trivial feststellbar wie bei den Gyroskopen, da durch die Erdmasse eine konstante Beschleunigung auf Akzelerometer wirkt. Sind die Sensorachsen einer IMU nicht exakt orthogonal und an die Lotlinie ausgerichtet, werden die Sensoren in x- und y-Achse immer auch einen Anteil der Erdbeschleunigung messen. Hier tritt außerdem das Problem auf, dass zwischen einem Misalignment der Achsen und einem Bias der Akzelerometer nicht unterschieden werden kann, da sie sich gegenseitig beeinflussen. Eine bekannte Methode der Messtechnik für Beschleunigungsmesser ist, den Sensor an die Lotrichtung auszurichten und die Erdbeschleunigung zu messen. Danach setzt man den Sensor um  $180^\circ$  um und misst in negativer Achsrichtung die Erdbeschleunigung. Diese beiden Messungen sollten vorzeichenkorrigiert einen identischen Mittelwert aufweisen, falls kein Bias vorliegt. Liegt ein Bias des Akzelerometers vor, kann dieser als halber Wert der Abweichung der beiden Messungen bestimmt werden. Abbildung 30 zeigt einen Versuch, in dem die Erdbeschleunigung in jeder Achse einmal positiv und einmal umgesetzt negativ gemessen wurde. Die Messung wurde mit 100 Hz Abtastfrequenz in Ruhe nach Akklimatisierung des Sensors aufgezeichnet. Zusätzlich wurde der Sensor auf einen Libellenprüfer, welcher mit einer Röhrenlibelle horizontalisiert wurde, in allen Achsrichtungen aufgesetzt. Die schwarz dargestellten Mittelwerte weisen einen deutlichen Unterschied zueinander auf. Zur Kontrolle wurde die theoretische Schwere  $\gamma$  als grüne Linie geplottet.

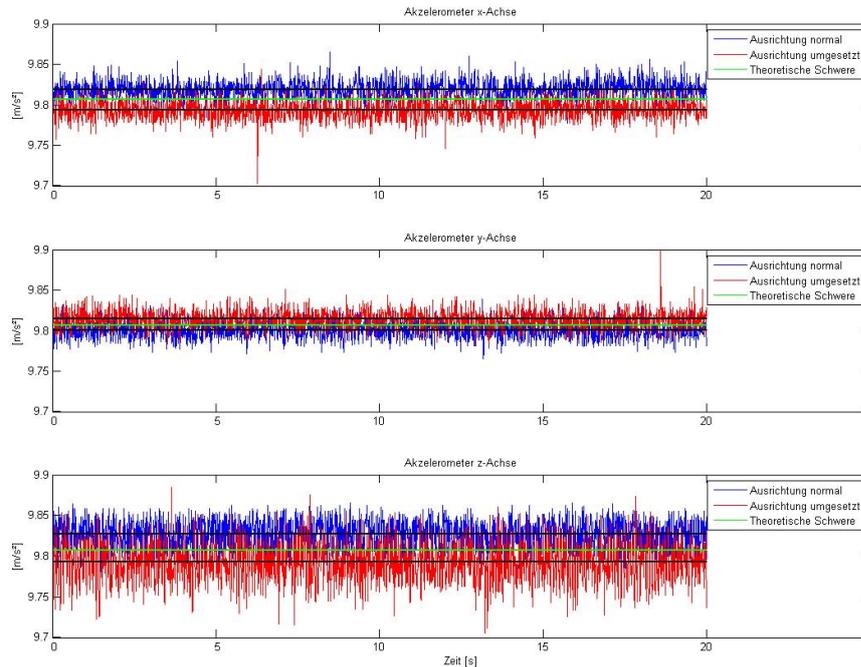


Abbildung 30: Akzelerometer-Bias

In Abbildung 31 ist eine Messreihe von 60 Sekunden mit einer Abtastfrequenz von 100 Hz gezeigt. Der Sensor wurde hierfür auf einem Libellenprüfer horizontalisiert und es werden die Beschleunigungsmessungen in allen drei Achsen gezeigt. Zusätzlich werden in Grün die Sollmittelwerte der Messungen gezeigt. In x- und y-Richtung sind dies für eine horizontalen Sensor 0, in z-Richtung entspricht dies der Erdbeschleunigung. Man erkennt einen Bias der Akzelerometer je nach Achse um die  $0.05 \text{ m/s}^2$ .

Bei den beiden gezeigten Versuchen müssen zwei Dinge beachtet werden. Zum einen kann man sich mit einer Röhrenlibelle nicht exakt horizontalisieren, zum anderen entspricht die theoretische Schwere nicht der wahren Erdschwere. Nach Kahmen (2006) erreichen Röhrenlibellen eine Präzision bis zu  $5''$ . Eine Horizontierungsgenauigkeit von angenommenen  $10''$  entspricht einem Einfluss der Erdbeschleunigung auf die Achse durch die falsche Horizontierung mit  $a = \sin(\alpha) * g$  von  $0.0005 \text{ m/s}^2$ . Die theoretische Schwere ist im Verhältnis zur Erdschwere definiert als  $\gamma = g - \Delta g_f$  wobei  $\Delta g_f$  die Freiluftanomalie ist. Diese Freiluftanomalie, respektive der Fehler, den man begeht, wenn man die theoretische anstatt der Erdschwere verwendet, ist nach Lichtenegger u. Sünkel (1989), Seite 78, in den Ostalpen minimal  $-87 \text{ mgal}$  und maximal  $167 \text{ mgal}$ . In Gebieten ohne große Elevationsunterschiede ist sie deutlich geringer. Umgerechnet entsprechen  $100 \text{ mgal}$   $0.001 \text{ m/s}^2$ . Diese beiden Fehlereinflüsse sind jedoch um den Faktor 100 beziehungsweise um den Faktor 50 kleiner als die gemessenen Biases der Akzelerometer und werden demnach vernachlässigt.

Auch bei den Akzelerometern stellt sich die Frage, welcher Anteil des Bias konstant ist und welcher Anteil nur von Einschaltvorgängen abhängig ist. Bei Messungen an fünf

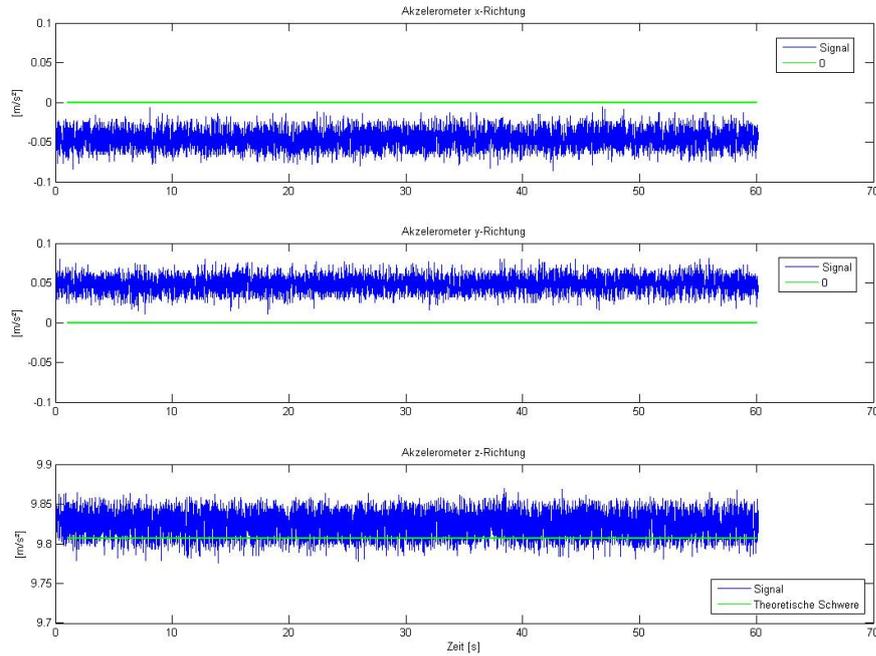


Abbildung 31: Akzelerometer Messung horizontal

verschiedenen Tagen mit 100 Hz Abtastfrequenz jeweils 60 Sekunden lang erhält man Ergebnisse wie in Tabelle 8 angegeben. Die Messungen wurden alle in Ruhe durchgeführt. Hier wird nun nicht jede Sensorachse an sich betrachtet, doch alle drei Sensorachsen kombiniert als Gesamtbeschleunigung  $a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$  mit der Annahme, dass die Gesamtbeschleunigung in Ruhe als konstant anzunehmen ist. Es ist natürlich zu berücksichtigen, dass es sich hier um einen kombinierten Fehler aller drei Akzelerometer handelt.

Tabelle 8: Variation der Akzelerometer [ $m/s^2$ ] einschaltabhängig

Datum der Messung	18 Jan	11 Feb	17 Feb	22 Feb	24 Feb	$\sigma$
Gesamtbeschleunigung	9.8157	9.8207	9.8200	9.8220	9.8145	0.0033

In Tabelle 9 sind Messungen unter den gleichen Messbedingungen wie soeben beschrieben, mit dem Unterschied dass der MT Sensor in sechs verschiedene Positionen gedreht wurde. Position 1 entspricht horizontal in positiver x-Achse, Position 2 in negativer x-Achse, Positionen 3 und 4 in positiver und negativer y-Achse und Positionen 5 und 6 in positiver und negativer z-Achse. Dies führt zu Variationen der Gesamtbeschleunigung.

Der Unterschied zwischen den verschiedenen Positionen kann außerdem aus einer Nicht-Orthogonalität der Sensorachse herrühren. Wenn die Achsrichtungen der Akzelerometer nicht exakt orthogonal sind, wird die Gesamtbeschleunigung andere Werte

Tabelle 9: Variation der Akzelerometer [ $m/s^2$ ] positionsabhängig

Position des Sensors	1	2	3	4	5	6	$\sigma$
Gesamtbeschleunigung	9.8271	9.7929	9.8013	9.8149	9.8193	9.8012	0.0130

je nach ausgerichteter Position liefern. Die Standardabweichung ist beim Versuch der positionsabhängigen Variation der Gesamtbeschleunigung deutlich größer als bei der einschaltabhängigen Variation in immer derselben Achsausrichtung.

Derselbe Versuch ist auch in Abbildung 32 graphisch dargestellt. Zusätzlich ist als Referenz der Sollmittelwert mit der theoretischen Schwere in Grün dargestellt. Man sieht die unterschiedlichen Mittelwerte der Gesamtbeschleunigung abhängig von der Achsausrichtung des Sensors in Ruhe. Ebenso kann man leicht unterschiedliche Rauschdichten je nach Position erkennen.

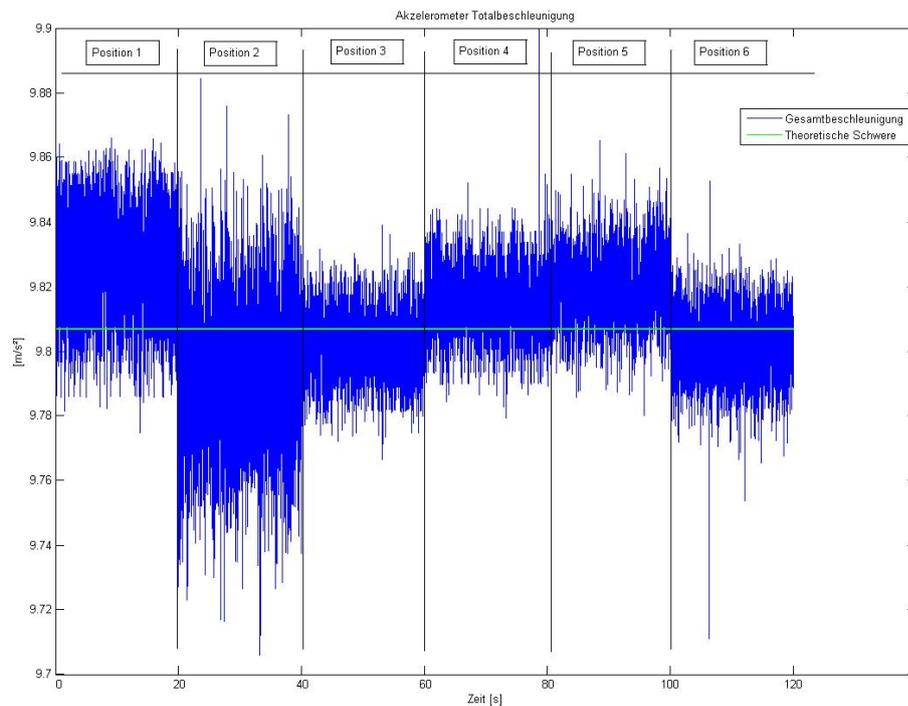


Abbildung 32: Gesamtbeschleunigung verschiedener Achsausrichtungen

### 5.3 Spektralanalyse

Die Spektralanalyse ist allgemein für Zeitreihen auch als Fourieranalyse bekannt. Es handelt sich um eine Analyse von zeitabhängigen Signalen, welche durch eine Fouriertransformation in den Spektralbereich transformiert worden sind. In diesem Spektral-

oder Frequenzbereich kann man die Zeitreihe anhand der in ihr auftretenden Frequenzen beurteilen. Beim Übergang vom Zeitbereich in den Frequenzbereich, welcher rein rechnerisch erfolgt, geht keine Information der Zeitreihe verloren, lediglich die Betrachtungsweise ändert sich.

Ein Signal mit einer konstanten Sinusschwingung über den Zeitbereich weist zum Beispiel im Spektralbereich genau eine Frequenz auf, und zwar die der Sinusschwingung. Ist eine solche Sinusschwingung mit starkem Rauschen überlagert und rein visuell kaum noch erkennbar, kann die Betrachtung im Frequenzbereich trotzdem einen eindeutigen Spitzenwert der Frequenz der Sinusschwingung zeigen. Signalanteile, wie ein Rauschen, erzeugen im Frequenzbereich zumeist ebenfalls ein geringes Grundrauschen in den Frequenzen. Eine Fouriertransformation lässt also Beurteilungen darüber geben, wie stark gewisse Frequenzen in der Zeitreihe auftreten.

Hier werden nun nebeneinander der Zeit- sowie der Frequenzbereich verschiedener Zeitreihen betrachtet. Für diese Frequenzanalyse betrachtet man die Zeitreihen Offset bereinigt, da eventuelle Offsets und Trends einer Zeitreihe im Prinzip im Frequenzbereich wie eine große Wellenlänge aufscheinen und die gesamte Auswertung verzerren. Da das Vorhandensein von Offsets in Akzelerometer- und Gyroskopdaten bekannt ist, können diese für die Frequenzanalyse vernachlässigt werden.

In den Abbildungen 33 und 34 sind nun die Spektralanalyse der Akzelerometer- und Gyroskopzeitreihen einer Messung in Ruhe, horizontaliert auf einem Libellenprüfer gezeigt. Die Messung wurde nach Akklimatisierung des MT Sensors gestartet und über 60 Minuten mit 100 Hz Abtastfrequenz aufgezeichnet.

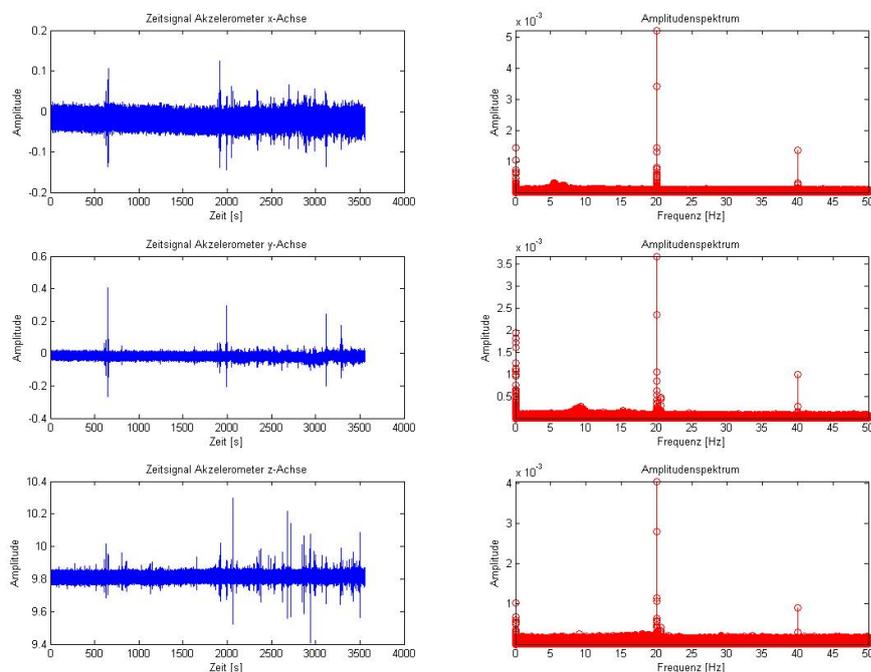


Abbildung 33: Spektralanalyse Akzelerometer in Ruhe

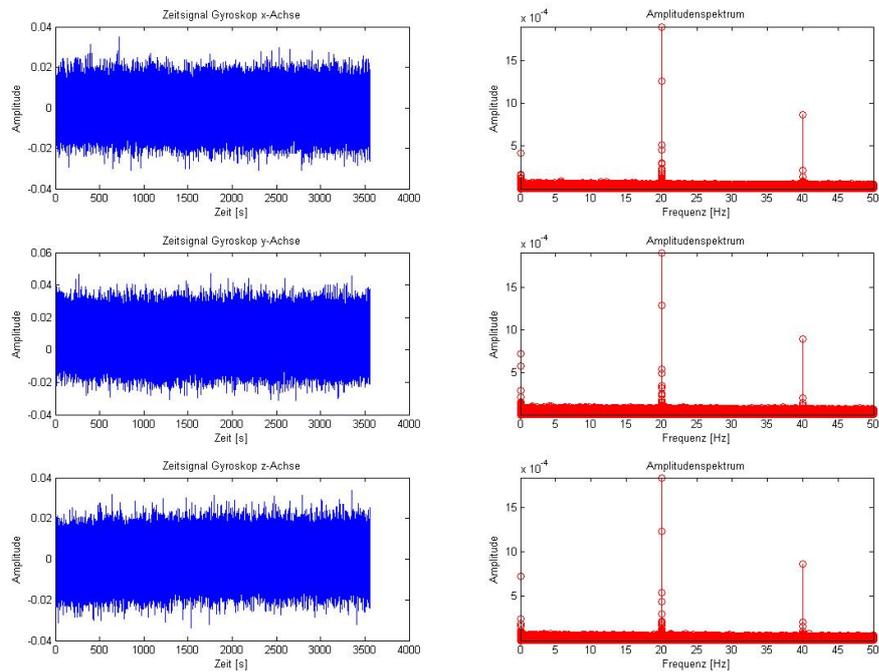


Abbildung 34: Spektralanalyse Gyroskope in Ruhe

Dieselbe Analyse wurde für kurzfristige Zeitreihen in Ruhe durchgeführt, bei einer solch langfristigen Betrachtung verschwinden die Nebenfrequenzen jedoch mehr und mehr. Somit stechen die vorherrschenden Frequenzen deutlicher hervor. In der Spektralanalyse in Abbildung 33 und 34 sind sowohl in den Akzelerometer- als auch in den Gyroskopdaten die Frequenz 20 Hz und die Nebenfrequenz 40 Hz dominant. Die Aufzeichnung erfolgte hierbei mit dem Zeitstempel des internen Quarz, die Frequenzen treten bei exakt 20,0 Hz und 40,0 Hz auf. Dieses Verhalten wurde bei unabhängigen Messungen verschiedener Zeitreihen in Ruhe verfolgt und deshalb kann man davon ausgehen, dass diese Frequenzen eindeutig eigene Anregungsfrequenzen der IMU selbst sind. Da die Gyroskope mit dem Prinzip der vibrierenden Struktur arbeiten, ist anzunehmen, dass 20 Hz die Anregungsfrequenz der Gyroskope ist. Diese Anregungsfrequenz ist aufgrund der physischen Nähe der Bauteile natürlich auch in den Akzelerometerdaten messbar.

In den Abbildungen 35 und 36 sind die Spektralanalysen der Akzelerometer- und Gyroskopzeitreihen einer Messung der IMU, montiert auf einem Auto mit laufendem Motor im Stand, gezeigt. Die IMU zeichnete mit 100 Hz Abtastfrequenz auf und die Messung der Zeitreihe erfolgte über 50 Sekunden.

Die Motordrehzahl im Leerlauf beträgt bei einem kalten Motor standardmäßig um die 1100 U/min, bei warmem Motor um die 800 U/min. In der Spektralanalyse bei laufendem Motor erkennt man neben den Anregungsfrequenzen von 20 Hz und 40 Hz die Frequenzen von 29,4 Hz sowie 14,7 Hz. 14,7 Hz entspricht ungefähr 880 U/min und ist eindeutig der Motordrehzahl im Leerlauf zuzuordnen. Die doppelte Frequenz von 29,4 Hz ist demnach eine Nebenfrequenz der Motordrehzahl. Bei den Akzelerometermessungen sind die Einflüsse des vibrierenden Motors natürlich stärker erkennbar als bei den Gyroskopmessungen.

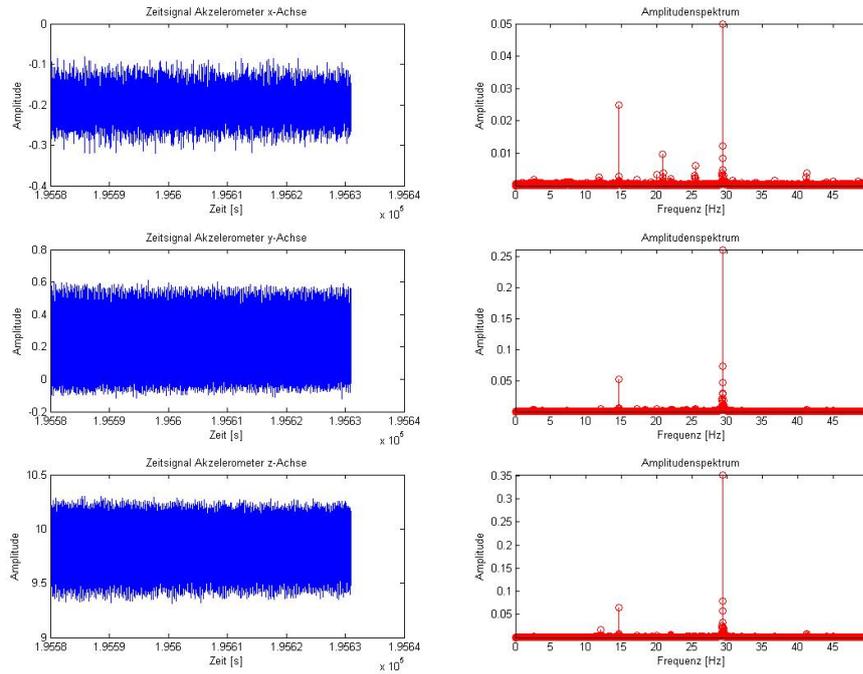


Abbildung 35: Spektralanalyse Akzelerometer mit laufendem Motor

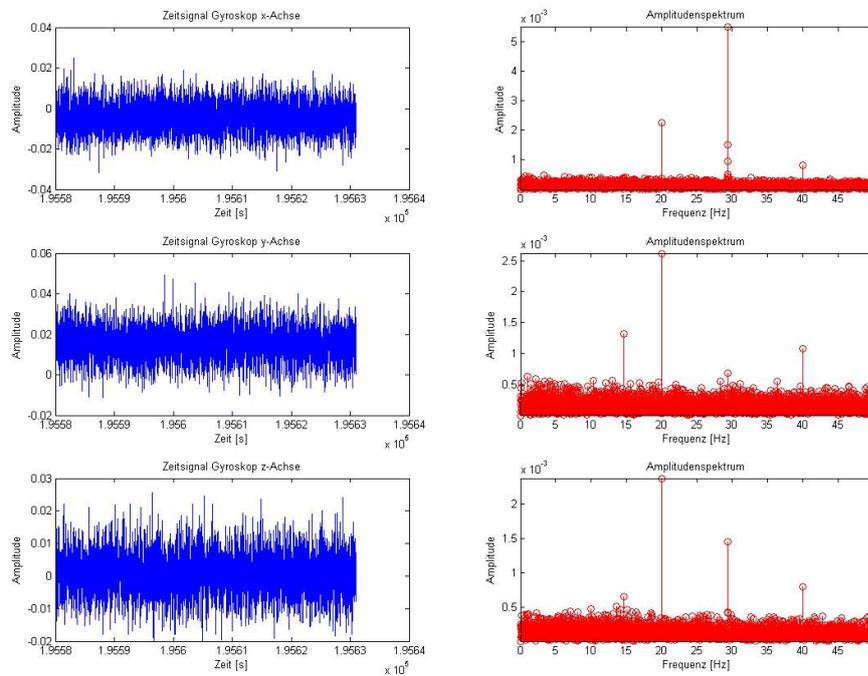


Abbildung 36: Spektralanalyse Gyroskope mit laufendem Motor

Schließlich wird noch die Spektralanalyse der Messdaten des MTx Sensors, montiert auf einem sich bewegenden Fahrzeug gezeigt. In Abbildung 37 und 38 sind die Akzelerometer- und Gyroskopmessungen einer Messfahrt über 10 Minuten dargestellt. Die Abtastfrequenz der IMU beträgt 100 Hz, die Bewegungen entsprechen einer typischen Autofahrt im Stadtbereich.

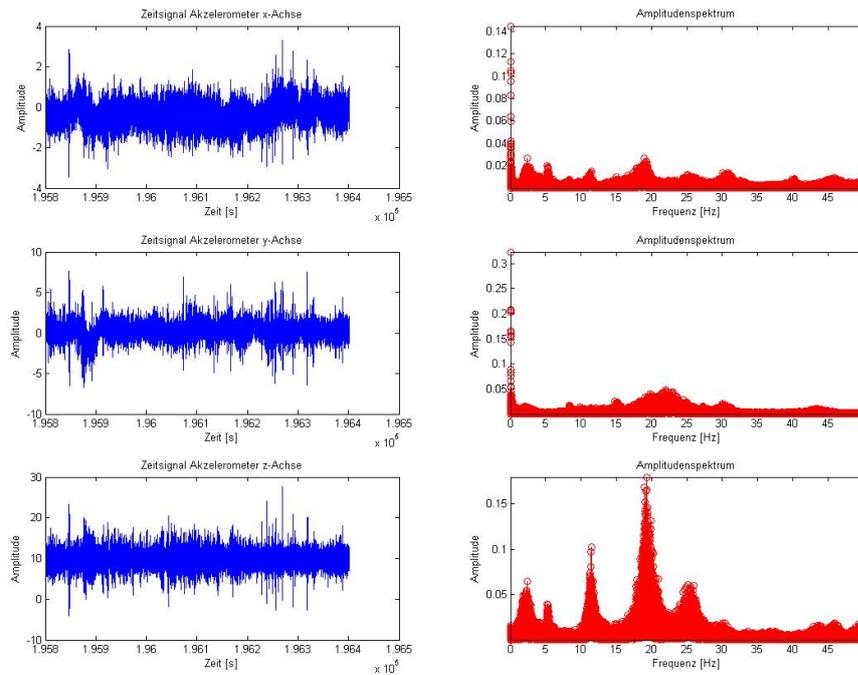


Abbildung 37: Spektralanalyse Akzelerometer im Fall einer Fahrzeugdynamik

Bei der Fahrt mit einem Auto erstrecken sich die Hauptfrequenzen der Dynamik offensichtlich zwischen 0 Hz und 30 Hz. Die vorhin diskutierten Frequenzen des Motors sind nicht mehr eindeutig erkennbar, da sich die Drehzahl des Motors bei einer Fahrt natürlich ständig ändert. Die Anregung der Gyroskope ist teilweise erkennbar, liegt jedoch direkt im Bereich der dynamischen Bewegung.

Betrachtet man nur die Sensorachsen, in denen die Hauptbewegung bei einer Autofahrt stattfindet, nämlich bei den Akzelerometern die x-Achse und die y-Achse für die Geschwindigkeit und bei den Gyroskopen die z-Achse für die Drehung im heading erkennt man, dass die Hauptfrequenzen der Bewegung sich unter und um 1 Hz bewegen.

#### 5.4 Allan-Varianz

Allgemein ist eine Varianz  $\sigma$  einer Zeitreihe mit  $n$  Elementen definiert als

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (5.2)$$

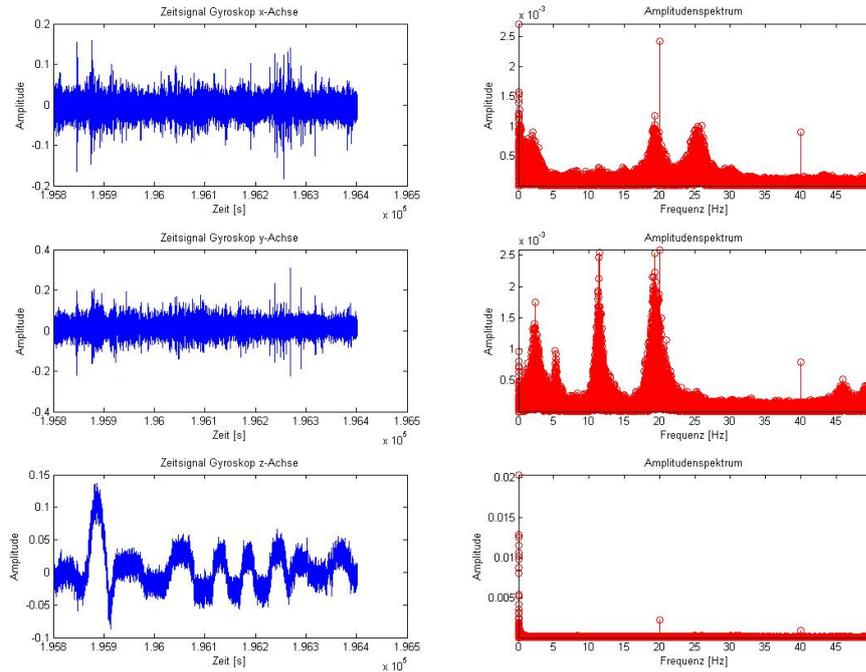


Abbildung 38: Spektralanalyse Gyroskope im Fall einer Fahrzeugdynamik

Die dazugehörige Standardabweichung  $\sigma$  ergibt sich natürlich aus  $\sigma = \sqrt{\sigma^2}$ . Die Varianz ist also definiert als quadratische Abweichung der einzelnen Messungen vom Mittelwert der Messung.

Die Allan-Varianz wurde zur Messung der Stabilität von Oszillatoren in Uhren entwickelt. Sie ist ein Maßstab für Untersuchungen in der Zeitdomäne und kann für die Untersuchung der Stabilität von inertialen Sensoren angewendet werden. Die Grundlagen zur Verwendung der Allan-Varianz zur Analyse von IMU Zeitreihen wurde vom Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) festgelegt und ist in IEEE (1998) Annex C gegeben.

Die Allan-Varianz ist nicht direkt eine einzige Varianz, sondern vielmehr eine Reihe von Varianzen abhängig von der Mittelungsdauer  $\tau$ . Die Allan-Varianz ist gegeben mit

$$\sigma_{\tau}^2 = \frac{1}{2 * (n - 1)} * \sum_{i=1}^{n-1} (y(\tau)_{i+1} - y(\tau)_i)^2 \quad (5.3)$$

mit der Mittelungsdauer  $\tau$  und der Nummer der Samples  $n$  für die aktuelle Mittelungsdauer (Stockwell). Es werden also Varianzen aus einer Zeitreihe berechnet, welche abhängig von der gewählten Samplegröße sind. Man beginnt typischerweise mit einer Samplegröße der kleinsten verfügbaren Zeiteinheit (zum Beispiel  $\frac{1}{100}$  s bei 100 Hz Abtastfrequenz) und vergrößert die Mittelungsdauer fortlaufend.

Das Ergebnis verliert deutlich an Signifikanz, wenn die verbleibenden Samples bei einer bestimmten Mittelungsdauer weniger als neun sind (Stockwell).

Zur graphischen Ansicht wird die Allan-Varianz typischerweise als Standardabwei-

chung als log-log Plot in Abhängigkeit des Intervallparameters angegeben. In Abbildung 39 ist nun die Allan-Standardabweichung einer MTx Messung gegeben. Die Messung der Akzelerometer- und Gyroskopdaten wurde in Ruhe, horizontalisiert und mit vorangegangener Akklimationszeit durchgeführt. Die Abtastfrequenz betrug 100 Hz und die Messung wurde über 60 Minuten durchgeführt.

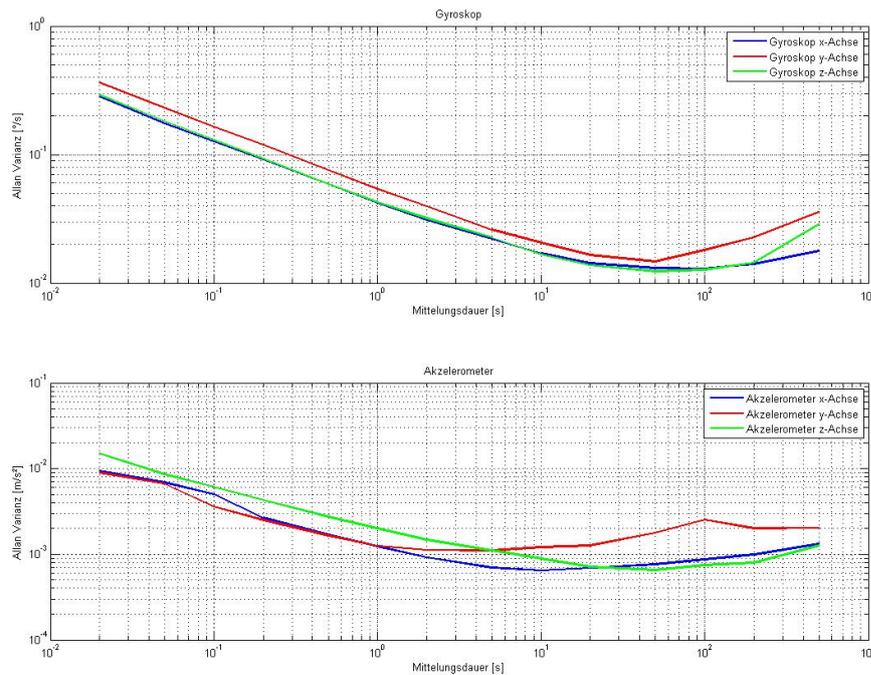


Abbildung 39: Allan-Standardabweichung einer Messung in Ruhe

Han u. Wang (2010) beschreiben die Verwendung der Allan-Varianz zur Kalibrierung inertialer Sensoren. Die graphische Darstellung der Allan-Standardabweichung als log-log Plot zeigt nun eine typische Kurve. In kurzen Intervallzeiten entspricht die Allan-Standardabweichung der Standardabweichung des Rauschens der Messung. Mit Steigerung der Intervallzeit nimmt die Allan-Standardabweichung ab bis sie einen Fußpunkt erreicht. Die Abnahme der Allan-Standardabweichung entspricht einem random walk der Winkel oder der Geschwindigkeit, der Fußpunkt entspricht dem wahren Bias der Messreihe. Dies ist die anerkannte Definition der Stabilität des Bias bei einer gewissen Mittelungsdauer. Danach steigt die Kurve der Allan-Standardabweichung mit zunehmender Mittelungsdauer wieder an, was einem random walk, welcher sich auf Drehraten oder Beschleunigungen bezieht, zuzuordnen ist. Ein random walk entspricht dabei einer Zeitreihe aus der Summe aufeinanderfolgender Zufallsvariablen. Ein random walk des Winkels wird im Englischen als angle random walk (ARW) bezeichnet, ein random walk der Geschwindigkeit als velocity random walk (VRW). Diese Fehlerbetrachtung anhand einer Allan-Varianz gilt jedoch nur, falls die verschiedenen stochastischen Fehler statistisch unabhängig sind. Nach IEEE (1998) ist für die Berechnung der Bias-Stabilität und des random walk davon auszugehen.

Falls vom Hersteller überhaupt eine Bias-Stabilität angegeben wird, entspricht diese zumeist dem Minimum der Allan-Varianzkurve. Selten wird hier der ebenso wichtige Faktor der zugehörigen Mittelungsdauer, bei welcher das Minimum gemessen wird, erwähnt (in der Autonavigation zum Beispiel kann man nicht beliebig lange Mittelungszeiten zur aktiven Biasschätzung annehmen). Dies ist die beste Bias-Stabilität, die erreicht werden kann und ist natürlich nur dann gültig, wenn der Sensor richtig modelliert ist und eine aktive Schätzung des Bias vollzogen wird. Beides sind nicht triviale Aufgaben und teilweise nicht lösbar (Stockwell).

Bei der Allan-Varianz der MTx Messung in Ruhe in Abbildung 39 erkennt man die beste Bias-Stabilität der Akzelerometer bei ungefähr 50 s mit  $0.0007 m/s^2$ . Bei einer Intervallzeit von 1 s beträgt die Allan-Standardabweichung etwa  $0.001 m/s^2$ , steigert man die Mittelungszeit auf 0.1 s liegt die Allan Standardabweichung bei  $0.0015/s^2$ . Die beste Bias-Stabilität der Gyroskope ist ebenfalls bei 50 s erkennbar und liegt bei ungefähr  $0.015^\circ/s$ . Bei einer Intervallzeit von 1 s liegt die Allan-Standardabweichung bei  $0.05^\circ/s$ , bei einer Mittelungszeit von 0.1 s liegt die Allan-Standardabweichung noch etwas über  $0.1^\circ/s$ .

Nach Woodman (2007) Kapitel 4. tritt weißes Rauschen als Abfall der Kurve der Allan-Varianz mit einem Gradienten von  $-0.5$  auf. Der random walk dieses Rauschens ist bei den Gyroskopen der ARW, bei den Akzelerometern der VRW. Der ARW der Allan-Varianz ist mit  $0.04^\circ/s/\sqrt{s}$  bis  $0.05^\circ/s/\sqrt{s}$  ersichtlich, der VRW liegt um  $0.002 m/s^2/\sqrt{s}$ .

Will man nun einen Sensor nicht nur in absoluter Ruhe sondern auch in der Navigation verwenden, muss man ihn auch in der Umgebung der Fahrzeugnavigation betrachten. Die Korrektur eines Bias kann zwischen ZUPT's erfolgen, deshalb ist die Bias-Stabilität einer IMU, montiert auf einem Fahrzeug mit laufendem Motor, von Interesse. In Abbildung 40 ist die Allan-Standardabweichung eines MTx Sensors, montiert auf ein Auto, welches sich im Leerlauf befindet, dargestellt. Die Messreihe wurde mit 100 Hz Abtastfrequenz über fünf Minuten aufgezeichnet.

Hier ist eine deutliche Steigerung der Allan-Standardabweichung für Akzelerometer im Vergleich zur Messung in Ruhe auszumachen. Die beste Intervallzeit liegt hier bei 0.5 s mit einer Allan-Standardabweichung von 0.02 bis  $0.05 m/s^2$ . Auch der VRW steigt bei der Betrachtung im Motorleerlauf sichtbar an. Bei den Gyroskopen ist keine signifikante Veränderung der Allan-Standardabweichung aufgrund des Leerlaufs des Motors erkennbar. Die durchschnittliche Intervallzeit des Minimums der Allan-Standardabweichung liegt bei 10 s mit einer Allan-Standardabweichung von  $0.02^\circ/s$ .

Generell hängt die Allan-Standardabweichung natürlich vom Intervallparameter ab. Am deutlichsten zeigt dies die langfristige Messreihe von einer Stunde in Abbildung 39. Die durchschnittlichen Mittelungszeiten für die beste Bias-Stabilität liegen bei Akzelerometern zwischen 50 s und 0.2 s und bei Gyroskopen zwischen 50 s und 10 s. Eine kinematische Autotrajektorie hat jedoch nach Skog (2009) zumindest eine Frequenz von 2 Hz, es kann also nicht ein beliebiger Wert der Allan-Varianz als Parameter für die Stabilität der Berechnung eines Bias verwendet werden, denn dieser ist abhängig von der Bewegung und der zu erwartenden Mittelungszeiten.

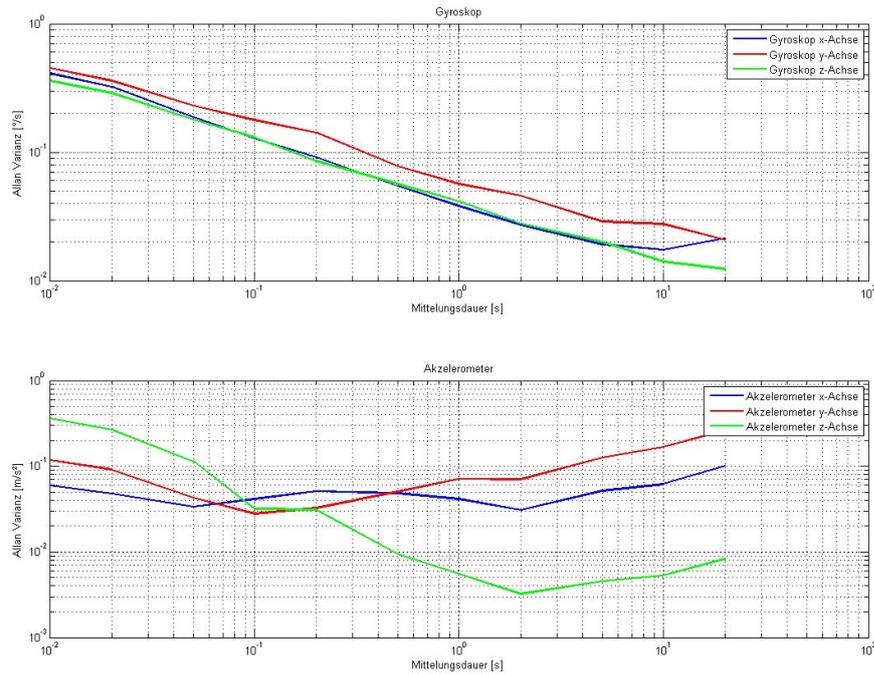


Abbildung 40: Allan-Standardabweichung im Fall einer Fahrzeugdynamik

## 5.5 Alignment-Untersuchungen

Die Navigation mit INS Systemen ist ein relatives Verfahren und daher muss natürlich der Startpunkt, die Startgeschwindigkeit und die Startattitude bekannt sein. Die Koordinaten des Startpunktes erhält man zumeist über ein absolutes Positionierungsverfahren, die Startgeschwindigkeit wird zumeist als Bedingung als 0 festgelegt und die Startattitude wird über ein Alignment berechnet. Der Formelapparat ist in Kapitel 3.6 angegeben.

Im Prinzip versucht man die Plattform der IMU über die Beschleunigungsmessungen durch Messung der Erdbeschleunigung zu horizontieren und mit den Gyroskopen die Erddrehung zu detektieren und ein gyrocompassing durchzuführen. Der Vorgang des gyrocompassing ist selbst bei hochgenauen IMU's kritisch, daher muss es über einen bestimmten Zeitraum von zumindest wenigen Minuten gemessen werden, um realistische Ergebnisse zu erzielen.

In Abbildung 41 ist nun die strenge Berechnung eines coarse Alignment über die Zeitreihe in Abbildung 27 gegeben. Diese Messung wurde mit 10 Hz Abtastfrequenz über 20 Minuten aufgezeichnet und es wurde keine Akklimationszeit gewährt.

Man erkennt die schon in Kapitel 5.2 erwähnten Akklimationseffekte der Akzelerometer direkt in den Attitudewinkeln von roll und pitch wieder. Der Attitudewinkel yaw ist zu jedem Zeitpunkt der Messung berechnet und geplottet dargestellt. Man sieht, dass sich die einzelnen Lösungen über den gesamten Winkelbereich verteilen, auch wenn um den Winkel 100° deutlich mehr Ergebnisse liegen. Schließlich ist noch der yaw-Winkel

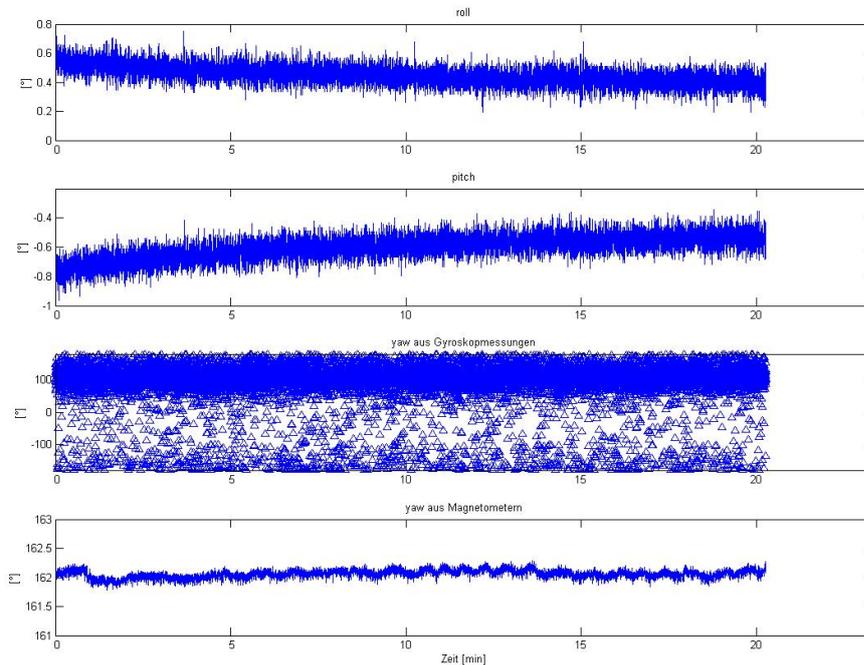


Abbildung 41: Coarse Alignment einer MTx Messung ohne Akklimationszeit

alleinig aus den Magnetometerwerten berechnet dargestellt. Da in der Umgebung und während der Messung in Ruhe keinerlei magnetische Störungen aufgetreten sind, entspricht das Ergebnis der Magnetometerlösung ungefähr der wahren Ausrichtung des MTx Sensors.

In Abbildung 42 ist der Akklimationseffekt in den Attitudewinkeln roll und pitch statistisch mit einer e-Funktion  $y = a * e^{b*x} + c$  genähert dargestellt. In der Messtechnik weisen Aufheizeffekte oft einen exponentiellen Verlauf auf und werden deshalb mit e-Funktionen beschrieben. Hier ist ein Akklimationseffekt in den Winkeln roll und pitch von  $0.2^\circ$  bis  $0.3^\circ$  ersichtlich.

Die in Abbildung 28 gezeigte Messung mit Akklimationszeit wurde nun als Basis für eine Berechnung des coarse Alignment in Abbildung 43 verwendet. Diese Messzeitreihe verlief ebenso mit 10 Hz Abtastfrequenz über 20 Minuten, jetzt jedoch mit gegebener Akklimationszeit.

Man erkennt nun keinen sichtbaren Aufheizeffekt der Attitudelösung und erhält die Attitudewinkel roll und pitch mit einer Standardabweichung um  $0.1^\circ$ . Bei der Lösung für yaw erkennt man wieder Ergebnisse über den gesamten Winkelbereich.

Zusätzlich wird noch einen Versuch, bei dem der MTx Sensor in vier verschiedene Positionen nach Norden, Osten, Süden und Westen gedreht wurde, gezeigt. Es wurde nach gegebener Akklimatisierung für jeweils 40 Sekunden mit einer Abtastfrequenz von 100 Hz gemessen und ein coarse Alignment berechnet. Das Ergebnis ist in Abbildung 44 dargestellt.

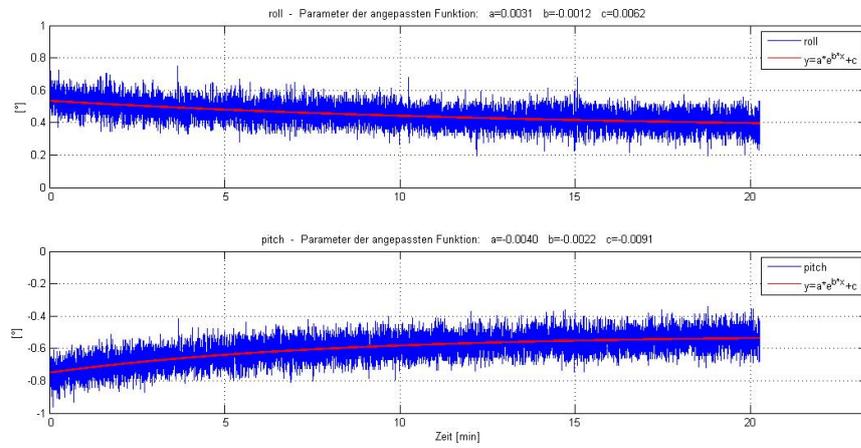


Abbildung 42: Statistische Beschreibung eines coarse Alignment ohne Akklimationszeit

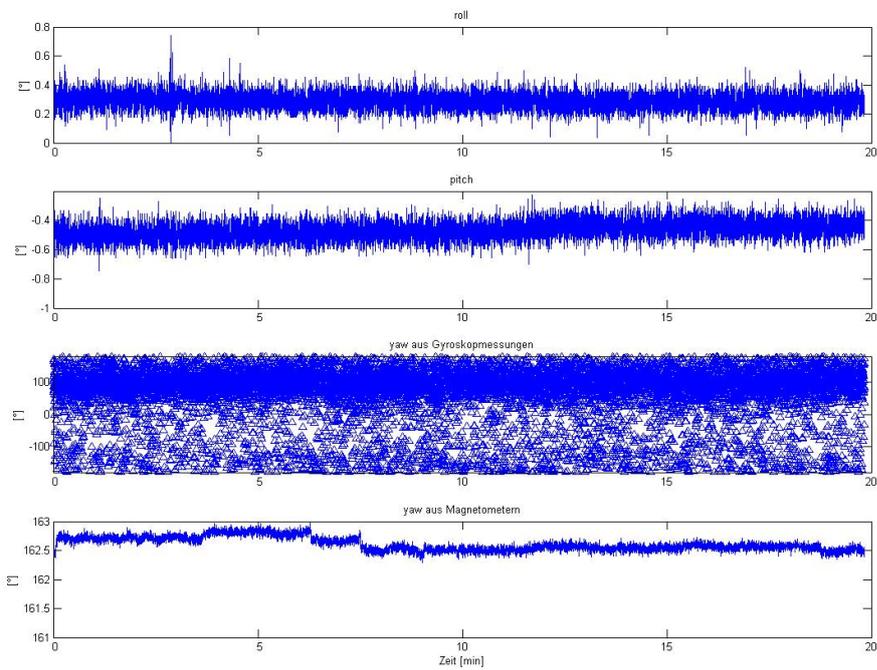


Abbildung 43: Coarse Alignment einer MTx Messung mit Akklimationszeit

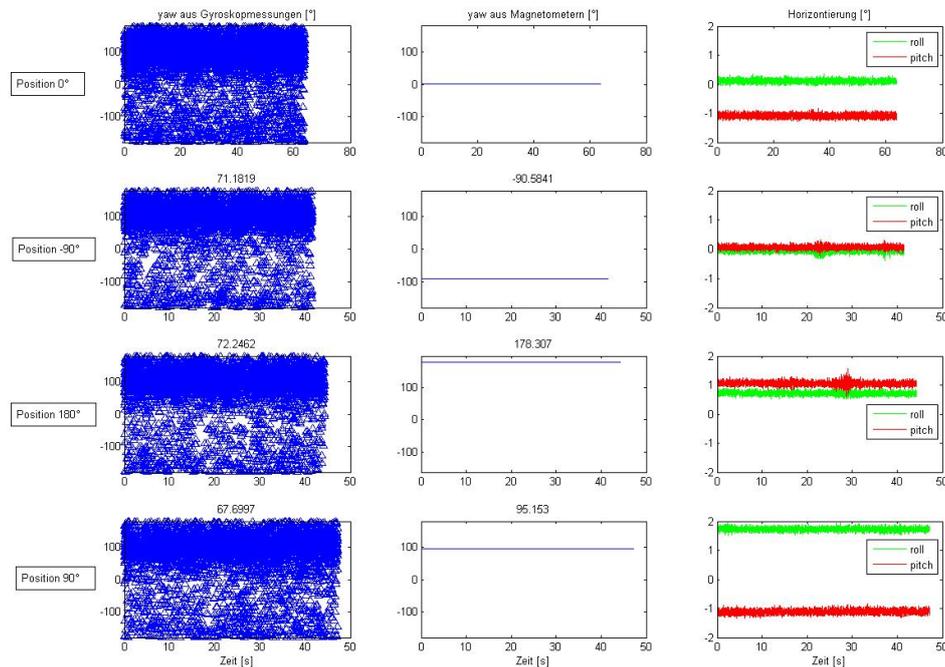


Abbildung 44: Coarse Alignment nach 4 Positionen

Auch hier ist keine Lösung für den yaw-Winkel ersichtlich. Die Ergebnisse des gyrocompassing nehmen völlig beliebige Werte an und haben nichts mit der wahren Ausrichtung respektive Norden zu tun. Die erhaltenen Ergebnisse für yaw sind offensichtlich einzig und alleine von den Fehlern der Gyroskope abhängig.

Die Erddrehung hat eine Drehgeschwindigkeit von  $\omega = 0.004167^\circ/s$ . Eine Standardabweichung der Gyroskope von  $0.4^\circ/s$  bei 100 Hz Abtastfrequenz entspricht schon dem 100 fachen der Erddrehung. Auch wenn sich die Rauschdichte in langfristigen Messungen mit Datenmittelung und der Anwendung von Filtern herabsetzen lässt, verbleiben alleine Bias-Fehler einer Größenordnung von bis zu  $1^\circ/s$ . Zumindest diese Bias-Fehler der IMU müssten in einem Bereich kleiner der Erddrehung liegen, um realistischerweise ein gyrocompassing durchführen zu können.

Eine strenge Alignment-Lösung ist also aufgrund des Rauschens der Gyroskope der Xsens nicht möglich. Durch extreme Filterung oder Mittelbildung über lange Zeiträume entstehen Ergebnisse, die wie eine heading-Lösung aussehen mögen, die Werte durch solche langfristigen Mittelbildungen haben jedoch nichts mit dem richtigen yaw-Winkel gemein. Eine Detektion der Erddrehung ist daher nicht möglich.

Nach Groves (2008) sind IMU mit einem Gyroskop Bias größer  $5^\circ/h$  überhaupt nicht in der Lage ein gyrocompassing durchzuführen. Somit kann also mit MEMS IMU wie der Xsens MTx kein gyrocompassing durchgeführt werden.

Allgemein ist die Genauigkeit des Alignments natürlich von den Sensorfehlern abhängig. Die Genauigkeit in roll und pitch ist durch den Levelling-Prozess direkt abhängig

von den Sensorfehlern der Akzelerometer der IMU sowie dem nicht modellierten Teil des Erdschwerefeldes. Die Genauigkeit in yaw ist abhängig von der Genauigkeit der Gyros, der Alignment-Zeit und der geographischen Breite (Legat, 2006).

Um als IMU eigenständig ein Alignment durchzuführen, muss der Gyro-Bias klein genug sein, um die Erdrotationsrate von  $15^\circ/\text{h}$  messen zu können (Legat, 2006).

Die Attitude-Ausrichtung nach roll und pitch, respektive der Levelling-Prozess ist jedoch rein mathematisch in einem coarse Alignment auswertbar. Die Genauigkeit hängt hier stark von der Genauigkeit der Akzelerometer ab. Eine einfacher Erklärung, wieso die Winkel roll und pitch sich weit besser als der Winkel yaw bestimmen lassen, liegt am Verhältnis der Messgrößen zum Fehlerverhalten der Sensoren. Die Erdbeschleunigung  $g = 9.8 \text{ m/s}^2$  steht im Verhältnis zum Rauschen der Akzelerometer von  $0.015 \text{ m/s}^2$  mit einem Faktor von etwa  $1/600$  bis  $1/700$ . Die Erddrehung von  $\omega = 0.004167^\circ/\text{s}$  steht im Verhältnis zum Rauschen der Gyroskope von  $0.4^\circ/\text{s}$  mit einem Faktor von etwa 100. Es ist also unter keinen Umständen möglich, mit Sensoren dieser Güte die Erddrehung zu messen.

## 5.6 Strapdown-Untersuchungen

Während dieser Diplomarbeit wurde ein Strapdown-Algorithmus programmiert und mit Daten aus MEMS-IMU-Zeitreihen getestet. Zur genaueren Funktionsweise eines Strapdown-Algorithmus siehe Kapitel 3.7. Ein Strapdown-Algorithmus integriert die Drehratenmessungen in der Attitudematrix auf. Mit ihr werden schließlich die Beschleunigungsmessungen ins lokale Horizontsystem gedreht und abzüglich der Scheinkräfte auf eine Geschwindigkeit und dann auf eine Position integriert.

An dieser Stelle wird ein kurzes Beispiel mit den Standardabweichungen einer MTx Zeitreihe diskutiert. Bei einer Abtastfrequenz von 100 Hz ergibt sich eine Standardabweichung der Gyroskope von etwa  $0.4^\circ/\text{s}$  und der Akzelerometer von etwa  $0.015 \text{ m/s}^2$ . Mit einer mittleren Erdbeschleunigung von  $g \approx 9.8 \text{ m/s}^2$  ergibt der Fehler in den Beschleunigungen, hervorgerufen durch die Gyroskope etwa  $0.068 \text{ m/s}^2$ , also einen um den Faktor fünf größeren Wert als die Standardabweichung der Akzelerometer selbst. Die größten Fehlereinflüsse bei einer Berechnung eines Strapdown-Algorithmus sind nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2003) die Bias-Fehler der inertialen Sensoren, da diese Fehler mitintegriert werden. Da die Drehratenmessungen dreifach integriert werden und die Beschleunigungsmessungen immerhin noch zweifach, ergeben sich hier nach kürzesten Zeiten große Fehler in der berechneten Geschwindigkeit und Position.

In Abbildung 45 ist nun die Integration eines typischen Bias-Fehler für Akzelerometer- und Gyroskopmessungen und deren Auswirkung auf eine berechnete Geschwindigkeit und Position gegeben. Dies sind optimistisch gewählte Offsets, wie man sie in den Rohdatenzeitreihen des MTx Sensors oft antrifft. Nach 10 Sekunden ergibt der Fehler, resultierend aus den Gyroskopfehlern, eine Positionsabweichung von etwa 4 m, der Fehler resultierend aus den Akzelerometerabweichungen gute 0.5 m. Nach 30 Sekunden erkennt man eine Positionsabweichung aus dem Gyroskopeinfluss von fast 90 m, aus dem Akzelerometereinfluss von guten 5 m.

In Abbildung 46 ist die Integration der in Kapitel 5.4 gezeigten Bias-Stabilität für Akzelerometer- und Gyroskopmessungen eines MTx Sensors dargestellt. Dies entspricht dem absoluten Minimum der Leistung des Sensors bei richtiger Fehlermodellierung, bei

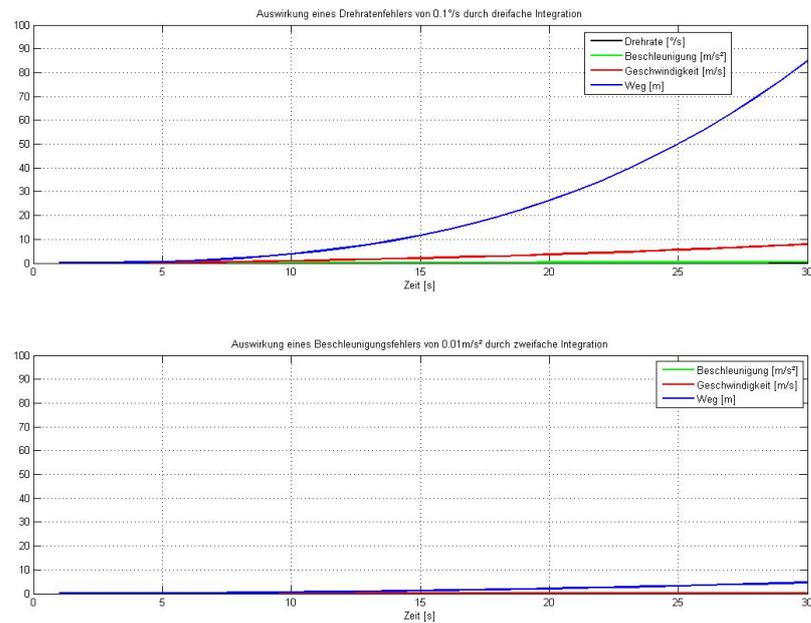


Abbildung 45: Auswirkung eines Bias-Fehlers in den inertialen Sensoren

aktueller Kalibrierung und aktiver Bias-Schätzung. Bei einer Integrationszeit von 10 Sekunden liegt der Fehler, resultierend aus den Gyroskopeinflüssen, bei etwa 0.6 m. Nach 30 Sekunden erkennt man eine Positionsabweichung aus den Gyroskopeinflüssen von etwa 13 m, die Positionsabweichung aus den Akzelerometern ist hier nicht signifikant und liegt bei wenigen dm.

Wie bei dieser Simulation der Integration realistischer und mindestens auftretender Offsets, erkennt man die Dominanz, welche die Gyroskope durch die falsche Ausrichtung und dementsprechend falsche Berechnung von Anteilen von  $g$  hervorrufen. Nach Woodman (2007) ist in den meisten INS Systemen die Fehlerfortpflanzung der Gyroskopfehler der kritische Pfad für die Positionsberechnung in einem Strapdown-Algorithmus.

In fast allen Anwendungen ist der Betrag der Erdbeschleunigung  $g$  deutlich größer als die Beschleunigung der Kinematik selbst. Somit wird durch einen Fehler in den Gyroskopen ein Anteil der Erdbeschleunigung fehlerhaft in den Vektor der spezifischen Kraft gedreht und somit als Bewegung wahrgenommen. Als Beispiel für die Fahrzeugnavigation erreichen Autos bei gemäßigter Fahrt positive und negative Beschleunigungen von bis zu  $3\text{ m/s}^2$ .

In den Abbildungen 47 und 48 ist die Auswertung eines Strapdown-Algorithmus gezeigt. Es handelt sich um eine 30 Sekunden lange Messung mit einem akklimatisierten MTx Sensor mit einer Abtastfrequenz von 10 Hz in völliger Ruhe. In Abbildung 47 ist die Zeitreihe mit den unbehandelten, kalibrierten Rohdaten direkt aus dem Sensor berechnet. In Abbildung 48 ist der Strapdown-Algorithmus berechnet, wobei die einzelnen Akzelerometer und Gyroskope um einen mittleren Offset korrigiert sind. Der

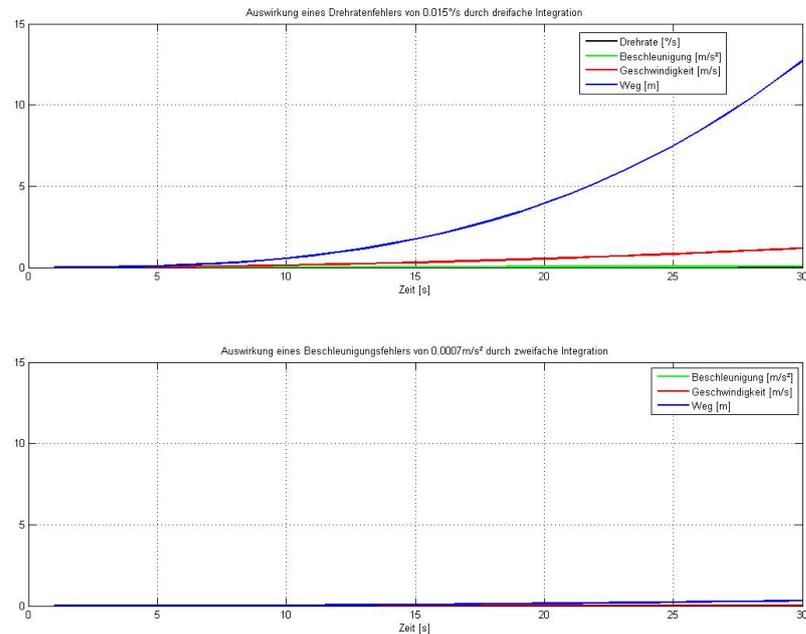


Abbildung 46: Auswirkung eines Bias-Stabilitäts-Fehler in den inertialen Sensoren

Strapdown-Algorithmus wurde für diesen Testzweck mit Näherungskoodinaten initialisiert, die Attitude wurde durch ein coarse Alignment bestimmt. Für die Startausrichtung in yaw-Richtung wurde die Lösung über die Magnetometermessungen verwendet.

Bei der Berechnung des Strapdown-Algorithmus mit den unbehandelten Rohdaten sind nach 10 Sekunden bis zu 10 m Positionsabweichung und Geschwindigkeiten von bis zu 2m/s ersichtlich. Nach 30 Sekunden ergeben sich mehrere 100 m Positionsabweichung und eine Geschwindigkeit von einigen 10 m/s. Die Attitude driftet natürlich direkt proportional zu den nicht korrigierten Offsets der Gyroskope und weist nach 30 Sekunden schon Abweichungen bis zu 20° auf. Die Messung wurde in völliger Ruhe aufgezeichnet, die Fehler ergeben sich lediglich aus den Bias-Fehlern der MTx Sensoren.

Betrachtet man die Auswertung des Strapdown-Algorithmus mit den Bias-korrigierten Rohdaten, erkennt man nach 30 Sekunden Positionsabweichungen um die 20 m und auftretende Geschwindigkeiten bis zu 2 m/s. Diese Versuche der Berechnung eines Strapdown-Algorithmus mit inertialen Daten aus dem MTx Sensor wurden mit unterschiedlichsten Zeitreihen, in denen die Abtastfrequenz, die Korrektur der Sensorfehler sowie die Länge und Kinematik der Bewegung verändert wurden, durchgeführt. Es konnte in keinem Fall ein zufriedenstellendes Ergebnis für die Position und Geschwindigkeit erzielt werden.

Da für eine Positionslösung die Drehraten dreifach und die Beschleunigungsmessungen zweifach integriert werden, reicht eine Bias-Korrektur der kalibrierten Rohdaten für die Positionslösung in einem Strapdown-Algorithmus nicht aus. Betrachtet man jedoch die Attitudelösung in Abbildung 48 erkennt man, dass, ausgenommen kurz- bis mittelfristiger Abweichungen um 1°, die Attitude durch eine Berücksichtigung des Bias sinnvoll

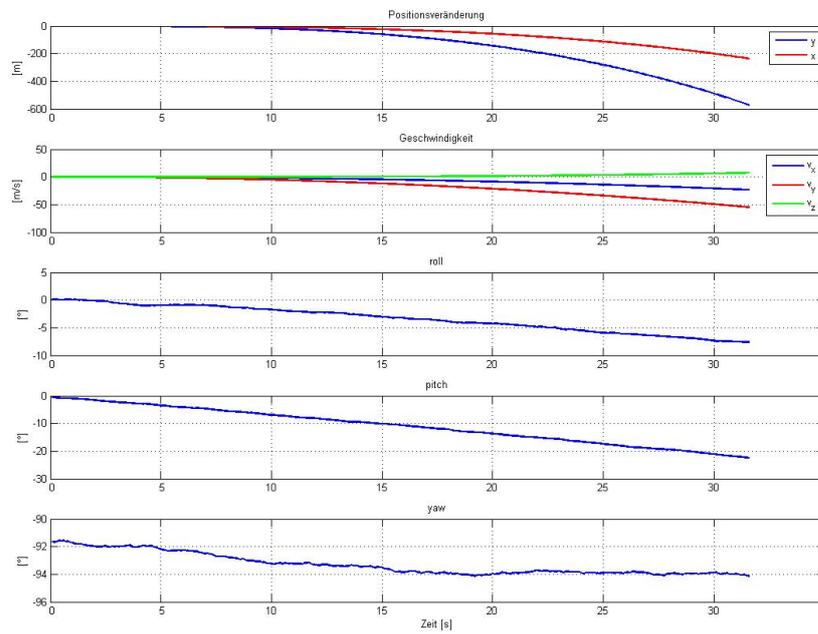


Abbildung 47: Strapdown-Auswertung einer Rohdatenmessung eines MTx Sensors

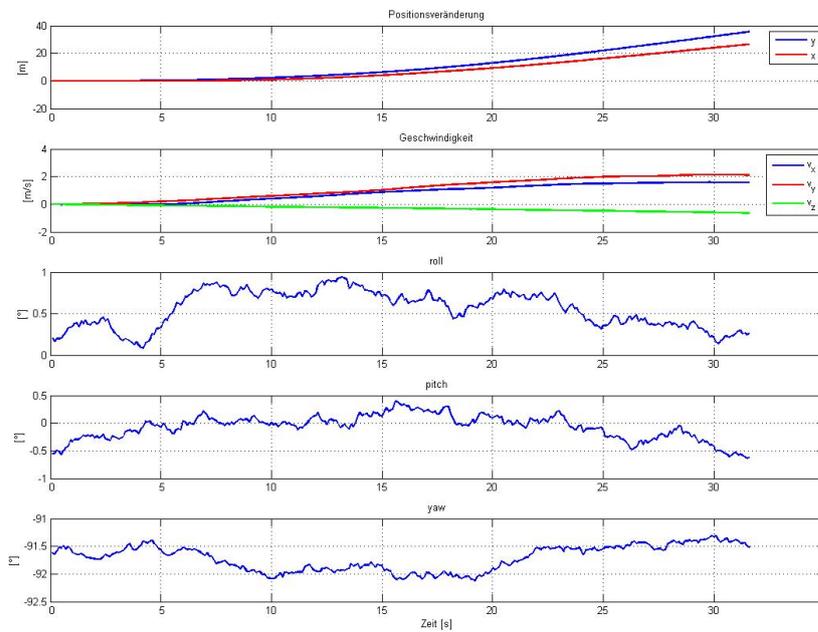


Abbildung 48: Strapdown-Auswertung einer Bias-korrigierten Rohdatenmessung

berechnet werden kann.

Aus den Versuchen mit einem Strapdown-Algorithmus ist also ersichtlich, dass die Berechnung einer Positionslösung mit einem Strapdown-Algorithmus unter Verwendung von low-cost MEMS Sensoren nicht sinnvoll ist. Es ist kein Ergebnis ohne aktive Stützung oder Korrektur der Akzelerometer- und Gyroskopfehler zu erzielen. Es zeigt sich jedoch, dass zumindest eine Integration einer Attitudelösung bei Berücksichtigung der Sensorfehler möglich ist. Hierfür braucht es jedoch streng genommen nicht den gesamten Formelapparat des Strapdown-Algorithmus.

Ein Strapdown-Algorithmus berücksichtigt nur die Bewegung der IMU sowie die Scheinkräfte der Erdbeschleunigung und der Coriolisbeschleunigung. Andere Scheinbeschleunigungen, wie die Zentrifugalbeschleunigung eines Objekts durch seine eigene Bewegung werden in einem Strapdown-Algorithmus nicht miteinbezogen. Theoretisch müsste dies also im Postprocessing geschehen, doch zum Beispiel im Manual der Software Inertial Explorer, einer Software zur Auswertung hochgenauer INS, gibt es keine Hinweise auf einen solchen Korrekturschritt.

## 5.7 Fazit

Die Analyse der Messdaten liefert einen Aufschluss über das Verhalten eines MEMS Sensors wie der betrachteten Xsens MTx.

In statischen Untersuchungen wird das Rauschen sowie das Verhalten des Rauschens bei verschiedenen Frequenzen der Sensoren beschrieben. Hier ist ein deutliches Aufheizeverhalten, vor allem der Beschleunigungssensoren, ersichtlich. Eine Akklimationsphase von etwa 15 Minuten ist notwendig, um Aufheizeffekte zu vermeiden. Ebenso durch Untersuchungen in Ruhe kann der absolute Bias-Fehler der Sensoren festgestellt werden. Hier fällt auf, dass diese Bias-Fehler stark einschaltabhängig sind und eine eventuelle Kalibrierung nur kurzfristig möglich ist.

Durch eine Spektralanalyse können die Sensoren auf Auffälligkeiten im Frequenzbereich untersucht und eventuelle Störfrequenzen erkannt werden. Im statischen Fall sind die Anregfrequenzen der Sensoren selbst ersichtlich, bei einer Analyse mit laufendem Motor ist eindeutig die Motordrehzahl erkennbar. Eventuelle ZUPT Updates sollten daher bei Motorstillstand durchgeführt werden. Mittels einer Allan-Varianz wurden die verschiedenen Fehlereinflüsse, welche auf inertielle Sensoren wirken, untersucht. Bei der Betrachtung der Bias-Stabilität zeigt sich bei moderaten Mittelungszeiten, dass der Bias der Gyroskope auf etwa  $0.05^\circ/\text{s}$  geschätzt werden kann. Sensorfehler wie Linearitätsabweichung, Maßstabsfaktor und Misalignment konnten in dieser Diplomarbeit nicht untersucht werden. Diese sollten jedoch ab Werk kalibriert sein.

Bei der Anwendung der Algorithmen der Navigation, wie einem Alignment und einem Strapdown-Algorithmus, mit der Xsens MTx werden die Grenzen zwischen MEMS IMU und hochgenauen, für Navigationszwecke verwendete IMU, deutlich. Es ist nicht möglich, die Erddrehung zu detektieren und somit ein vollständiges Alignment durchzuführen. Ebenso ist die Auswertung eines Strapdown-Algorithmus mit den kalibrierten Daten direkt aus der MEMS IMU, ohne die Sensorfehler näher zu berücksichtigen, nicht zielführend.

IMU mit Akzelerometern und Gyroskopen dieser Güte müssen bei Anwendungen der Navigation, wo eine Integration der inertialen Sensordaten stattfindet, kontinuierlich gestützt werden. Das ist auch der Grund, wieso Xsens den MT Sensor überhaupt mit einem eigenen, ständig arbeitenden Fusionsalgorithmus ausstattet und ihn als AHRS und nicht als INS bezeichnet.

## 6 Untersuchung des Fusionsalgorithmus

In diesem Kapitel der Diplomarbeit wird die Untersuchungen des Xsens Fusionsalgorithmus beschrieben. Für diese Untersuchung wurde eine Messung mit der MTx benötigt. Da es sich um eine Untersuchung vor dem Hintergrund der Autonavigation handeln soll, wurde die Messung als Messfahrt mit einem Auto durchgeführt.

### 6.1 Messfahrt

Im Verlauf des Projekts IMUVar, durchgeführt in Kooperation mit dem Institut für Navigation und Satellitengeodäsie und des JOANNEUM Research, wurde eine Messplattform für Messungen in der Domäne der Autonavigation entwickelt. Die Plattform kann mit vier Verschlüssen variabel auf der Dachreling eines Autos montiert werden und bietet Platz zur Befestigung von drei IMU und vier GNSS Antennen auf den Auslegern. Die Hebelarme auf der Plattform im körperbezogenen System zwischen den Positionen für IMU und GNSS Antennen sind eingemessen und bekannt. Diese Messplattform steht dem Institut für Navigation nun für Messfahrten zur Verfügung und wurde auch für diese Diplomarbeit verwendet. In Abbildung 49 ist der Messaufbau samt Messauto zu sehen. Man erkennt die Messplattform, montiert auf der Dachreling des Messautos. Außerdem sind schon eine GNSS Antenne und eine IMU auf der Plattform montiert.



Abbildung 49: Messaufbau

#### Verwendete Messgeräte

Für diesen speziellen Versuch wurde eine Messfahrt durchgeführt. Es wurden insgesamt zwei GNSS Sensoren und zwei IMU mitgeführt. Bei den GNSS Sensoren handelt es sich um die Geräte

- Novatel FlexPack
- Sigma Javad

Hierbei handelt es sich um geodätische Zweifrequenz- Empfänger. Sie können mit einer Aufzeichnungsrate von bis zu 100 Hz betrieben werden und eignen sich für hochgenaue Bestimmungen von Fahrzeugtrajektorien.

Bei den IMU verwendete man die Geräte

- iMAR iNav-RQH
- Xsens MTx

Bei der iNav-RQH handelt es sich um eine hochgenaue IMU der Firma iMAR. Die iNav-RQH wird aufgrund ihrer hohen Genauigkeit für vielfältige Applikationen wie Land-, Luft- und Unterwassernavigation eingesetzt. Die Abtastfrequenz kann bis zu 2000 Hz betragen. Die Akzelerometer weisen einen Bias unter  $0.6\mu m/s^2$  auf. Die Gyroskope sind in RLG Bauweise ausgeführt und besitzen einen maximalen Bias von  $0.003^\circ/h$ . Die iMAR iNav-RQH ist also eine hochgenaue IMU mit hoher Bias-Stabilität.

Die Xsens MTx ist die MEMS IMU, welche in dieser Diplomarbeit untersucht werden soll.

In Abbildung 50 ist der hintere Teil der Messplattform ersichtlich. Hier erkennt man die Montierung der beiden verwendeten IMU, der iMAR iNav-RQH und der Xsens MTx. Man erkennt deutlich den Größenunterschied der Geräte, außerdem ist das Koordinatensystem, in welchem die IMU messen, angedeutet. Da später die Ausrichtung der beiden IMU zueinander verglichen werden soll, ist eine sorgfältige Ausrichtung wichtig. Die iNav-RQH besitzt einen bestimmten Platz auf der Plattform, an welchem sie mit Schrauben fixiert wird. Die Xsens MTx wird anhand markierter Linien an der Messplattform fixiert. Da beide IMU plan auf der Plattform aufsitzten, sollten keine Unterschiede in roll und pitch feststellbar sein. Ist jedoch der MTx Sensor nicht exakt an den markierten Linien ausgerichtet, könnte sich ein Offset in yaw-Richtung im Verhältnis zur iNav-RQH ergeben. Die Xsens wurde sorgfältig montiert, eine maximale Abweichung von 0.5 mm auf der Länge von 5 cm entlang der Xsens entsprechen einem Fehler in yaw von  $0.5^\circ$ . Da die Xsens MTx jedoch sowieso eine Information zu ihrer absoluten Ausrichtung in yaw benötigt, muss dieser Fehlereinfluss nicht weiter betrachtet werden.

Die Messung mit dem Javad Empfänger wurde auch zur Synchronisation mit der iNav-RQH herangezogen. Die Zeitsynchronisation erfolgt hier direkt über das pulse-per-second (PPS) Signal des GNSS Empfängers. Ein PPS Signal liefert einen Puls jede volle Sekunde, die absolute Genauigkeit der Synchronisation erreicht nach Längauer (2010) eine Genauigkeit unter  $1\mu s$ . Deshalb kann der Zeitstempel der iNav-RQH bei Vergleichen mit dem MTx Sensor als absoluter Wert angenommen werden.

Zusätzlich wurde am Dach des Geodäsiegebäudes Steyrergasse 30 in Graz auf dem Messpfeiler 5 ein GPS Empfänger als Basisstation verwendet. Hier wurde das Ashtech-Gerät Nummer 2 des Instituts für Navigation eingesetzt. Vor der Messung wurde den verwendeten Messeinheiten eine genügend lange Akklimationszeit gewährt.

### **Hebelarm und Ausrichtung der Messgeräte**

In Abbildung 51 ist das körperbezogene Koordinatensystem des Messautos abgebildet. Da die IMU ihr eigenes Koordinatensystem aufweisen, siehe Abbildung 50, muss dies bei der Berechnung berücksichtigt werden.

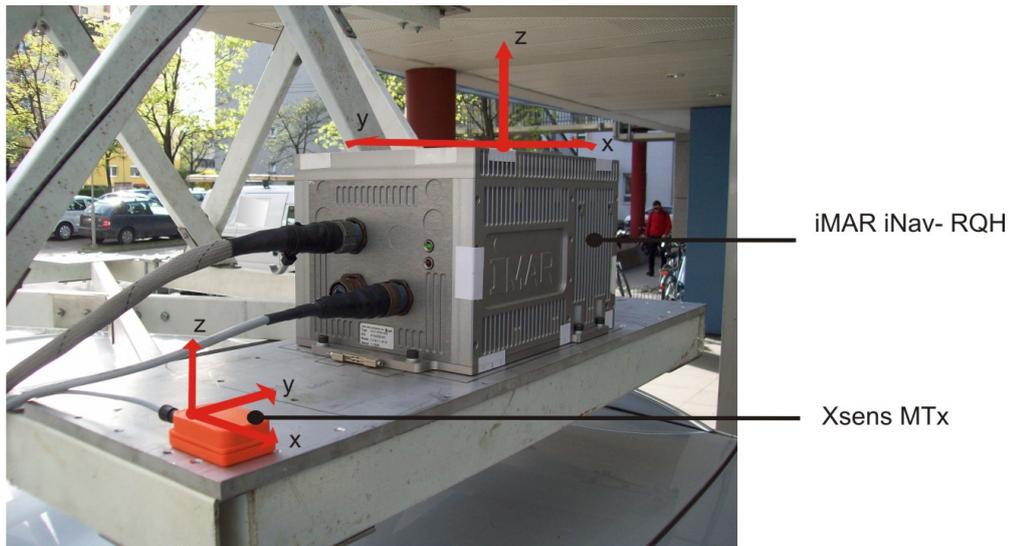


Abbildung 50: Messaufbau der IMU

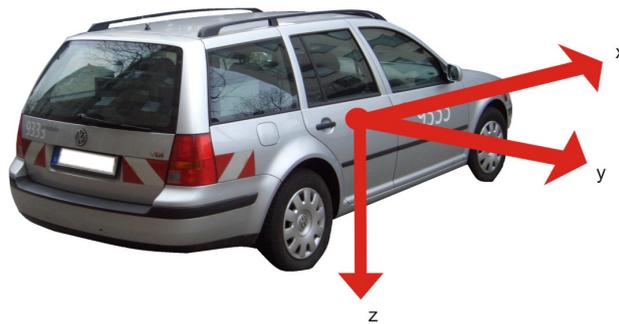


Abbildung 51: Körperbezogenes Koordinatensystem Messauto

In Tabelle 10 sind die Hebelarme vom Zentrum der IMU zu den Befestigungen der GNSS Antennen gegeben.

Tabelle 10: Hebelarm der Messplattform

Hebelarm	X [m]	Y [m]	Z [m]
MTx zu Javad	-0.102	0.328	0.650
MTx zu FlexPack	-2.263	0.341	0.645
iNav- RQH zu Javad	-0.072	0.037	0.546
iNav- RQH zu FlexPack	-0.059	2.198	0.541

Die Messfahrt wurde im Zuge einer Messung des Instituts für Navigation im April 2011 durchgeführt. Bei dieser Messung wurden zwei Messfahrten, eine am Montag, den 11. April und eine am Dienstag, den 12. April durchgeführt. Die Ausrüstung wurde

vor der Messfahrt unabhängig voneinander getestet und die Kontrolle beziehungsweise Auswertung des Javad GNSS Empfängers und der iNav-RQH IMU sollten am selben Laptop wie die Messung der Xsens MTx aufgezeichnet werden. Obwohl der Laptop einerseits mit dem Javad GNSS Empfänger und der iNav-RQH IMU und andererseits mit der Xsens MTx einwandfrei aufzeichnet, hängte sich das System beim Einschalten all dieser Systeme immer wieder auf, der Versuch musste daher abgebrochen werden. Da all diese Systeme über die serielle Schnittstelle arbeiten, und die Xsens Software alle seriellen Ports durchscannt, um den MTx zu lokalisieren, ist es wahrscheinlich, dass hier ein Hardwarekonflikt aufgetreten ist.

Bei der Messfahrt am Dienstag, den 12. April wurde daher ein eigener Laptop für die Xsens MTx mitgeschickt, um die Aufzeichnung durchführen zu können. Der Teil der Messfahrt, in dem die MTx aufzeichnete, wurde in zwei Abschnitte aufgeteilt. Es wurden die Abschnitte mit den längsten Fahrten in urbanem Gelände der Stadt Graz gewählt, um eine repräsentative Messfahrt für die Autonavigation im urbanen Gelände zu erhalten. Die beiden Messungen wurden jeweils mit einer Abtastfrequenz von 100 Hz aufgezeichnet.

Die erste Messreihe wurde am Parkplatz der Technischen Universität Graz um etwa 8:06 Ortszeit gestartet und wurde etwa über 68 Minuten aufgezeichnet.

Die zweite Messreihe wurde um etwa 13:13 Ortszeit gestartet und wurde über etwa 41 Minuten aufgezeichnet. Die Messfahrt endete schließlich wieder am Parkplatz der Technischen Universität Graz.

Im nun folgenden Teil der Diplomarbeit werden der Einfachheit halber die beiden Messreihen lediglich als Messfahrt 1 und Messfahrt 2 beschrieben.

## 6.2 Auswertung der Messfahrt

Für einen Vergleich mit der MTx wurde also die Messung mit der hochgenauen iNav-RQH und geodätischen GNSS Empfängern ausgewertet. Diese Auswertung der Messfahrt erfolgte mit dem kommerziellen Programm Inertial Explorer der Firma NovAtel, welches am Institut für Navigation zur Verfügung steht. Zusätzlich stehen noch andere NovAtel Waypoint-Produkte zur expliziten Auswertung von GNSS zur Verfügung.

Die Daten der GNSS Empfänger können mit Hilfe des GNSS Data Converter in Waypoint-taugliche Rohdatenformate transformiert werden. IMU Daten können mit Hilfe des IMU Data Converter in ein Rohdatenformat transformiert werden, dass von Inertial Explorer verarbeitet werden kann.

Inertial Explorer stellt nun prinzipiell die Möglichkeit dar, integrierte Trajektorien auszuwerten. Die Koppelung kann loosely coupled oder tightly coupled berechnet werden. Für den Vorgang einer loosely coupled Berechnung benötigt man eine fertig prozessierte GNSS Trajektorie und die IMU Rohdaten. Für eine tightly coupled Berechnung benötigt man direkt die GNSS und IMU Rohdaten. Speziell bei den Einstellungen der IMU Daten ist mit Vorsicht vorzugehen. Es ist extrem wichtig, dass hier das richtige Fehlermodell für die verwendete IMU ausgewählt wird. Nach dem Inertial Explorer Manual NovAtel (2010) wird ein solches Fehlermodell zwar beruhend auf gemessenen Standardabweichungen skizziert, jedoch am Ende hauptsächlich durch Erfahrungswerte erstellt.

Für die iNav-RQH existiert ein solches Fehlermodell, es wurde von iMAR entwickelt und steht für die Auswertung zur Verfügung. Schließlich müssen noch die Einstellungen der Dauer und Art der Alignments getätigt werden, sowie die Richtung der Auswertung beziehungsweise eine Kombination aus Vor- und Rückwärtsauswertung eingestellt werden.

Prinzipiell trachtet man danach, eine integrierte Auswertung beidseitig durchführen zu können. Da das Fehlerverhalten einer Position, berechnet aus integrierten Messungen, exponentiell mit der Zeit steigt, versucht man durch eine Auswertung in beide Richtungen und anschließender Glättung mit richtiger Gewichtung der Auswertungen die auftretenden Fehler zu begrenzen.

Für die beiden Zeitreihen der MTx Messung wurde nun die Auswertung einer Referenz mit der hochgenauen iNav-RQH und einer DGNSS Auswertung durchgeführt. Für den Zeitraum der Messfahrt 1 wurde eine tightly coupled Auswertung der iNav-RQH mit einer DGNSS Lösung zwischen der Basistation am Dach des Geodäsiegebäudes und des Javad-Empfängers beidseitig berechnet. Das Ergebnis der Genauigkeit der Attitude ist in Abbildung 52 ersichtlich. Während statischen Phasen erkennt man jeweils ein leichtes Anwachsen der geschätzten Standardabweichung, insgesamt liegt die Standardabweichung der Attitudewinkel um und unter  $0.5'$ . Die Werte für roll und pitch sind erwartungsgemäß besser als jene für den yaw-Winkel.

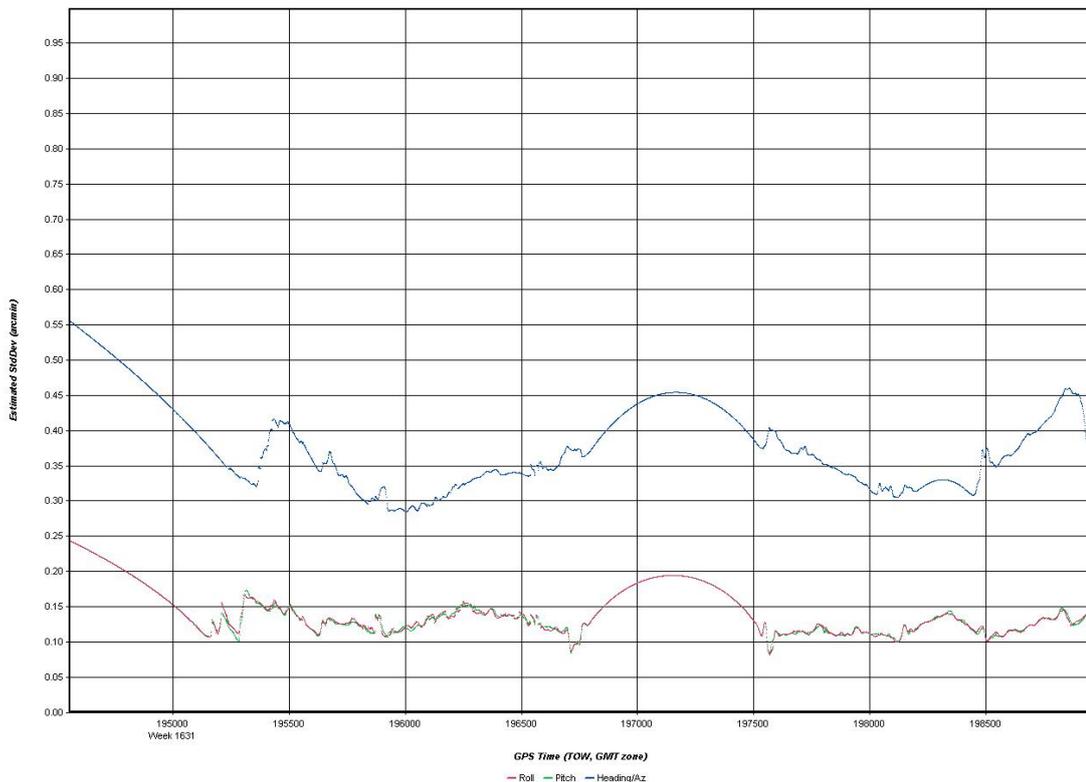


Abbildung 52: Attitude Genauigkeit der Referenzmessung Messfahrt 1

Da im Zeitraum der Messfahrt 2 am Ende der Messung keine statische Phase mehr

auszumachen ist, wurde die tightly-coupled Auswertung hier nur vorwärts prozessiert. Das Ergebnis der Genauigkeit der Attitude für die 2te Messfahrt ist in Abbildung 53 gegeben. Durch die Vorwärtsprozessierung erkennt man ein stetiges Anwachsen der geschätzten Genauigkeiten der Attitude, besonders im yaw-Winkel. Trotzdem bleiben die Standardabweichungen für die Messfahrt 2 noch um und größtenteils unter 3'. Da die erwartete Standardabweichung der zu vergleichenden Xsens MTx Attitude 2° beträgt, kann auch die Messfahrt 2 problemlos mit der Referenztrajektorie verglichen werden.

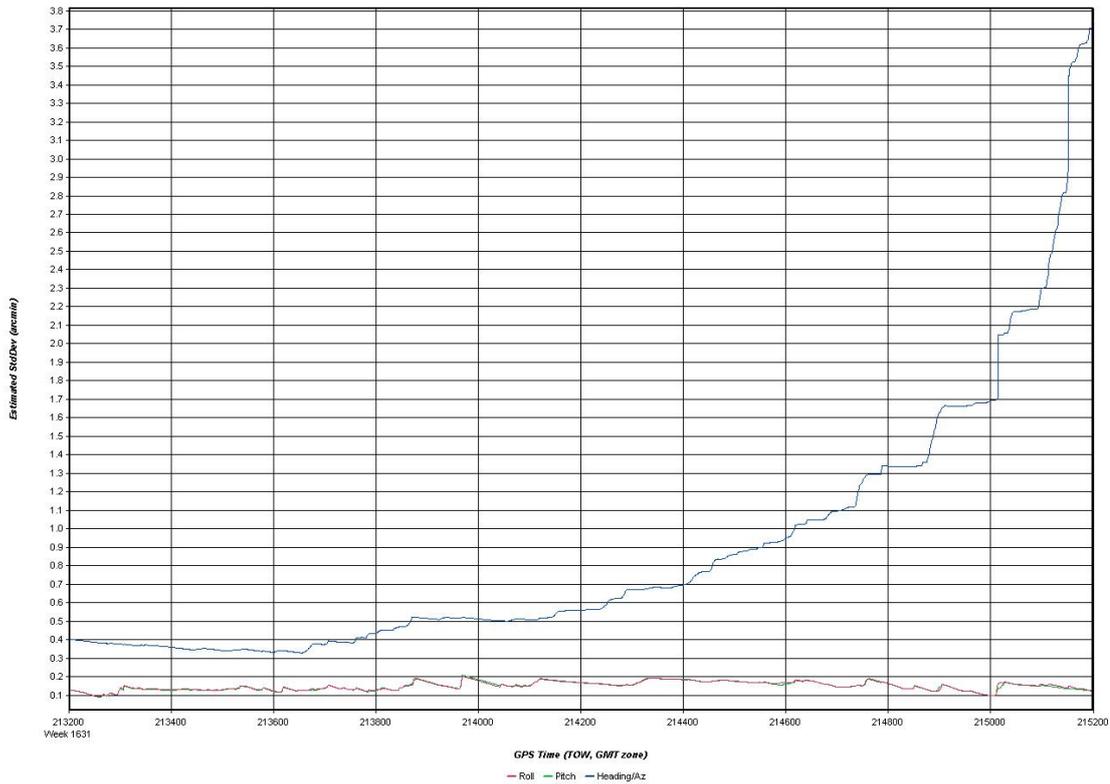


Abbildung 53: Attitude Genauigkeit der Referenzmessung Messfahrt 2

Auch die Position und Geschwindigkeit der tightly-coupled Auswertung sind in den erwarteten Bereichen. Für die Position kann man Standardabweichungen von unter 1 dm bis zu 5 cm erzielen, die geschätzten Standardabweichungen der Geschwindigkeit bewegen sich um  $0.005 \text{ m/s}^2$ . Für den Endbereich der zweiten Messung sind auch diese Werte erhöht.

Einerseits wurde also eine tightly-coupled Lösung der hochgenauen iNav-RQH IMU mit einer DGNSS Lösung als Referenzlösung erstellt. Hier erhalten wir eine hochgenaue Trajektorie der Messfahrt, die Geschwindigkeit sowie die Attitude der Messplattform. Andererseits wurde auch eine einfache GNSS Codelösung eines Empfängers der Auto-trajektorie für spätere Untersuchungen ausgewertet.

Umfangreiche Untersuchungen zur Genauigkeit, unter anderem der iMAR iNav-RQH stellt die Diplomarbeit Längauer (2010) an. Es ist ersichtlich, dass die erzielten Genauigkeiten im Bereich der erreichbaren Genauigkeit einer tightly-coupled Auswertung einer

IMU dieser Güte liegen.

### **Zeitstabilität Xsens MTx**

Der Xsens MTx Sensor kann entweder autonom betrieben werden oder mittels externer Information synchronisiert werden. In dieser Diplomarbeit wurde der MTx Sensor autonom während der Messfahrt aufgezeichnet. Die Synchronisation der Xsens MTx mit der iNav-RQH erfolgte im postprocessing mit der Berechnung einer Kreuzkorrelation zwischen den Sensordaten. Die beiden Messfahrten wurden so auf den jeweiligen Startzeitpunkt der Messfahrt synchronisiert. Bei der Aufzeichnung im autonomen Modus setzt die Xsens MTx einen eigenen Zeitstempel. Wie auch die Anregfrequenz der Sensoren wird die Steuerung der Setzung des Zeitstempels über diesen Quarz generiert. Solche Quarze sind jedoch Alterungsprozessen, temperaturabhängigem Verhalten und einschaltabhängigem Verhalten unterworfen. Ein Vergleich mit dem hochgenauen PPS Signal der iNav-RQH und dem Zeitstempel der Xsens ergibt bei beiden Messfahrten jeweils eine Abweichung von 4 Zeitstempeln bei 100 Hz Aufzeichnung nach einer Stunde Messzeit. Der Zeitstempel der Xsens MTx weist also eine konstante Abweichung von 40 ms/h auf, was in etwa 1 s pro Tag entspricht.

Die Diplomarbeit Längauer (2010) zeigt, dass eine Integration mit 1 s Abweichung in der Zeitsynchronisation nicht mehr sinnvoll ist. Dies macht für längere Aufzeichnungszeiten eine Synchronisation der Xsens MTx mit externen Uhren oder Ereignissen notwendig.

### **6.3 Xsens-Fusionsalgorithmus**

Der Xsens-Fusionsalgorithmus berechnet also die Attitude, wahlweise in Eulerwinkeln, als Rotationsmatrix oder in Quaternionen. Der Algorithmus verwendet die Daten aus den Akzelerometern, den Gyroskopen und den Magnetsensoren.

Die inertialen MEMS Sensoren weisen große Bias-Terme auf, die Stabilität der Biases ist jedoch nicht gut genug, dass eine Kalibrierung dieser Bias hilfreich ist. Eine Lösung einer Attitude kann deshalb nicht durch Integration der Drehraten, ausgehend von einer Startattitude, erfolgen. Dies würde nach kurzer Zeit zu unberechenbaren Fehlern führen. Man muss also die Lösung kontinuierlich mit absoluten Werten stützen.

Ein MEMS Sensor der Genauigkeitsklasse des MTx kann von Grund auf kein gyrocompassing durchführen. Deshalb bedient sich der MTx Sensor der Magnetkompasslösung. Zumindest bei der Initialisierung des Geräts wird diese Magnetkompasslösung immer herangezogen. Ob man sie für den weiteren Verlauf der Messung verwenden möchte, lässt sich einstellen.

Die vorhin angesprochene, absolute Stützung der Attitudewinkel funktioniert in roll- und pitch-Richtung über die Akzelerometer. Es wird zu jedem Zeitpunkt ein levelling, ähnlich dem coarse Alignment, berechnet und daraus ein absoluter Wert für roll und pitch berechnet. Die absolute Stützung für yaw wird natürlich zu jedem Zeitpunkt aus der Magnetkompasslösung berechnet.

Nun kennt man zu jedem Zeitpunkt eine absolute Lösung jedes Attitudewinkels und mit den Drehraten ebenso eine relative. Dieser absolute und relative Wert wird in einem Filter mit der angepriesenen Xsens-Fusionsalgorithmuslösung zusammengeführt.

Da man sich der Genauigkeit der absoluten Lösungen nicht sicher sein kann - die oben beschriebenen Lösungen gelten streng genommen nur im statischen Fall mit homogenem Magnetfeld - wird die Genauigkeit der absoluten Lösung im Verdachtsfall herabgesetzt oder gar ausgesetzt. Dies gilt zum Beispiel für den Fall, dass sich die absolute Lösung für yaw aus der Magnetfeldmessung und die relative Lösung aus den aufintegrierten Drehraten stark unterscheiden. Dann wird für einen gewissen Zeitraum die Genauigkeit der absoluten Lösung heruntergesetzt.

Für langsame Bewegungen, wie die eines Fußgängers, ist diese Art der Filterung berechtigt. Teichmann (2008) zeigt in ihrer Diplomarbeit, dass die Ablenkung der Magnetometer durch einen magnetischen Gegenstand, wie eine Straßenlaterne, durch diesen Fusionsalgorithmus ausgeglichen werden kann.

Genau genommen stützen also die Gyroskope die Lösung der Akzelerometer und Magnetsensoren im Fall einer AHRS. Bei hochgenauen INS ist das Umgekehrte der Fall. Sensoren wie Beschleunigungsmesser werden bei Startbedingungen zum coarse Alignment benötigt, doch während der Messung wird die Lösung der Gyroskope alleine verwendet.

Die kalibrierten Daten sowie die Lösung des Xsens-Fusionsalgorithmus der MTx Messung werden im Xsens-eigenem Koordinatensystem ausgegeben. Dieses muss, um es mit der Messfahrt vergleichen zu können, auf das Koordinatensystem der Messplattform modifiziert werden. Dies geschieht einfach, indem man die x-Achse  $x = -x$  setzt, die y-Achse  $y = y$  gleich belässt und die z-Achse  $z = -z$  setzt. Die erhaltenen Eulerwinkel der Attitude aus dem Fusionsalgorithmus ergeben sich damit aus  $roll = -roll$  da die x-Achse negativ wird,  $pitch = pitch$  bleibt erhalten und um die entgegengesetzte Drehrichtung im heading zu erhalten, muss  $yaw = 180^\circ - yaw$  werden.

#### 6.4 Ergebnisanalyse des Fusionsalgorithmus

Der Xsens-Fusionsalgorithmus liefert nun die Eulerwinkel der Attitude. Es ist jedoch nicht möglich, geschätzte Geschwindigkeiten oder gar Positionen ausgeben zu lassen. Da die Auswertung der Attitude der Referenzmessung mit einer Standardabweichung von wenigen Sekunden geschieht, werden diese Werte als wahre Referenz für Vergleiche mit der Xsens MTx verwendet.

Bei den beiden Messfahrten, die nun analysiert werden, handelt es sich um zwei Abschnitte einer längeren Messfahrt wie in Kapitel 6.1 beschrieben. Den beiden Abschnitten liegen unterschiedliche Einschaltvorgänge der Xsens MTx zugrunde, die Befestigung auf der Messplattform und die Ausrichtung im Verhältnis zur iMar iNav-RQH ist jedoch dieselbe. Eventuelle Offsets in der Ausrichtung in roll und pitch liegen an Bias-Fehlern der Akzelerometer und einem Misalignment der Sensorachsen der MTx. Ein Offset in der Domäne des yaw-Winkels liegt beim Xsens-Fusionsalgorithmus natürlich an den Magnetometern. Hier muss für jedes Fahrzeug ein eigener Offset bestimmt werden. Die eben beschriebenen Offsets wurden für beide Messfahrten gesamt ausgewertet und werden in der Analyse der Attitudewinkel nicht weiters betrachtet.

In den Abbildungen 54 und 55 sind nun die Vergleiche der Attitudewinkel der als Referenz dienenden iNav-RQH und der MTx dargestellt. Die Attitude ist hier aufgeteilt

in roll, pitch und yaw, als Zeitreihe dargestellt. In Rot wird die Attitude der iNav-RQH Auswertung, in Blau die Auswertung des Fusionsalgorithmus der MTx gezeigt.

Bei der Auswertung der Messfahrt 1 in Abbildung 54 sieht man sofort die deutlichen Abweichungen in roll und pitch, welche regelmäßig Spitzenabweichungen an die  $10^\circ$  aufweisen, sich jedoch absolut mittelfristig wieder stabilisieren. In yaw erkennt man Abweichungen von bis zu  $100^\circ$ . Inmitten der Messfahrt 1 tritt der Fall ein, dass die MTx Lösung eine vollständige Umdrehung anzeigt, obwohl sich die wahre Ausrichtung nur um wenige  $^\circ$  ändert.

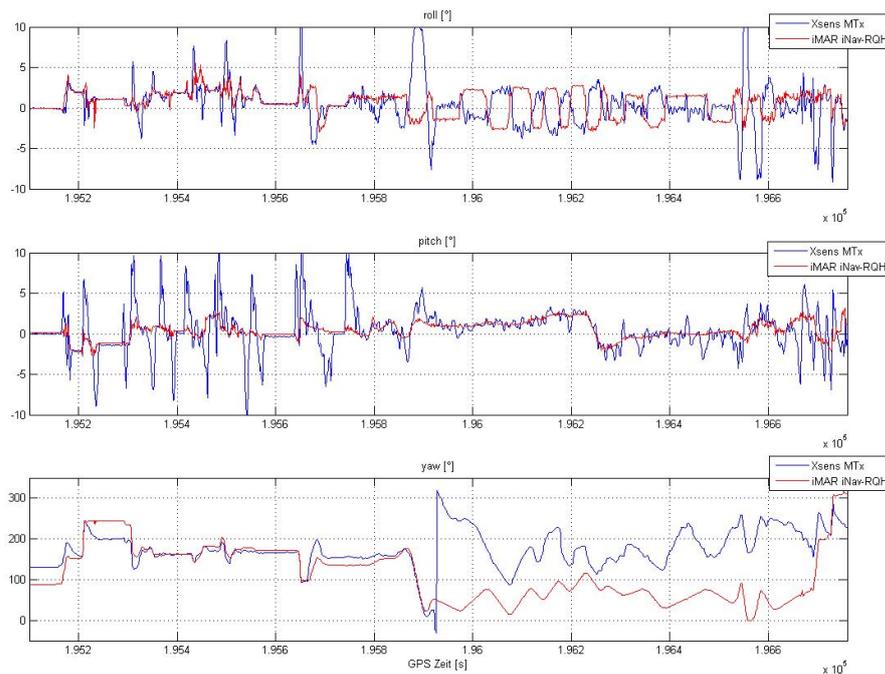


Abbildung 54: Vergleich der Attitudewinkel Messfahrt 1

Die Auswertung der Messfahrt 2 in Abbildung 55 zeigt ein ähnliches Verhalten in roll und pitch mit Spitzen um die  $10^\circ$ , welche in der wahren Ausrichtung nicht ersichtlich sind. Daneben zeigt jedoch der Vergleich des yaw-Winkels nicht solch exorbitante Abweichungen wie in der Messfahrt 1, sondern lediglich Abweichung von einigen  $10^\circ$ , welche aufgrund der nicht gegebenen Homogenität des Magnetfeldes im Straßenverkehr zu erwarten waren.

In beiden Messfahrten ist in roll, bei der Messfahrt 1 zum Beispiel in der Zeitspanne 196000 s bis 196500 s, ein auffälliges, gegenläufiges Verhalten der roll-Winkel im Vergleich der MTx Lösung zur iNav-RQH Lösung ersichtlich.

In den Abbildungen 56 und 57 sind nun die Ablagen der Attitude der beiden Messfahrten dargestellt. Man erkennt für roll und pitch jeweils eine grundlegende Abweichung um die  $2^\circ$  bis  $3^\circ$ , jedoch sind regelmäßige Spitzen von bis zu  $10^\circ$  anzufinden. Wie schon vorhin diskutiert, beträgt die Abweichung von yaw bei Messfahrt 1 teilweise über  $100^\circ$ . Die Abweichungen in yaw bei Messfahrt 2 sind, obwohl langfristig absolut stabil, um bis

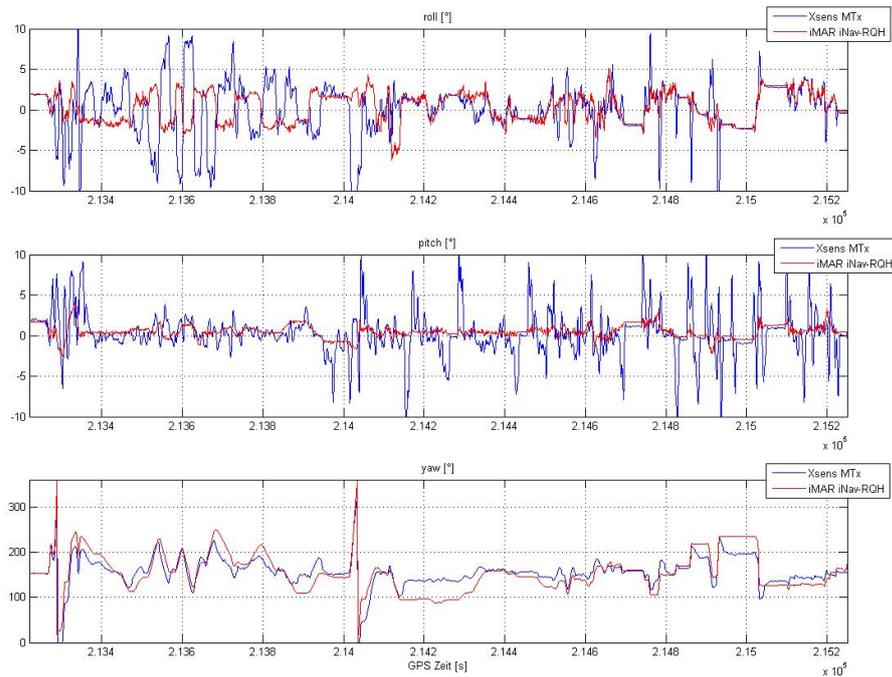


Abbildung 55: Vergleich der Attitudewinkel Messfahrt 2

zu  $50^\circ$  fehlerbehaftet.

Bei den Residuen der Messfahrt 1 sind besonders bei pitch am Anfang der Messfahrt starke, in Spitzen auftretende Abweichungen erkennbar. Dasselbe Verhalten zeigt sich in pitch am Ende der Messfahrt 2. Da der Anfang der Messfahrt 1 die Fahrt aus der Stadt und das Ende der Messfahrt 2 die Fahrt in die Stadt ist, ist dieses Verhalten direkt mit dem Bewegungsmodell bei einer Autofahrt in urbanem Gelände korreliert.

In Tabelle 11 sind nun die streng berechneten Standardabweichungen der Attitudewinkel der Xsens MTx unter Verwendung der iNav-RQH als wahre Lösung angegeben. Hier wurde eine Standardabweichung über den gesamten Zeitraum, also auch über die Stehphasen berechnet. Damit entsprechen diese Werte nicht direkt einer dynamischen Genauigkeit, können jedoch für einen Vergleich mit einer eigens berechneten Lösung dienen.

Tabelle 11: Standardabweichung der Attitude des Xsens-Fusionsalgorithmus

Standardabweichung	roll [°]	pitch [°]	yaw [°]
Messfahrt 1	3.2	2.3	77
Messfahrt 2	3.5	2.4	25

In Abbildung 58 ist nun ein Ausschnitt der Messfahrt für roll, pitch und yaw gezeigt. Zusätzlich zu den Attitudewinkeln der beiden IMU sind einerseits eine berechnete

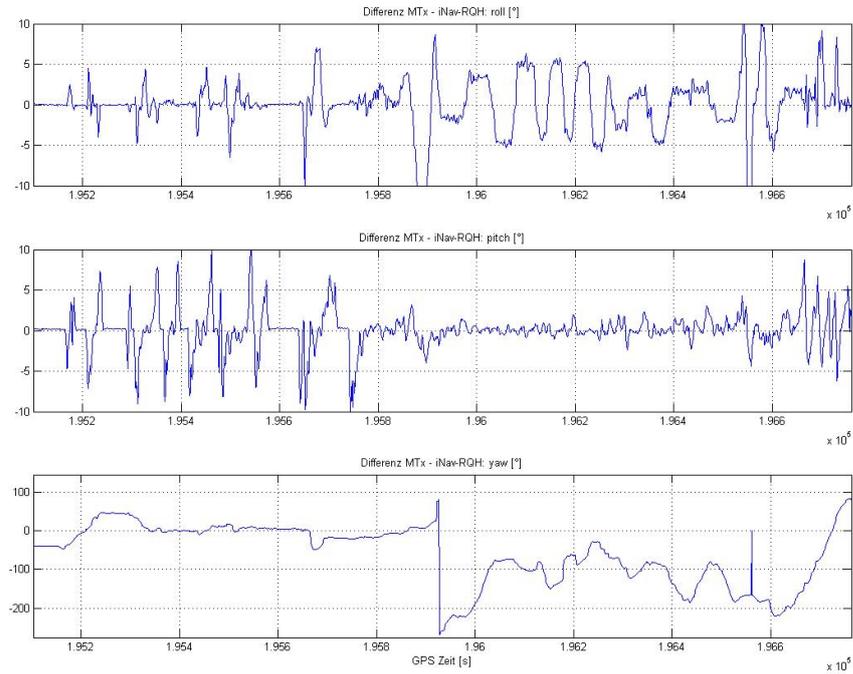


Abbildung 56: Residuen der MTx Attitude Messfahrt 1

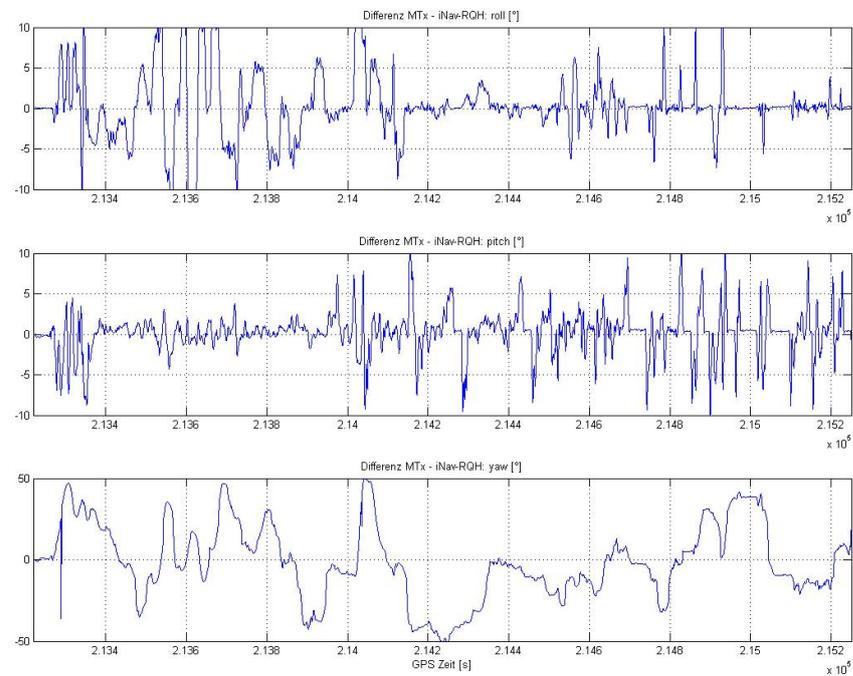


Abbildung 57: Residuen der MTx Attitude Messfahrt 2

Levelling-Lösung und andererseits eine berechnete Magnetkompasslösung dargestellt. Die Levelling-Lösung ist eine Lösung für roll und pitch, welche zu jedem Zeitpunkt der Messung aus den Akzelerometern nach Kapitel 3.6.1 berechnet wurde. Die Magnetkompasslösung ist eine Lösung für yaw, welche zu jedem Zeitpunkt der Messung aus den Magnetometern nach Kapitel 3.6.3 berechnet wurde.

Hier ist deutlich erkennbar, wie stark sich die Lösung des Xsens-Fusionsalgorithmus an die Lösung des levelling und des Magnetkompasses anhängt. Die Lösung des Xsens-Fusionsalgorithmus entspricht, bis auf sehr kurzfristige Phasen, in denen die Gewichtung zwischen absolutem und relativem Winkel besser funktioniert, den Lösungen berechnet aus Akzelerometern und dem Magnetkompass. In yaw ist zum Beispiel im Zeitraum zwischen 196050 s und 196100 s ersichtlich, dass der Wert der MTx der wahren Bewegung folgt, obwohl die Magnetkompasslösung in entgegengesetzter Richtung ausschlägt. Dies ändert jedoch nichts daran, dass die MTx Lösung sich später wieder der Magnetkompasslösung anpasst und absolut in diesem Bereich sowieso um über  $100^\circ$  fehlerhaft ist. Im Fall der Autonavigation sind jedoch die Lösungen des levelling bei gewissen Bewegungen sowie die Lösung des Magnetkompass weitestgehend unbrauchbar.

Andererseits tritt durch diese starke Einbindung der absoluten Lösungen kein langfristiger Trend der Attitude, wie in den Strapdown-Versuchen mit den Gyroskopen gezeigt wurde, auf.

Nach Skog (2009) führen Stromkabel oder Gebäude entlang einer Fahrzeugtrajektorie zu großen Variationen im lokalen Magnetfeld. Dies führt zu unvorhersehbaren Fehlereinflüssen bei der Verwendung eines Magnetkompasses, wonach man die Verwendung von Magnetkompassen in der Fahrzeugnavigation hinterfragen sollte.

Die Einbeziehung des Magnetometers als Stützung der Gyroskope muss also, unter besonderer Berücksichtigung der Auswertung der Messfahrt 1, für die Autonavigation verworfen werden. Hier sind offensichtliche magnetische Abweichungen gegeben, die zu Missweisungen führen, die jede Art der Anwendung einer Magnetkompasslösung nutzlos machen.

Wie vorhin angesprochen, ist eine Lösung der Magnetometer für die Fahrzeugnavigation im yaw-Winkel nicht nutzbar. Doch auch die Lösungen in roll und pitch weisen auffällige Verhaltensmuster auf. Neben der generellen Abweichung entsteht in roll ein gegenläufiges Verhalten unter bestimmten Voraussetzungen und in pitch sind bei den beiden Teilen der Stadtfahrt starke Spitzenabweichungen ersichtlich.

In Abbildung 59 ist nun ein Ausschnitt der Messfahrt 1 für den Bereich 196000 s bis 196500 s in roll gezeigt. Hier sind im gewählten Bereich die iNav-RQH Lösung, die MTx Lösung und die Drehrate im heading dargestellt. Durch die Ansicht der Drehrate in yaw erkennt man, dass dieses gegenläufige Verhalten bei starken Kurvenfahrten auftritt. Es handelt sich hier, bei dem betrachteten Ausschnitt, um eine etwas schnellere Fahrt mit sich abwechselnden Kurven. Die Kurven sind leicht überhöht, was die Darstellung der Drehrichtung in yaw und die wahre Auslenkung in roll um zwei bis drei  $^\circ$ /s anzeigt.

In Kurvenfahrten tritt allgemein eine Scheinkraft auf, die Zentrifugalbeschleunigung. Bei Strapdown-Algorithmen wird diese Scheinkraft vernachlässigt. Hält sich die Lösung, wie der Xsens-Fusionsalgorithmus, jedoch dauerhaft an ein levelling aus den Akzelerome-

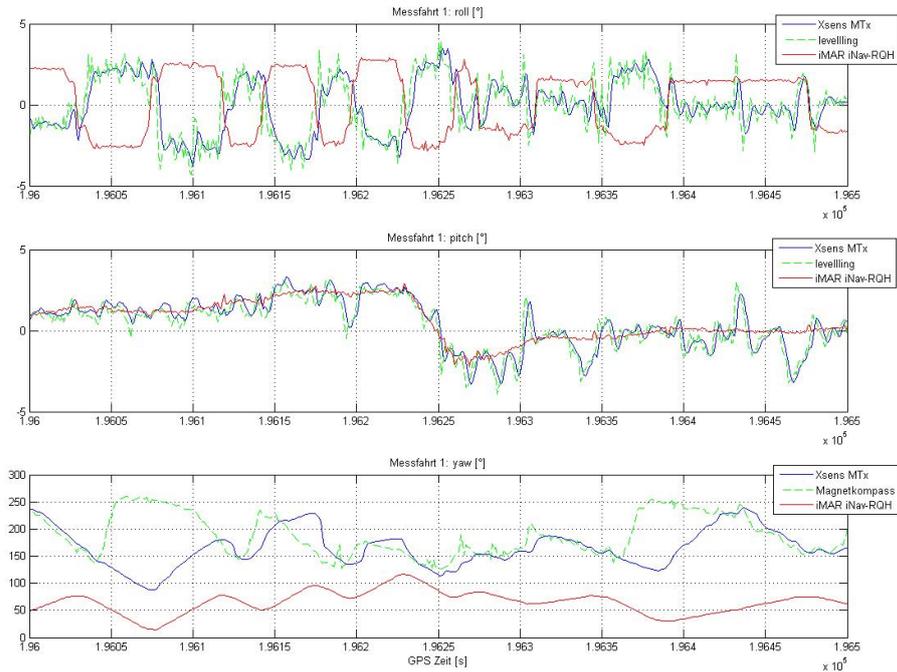


Abbildung 58: Detailansicht Messfahrt 1 mit levelling und Magnetkompass

tern an, muss dies berücksichtigt werden. Dieses spezielle Verhalten bei Kurvenfahrten wird durch die Zentrifugalbeschleunigung und deren Fehlereinfluss auf ein berechnetes levelling verursacht.

Die Zentrifugalbeschleunigung ist theoretisch  $a_z = \omega^2 * r = \frac{v^2}{r}$ , wobei  $r$  die Bogenlänge des Kreises der Kurve ist, die man fährt. Für diese Bogenlänge gilt wiederum  $b \approx v * dt$  mit  $b = r * \varphi$  und  $\varphi = y\dot{a}w * dt$ . Diese drei Beziehungen umgeformt ergeben  $r = \frac{v * dt}{y\dot{a}w * dt}$ , eingesetzt in  $a_z$  ergibt  $a_z = \frac{v^2}{\frac{v}{y\dot{a}w}} = v * y\dot{a}w$ .

Somit gilt für die Zentrifugalbeschleunigung näherungsweise  $a_z = v * y\dot{a}w$ . Im betrachteten Ausschnitt betrug die Geschwindigkeit des Fahrzeugs etwa 50 km/h und ein  $y\dot{a}w$  ist mit zwei bis drei  $^\circ/s$  gegeben. Mit  $a = g * \sin(\alpha)$  erhält man näherungsweise Winkel von  $2^\circ$  bis  $3^\circ$  aus dem Einfluss der Zentrifugalbeschleunigung. Für diesen speziellen Fall liefert der Einfluss der Zentrifugalbeschleunigung ein Ergebnis entgegengesetzt dem wahren yaw-Winkel. Dass jedoch ähnlich große Beträge in den Winkeln auftreten, ist Zufall und liegt an der gefahrenen Geschwindigkeit und der Drehrate, mit welcher die Kurve genommen wurde.

In Abbildung 60 wird ein Ausschnitt aus der Messfahrt 1 für den Bereich 195000 s bis 195500 s in pitch dargestellt. Zusätzlich zu den Attitudelösungen wird hier die aktuelle Geschwindigkeit des Fahrzeugs in Grün gezeigt. Es ist eindeutig erkennbar, dass die Spitzenabweichungen in roll von positiven und negativen Beschleunigungen bei der Messfahrt, dem Anfahren und Bremsen des Autos, hervorgerufen werden. Dies erklärt

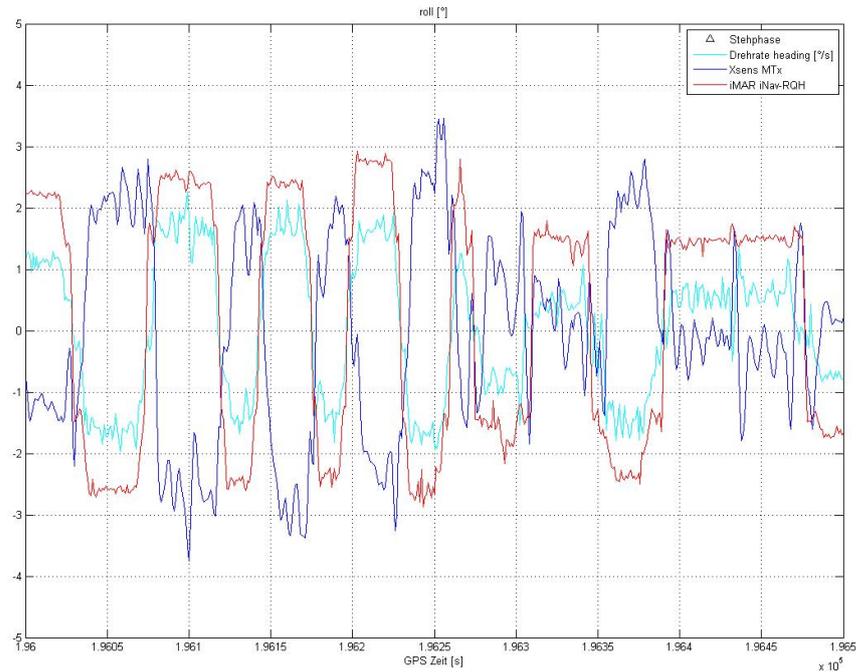


Abbildung 59: Detailansicht Messfahrt 1 in roll

auch das vermehrte Auftreten dieses Verhaltens vor allem im Stadtbereich.

Ein Beschleunigen des Fahrzeuges verursacht eine positive Abweichung in roll, ein Bremsen eine negative Abweichung in roll. Die Abweichungen entstehen natürlich durch ein falsches levelling aufgrund der falsch berücksichtigten Beschleunigungen für die Ausrichtung in roll. Dieses Fehlverhalten des Xsens-Fusionsalgorithmus kann bis zu  $10^\circ$  betragen und muss natürlich berücksichtigt werden.

Das Problem bei Attitudelösungen mit der Xsens MTx ist also, dass die Gyroskope zu große Fehler aufweisen. Dies führt dazu, dass eine Berechnung der Attitude nicht mit einem Strapdown-Algorithmus erfolgen kann, welcher zuerst in einem Alignment die Startausrichtung bestimmt und ab dann die Drehraten und Beschleunigungen aufintegriert. Stattdessen ist man gezwungen, die Attitudelösung kontinuierlich zu stützen, indem man eine Art Alignment zu jedem Schritt ausführt. Dies ist für roll und pitch über ein konstantes levelling mit den Beschleunigungsmessern möglich, für den yaw-Winkel ist dies nur mit einem externen, absolutem yaw möglich, hier wird ein Magnetsensor verwendet. Die externen Sensoren weisen jedoch eine starke Überkompensierung des Signals bei Bewegung mit einem Automobil auf. Der Xsens-eigene Fusionsalgorithmus im Modus „Machine“ ist demnach für die Anwendung mit Automobilen ungeeignet.

Die von Xsens angegebenen Werte von  $2^\circ$  RMS der Attitude bei dynamischen Bewegungen sind mit dem eigenen Fusionsalgorithmus bei der Verwendung von nicht angedachten Bewegungen nicht haltbar. Einerseits sind die Winkel in roll und pitch für die Bewegung mit einem Fahrzeug im urbanen Bereich nicht ausreichend modelliert, andererseits ist eine absolute Magnetometerstützung im Straßenverkehr vollkommen unzureichend.

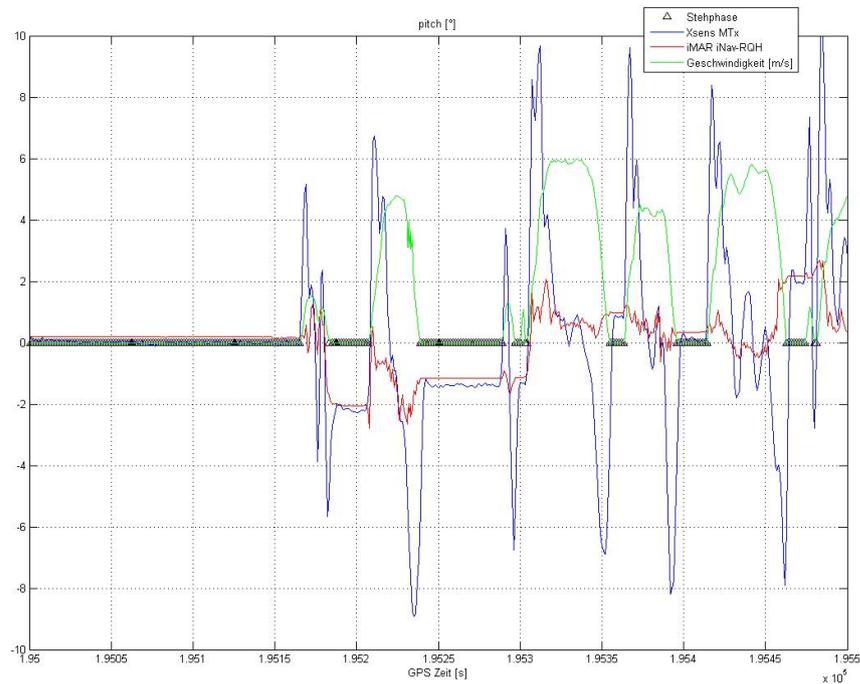


Abbildung 60: Detailansicht Messfahrt 1 in pitch

## 6.5 Fazit

Das Institut für Navigation ist im Besitz einer Messplattform für IMU und GNSS Systeme. Mit dieser Plattform wurde eine Messfahrt im urbanen Gebiet der Stadt Graz durchgeführt. Die Messungen wurden mit der hochgenauen iNav-RQH und mit der zu untersuchenden MTx durchgeführt. Eine Auswertung mit der iNav-RQH kann mit solcher Genauigkeit erfolgen, dass sie ohne weiteres als *wahre* Lösung zum Vergleich mit der Xsens MTx dient.

Hier wird nun die Lösung, berechnet aus dem Xsens-Fusionsalgorithmus, betrachtet. Über den gesamten Zeitraum sind in roll und pitch Standardabweichungen deutlich über  $2^\circ$  erkennbar, in yaw wurden Standardabweichungen von einigen  $10^\circ$  berechnet. Außerdem sind spezielle Probleme der Autonavigation im urbanen Gelände bei Start- und Stoppphasen sowie in starken Kurvenfahrten ersichtlich.

Die angegebenen  $2^\circ$  RMS der Attitude bei dynamischen Bewegungen sind in der Fahrzeugnavigation also nicht erzielbar. Bei der Angabe der Attitudengenauigkeit von Xsens für den MTx Sensor, stehen die beiden Nebensätze mit dem Wortlaut *nur unter richtiger Modellierung der dynamischen Bewegung* und *nur in einem homogenem Magnetfeld*. Beides ist jedoch für die Fahrzeugnavigation in urbanem Gelände nicht gegeben und es stellt sich die Frage, inwieweit eine MEMS IMU konzipiert als AHRS für die Fahrzeugnavigation geeignet ist.

## 7 Optimierte Sensorintegration

Die Lösung des Xsens-Fusionsalgorithmus ist also nicht ausreichend auf die verwendete Dynamik eines Fahrzeugs angepasst. Deshalb wurde in dieser Diplomarbeit eine, für die Kinematik eines Autos im Straßenverkehr optimierte, Sensorfusion entwickelt und getestet.

Für die inertielle Navigation benötigt man nun Drehraten und Beschleunigungsmessungen. So werden zum Beispiel im Strapdown-Algorithmus die Drehraten kontinuierlich aufintegriert, was eine kontinuierliche Lösung der Attitudewinkel liefert. Mit diesen werden die Beschleunigungsmessungen in das lokale Horizontsystem gedreht, wo sie korrigiert um die Scheinkräfte zu einer Geschwindigkeit und schließlich zu einer Positionsdifferenz integriert werden können.

Das Korrigieren von Offsets ist eigentlich ein Schritt, der bei hochgenauen IMU im fine Alignment vollzogen wird. Da die Kalibrierung bei MEMS Sensoren nicht trivial und zeitlich nicht konstant ist, wird versucht, zumindest die Sensoroffsets kontinuierlich zu schätzen. Dies kann entweder kontinuierlich im Filter der Auswertung geschehen oder aber über regelmäßige Updates. Damit ein Kalman-Filter eine kontinuierliche Bias-Schätzung vollziehen kann, braucht man genügend gute absolute Werte um die relativen Werte der IMU zu stützen. Die absoluten Werte des hier betrachteten Filters ergeben sich jedoch einerseits aus den Akzelerometern und andererseits aus einer GNSS Code-Lösung. Diese Lösungen weisen eine zu große Unsicherheit auf um daraus eine aktive Fehlerschätzung zu berechnen. Deshalb muss der Algorithmus mit Updates arbeiten.

Denkbar sind hier alle in Kapitel 4.5 beschriebenen Updates. Da die Sensorfusion jedoch nicht bis in die Koordinatenebene hinein untersucht wird, werden CUPT ausgeschlossen. AUPT sind aufgrund eines fehlenden Antennenarrays nicht möglich und VUPT sind aufgrund einer fehlenden, externen Geschwindigkeitsinformation während der Messfahrt ebenso nicht möglich. Als einziges, jedoch wirkungsvolles Update stehen einer unabhängigen IMU Auswertung ZUPT oder Stehphasen zur Verfügung.

### 7.1 Stehphasen Detektion

Die Detektion eines ZUPT kann mit verschiedenen Hilfsmitteln erfolgen. Ist im Fahrzeug ein Odometer vorhanden, ist es ein Leichtes, mit diesem eine Phase des Stillstands zu detektieren. Die meisten DMI geben Ihre Werte in proportionalen Einheiten, zum Beispiel ticks, an. Wird keine Veränderung registriert, kann man bei einem funktionierenden DMI mit Sicherheit von einer Phase des Stillstands ausgehen. Mit GNSS und IMS Daten ist der Vorgang einer ZUPT Detektion deutlich komplizierter.

#### Methodik der ZUPT Detektierung

MEMS IMU, wie die untersuchte Xsens MTx, sind ursprünglich für Anwendungsgebiete wie die Bewegungswissenschaft oder die Fußgängernavigation konzipiert worden. In der Fußgängernavigation bedient man sich der Technik der regelmäßigen Korrektur über ZUPT.

Nach Callmer u. a. (2010) existieren drei verwendete Methoden zur Detektierung von ZUPT rein aus IMU Daten basierend auf

- Mittelwert

- Moving Variance
- Statistischer Test

Am häufigsten wird die Lösung basierend auf einem mittleren Wert eines Akzelerometers oder eines Gyroskops mit einem gesetzten Grenzwert verglichen. Ein weiterer Ansatz ist der Vergleich einer sogenannten moving variance, eine Varianz über ein bestimmtes Zeitfenster berechnet, mit einem gesetzten Grenzwert. Der dritte Ansatz ist ein rein statistischer Ansatz, bei dem basierend auf den Sensordaten ein statistischer Test aufgestellt wird und daraus die Wahrscheinlichkeit eines ZUPT bestimmt wird. Eine Art der Anwendung des statistischen Ansatzes könnte ein Test sein, ob die Varianz einer Akzelerometermessung statistisch der Varianz der Akzelerometermessung im Stillstand, dem Grundrauschen, entspricht.

In dieser Diplomarbeit wurde speziell die Xsens MTx im Hinblick auf ZUPT Detektierung untersucht. Es zeigt sich, dass die Ansätze basierend auf einem Mittelwertvergleich oder einer moving variance bei den Sensoren quer zur Fahrtrichtung nicht sensibel genug sind um daraus zuverlässig eine Stehphase zu detektieren. Am zuverlässigsten reagiert hier der Beschleunigungsmesser in Fahrtrichtung. Mit einem sich verschiebenden Varianzwert einer gewählten Samplegröße lassen sich bei den untersuchten Messfahrten zuverlässig die Stehphasen detektieren. Als vergleichender Grenzwert kann zum Beispiel eine Standardabweichung eines Samples in Ruhe, multipliziert mit einem Faktor drei verwendet werden.

Idealerweise kombiniert man mehrere Sensoren für eine Stehphasendetektion. Dies können zum Beispiel ein Akzelerometer und ein Gyroskop sein oder auch ein IMU Sensor und eine Geschwindigkeitsinformation aus einer GNSS Zeitreihe. So können zum Beispiel konstante Beschleunigungsdaten über einer bestimmten Geschwindigkeit als Bewegung detektiert werden und andererseits das Rauschen einer GNSS Geschwindigkeit in Ruhe durch den Beschleunigungssensor gestützt werden.

Eine wichtige Zusatzinformation eines ZUPT ist schließlich seine Dauer. Wie in Kapitel 5.4 gezeigt, ergibt sich ein zuverlässiger Wert einer Zeitreihe erst bei einer bestimmten Mittelungsdauer. Es ist nicht sinnvoll, eine Offsetkorrektur zwischen verschiedenen ZUPT zu berechnen, welche für sich genommen nur  $\frac{1}{100}$  s lang sind und somit den vollen Anteil des Messrauschens beinhalten.

Man versucht also für die Attitudebestimmung ZUPT zu detektieren und die größten Sensorfehler, in diesem Fall die Bias-Fehler der Gyroskope, zu schätzen. Wie in Kapitel 5.2 gezeigt entspricht der Bias bei Gyroskopen in Ruhe ihrem Mittelwert einer bestimmten Mittelungsdauer.

## 7.2 Attitude

Eine Auswertung eines Strapdown-Algorithmus mit MEMS Sensoren ist nicht zielführend. Deshalb wird versucht, die Attitude und die Geschwindigkeit getrennt voneinander auszuwerten und ein Ergebnis zu erzielen.

Die Attitude wird nun in einem eigenem Kalman-Filter berechnet. Dazu verwendet man die absoluten Attitudewinkel. Roll und pitch aus einem levelling, yaw aus einer GNSS Lösung. Die relativen Winkel können für eine Applikation annähernd im Lot, wie

in der Fahrzeugnavigation der Fall, direkt aus den Drehratenmessungen der Gyroskope entnommen werden.

### 7.2.1 Heading aus GNSS Lösung

Für die Fahrzeugnavigation wird in dieser Diplomarbeit die Stützung einer GNSS Codelösung mit einer MEMS IMU betrachtet. Eine GNSS Codelösung liefert eine absolute Positionsangabe mit Fehlereinflüssen aus dem Satelliten, dem Signalweg und dem Empfänger. Ein großer Teil dieser Fehlereinflüsse kann zumindest kurzfristig als konstant angenommen werden, die Standardabweichung des reinen Rauschens der Positionslösung liegt nach Tabelle 2 bei etwa 1.4 m. Aus einer Zeitreihe von Positionslösungen kann man schließlich theoretisch die Winkel pitch und yaw berechnen. Codelösungen sind jedoch speziell in der Höhe unzuverlässig, außerdem wird lediglich nach einer Lösung in yaw getrachtet. In dieser Diplomarbeit wird also das heading als Winkel der Zeitreihe der verebneten GNSS Codelösung berechnet. Dies geschieht natürlich mathematisch mit  $yaw = atan(\frac{\Delta y}{\Delta x})$ .

In Abbildung 61 ist die Differenz aus wahren heading und dem heading, berechnet aus der GNSS Codelösung für die Messfahrt 1 sowie die Messfahrt 2, in Abhängigkeit der Geschwindigkeit gezeigt. Bei der Betrachtung der Differenzen ohne den Stehphasen erkennt man direkt, dass während Stehphasen oder sehr langsamen Bewegungen eine Berechnung des yaw Winkels aus einer GNSS Codelösung sinnlos ist. In Ruhe oder bei langsamer Bewegung ist das Rauschen einer Codelösung einfach zu groß, um auch nur annähernd den Winkel der Fahrtrichtung bestimmen zu können. Wie auch immer, die Genauigkeit der Bestimmung des headings steigt direkt mit der Geschwindigkeit des Fahrzeugs.

Hier müssen also Bedingungen gesetzt werden, in der die Berechnung eines heading aus GNSS Zeitreihen sinnvoll ist. Hier ist zu beachten, dass diese Diskussion nur für den hier betrachteten Fall von verwendeten Codelösungen stimmt. Verwendet man zum Beispiel DGNSS Lösungen, kann man mit deutlich verbesserten Genauigkeiten arbeiten. Am offensichtlichsten ist die Eingrenzung der verwendeten GNSS Lösungen anhand der Geschwindigkeit des Fahrzeugs. Im Stillstand oder bei sehr geringer Kinematik ist eine Berechnung des yaw Winkels nicht sinnvoll. Verwendet man alle Lösungen, wo sich das Fahrzeug nicht im Stillstand befindet, ergibt sich eine Standardabweichung des headings aus einem Vergleich bei den Messfahrten mit 1 Hz mit der als wahr angenommenen Lösung der iNav-RQH von etwa  $10^\circ$ . Setzt man die Bedingung, erst Lösungen ab bestimmten Geschwindigkeiten zu verwenden, kann man die Genauigkeit des erhaltenen headings kontinuierlich steigern. Ab einer Verwendung von Geschwindigkeiten größer 9 m/s (dies entspricht in etwa 32 km/h) erhält man eine Standardabweichung des headings von unter  $2^\circ$ . Hier muss je nach Applikation entschieden werden, welche Bedingungen sinnvollerweise gesetzt werden.

Ebenso denkbar sind Lösungen, in denen man einen Intervallparameter einführt. Vorhin wurde die Berechnung des headings aus einer GNSS Codelösung, welche mit 1 Hz gegeben war, zu jedem Zeitpunkt durchgeführt. Geht man in der Fahrzeugnavigation davon aus, dass eine Straße als Gerade verläuft, kann man dazu übergehen, ein heading aus Lösungen von zum Beispiel 10 s Abstand zu berechnen. Dies führt, wenn die soeben

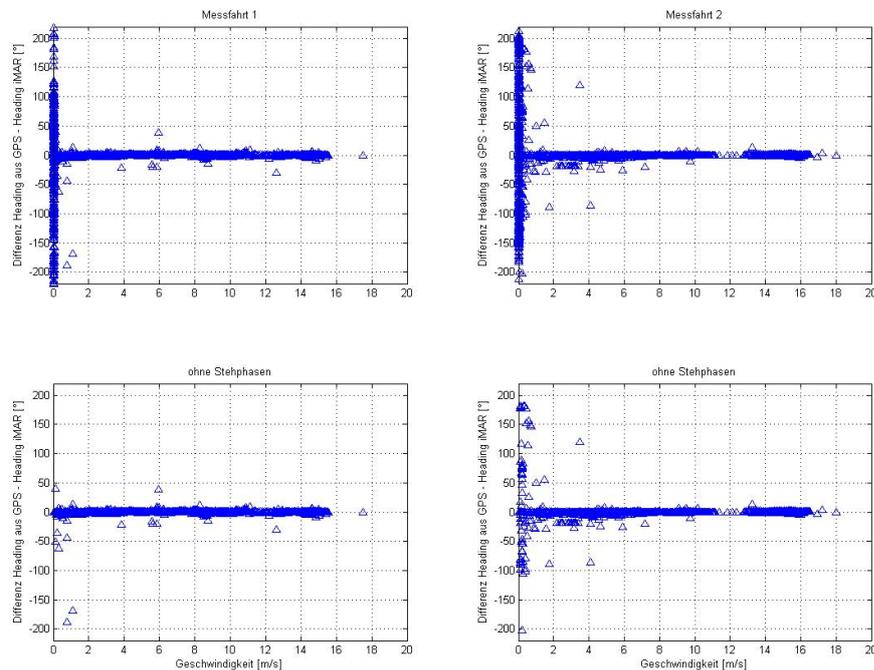


Abbildung 61: Heading aus GNSS Zeitreihe

erwähnten Bedingungen stimmen, zu einer verbesserten Lösung, da das Messrauschen auf eine deutlich größere Gesamtstrecke aufgeteilt wird. Als zusätzlicher Parameter ist die Bedingung denkbar, dass die aktuelle Drehrate in yaw einen bestimmten Wert nicht übersteigt, respektive dass man sich tatsächlich auf einer Geraden bewegt.

All diese beschriebenen Bedingungen verbessern einerseits die Genauigkeit der erhaltenen Lösungen, verringern allerdings die Quantität der heading-Lösungen. Die Standardabweichung der erhaltenen Lösung kann einerseits mathematisch aus den Genauigkeiten der Positionslösungen gerechnet, andererseits relativ als Gewicht indirekt proportional zur Geschwindigkeit gesetzt oder empirisch ermittelt werden. Für diese Diplomarbeit wird des Weiteren ein empirisch ermittelter Wert aus den Messfahrten für die Standardabweichung eines heading aus einer GNSS Codelösung unter bestimmten Bedingungen verwendet.

### 7.2.2 Bedingungen für die Attitudeberechnung

Anhand der Untersuchung des Xsens Fusionsalgorithmus sieht man, wie sich die absoluten Winkel roll und pitch aus einem kontinuierlichen levelling bei der Kinematik eines Fahrzeugs verhalten. Um einen Trend in den Attitudewinkeln zu vermeiden, versucht man die absoluten Winkel so gut wie möglich zu nutzen, sie jedoch bei fehlerhaften Verhaltensmustern nicht zu berücksichtigen. Eine Lösung, wie sie der Xsens Fusionsalgorithmus verwendet, basierend auf Bewegungsdetektion zwischen absolutem und relativem Winkel und damit verbundener, zeitlich begrenzter Herabsetzung der Genauigkeit

des absoluten Winkels, ist für die Kinematik einer Fahrzeugtrajektorie unzureichend.

### **Bedingungen für die Attitudewinkel**

Will man einen Kalman-Filter für die Attitude, abgestimmt auf die Kinematik der Fahrzeugnavigation erstellen, müssen bestimmte Einstellungen getroffen werden. Prinzipiell muss in einem Kalman-Filter das Verhältnis der Standardabweichungen der verwendeten Größen korrekt sein. Auch das dynamische Modell muss korrekt angenommen werden. Zusätzlich muss man auf die spezielle Situation der Bewegung eines Fahrzeugs eingehen. Bei großen Beschleunigungen wie Anfahren, Bremsen oder schnellen Kurven darf eine Lösung, berechnet aus den Beschleunigungsdaten natürlich nicht betrachtet werden. Ebenso dürfen Lösungen für den yaw-Winkel, berechnet aus GNSS Zeitreihen im Stillstand, nicht betrachtet werden.

Hier sind nun viele Einstellungen möglich, wann und wann nicht die absoluten Winkel verwendet werden sollen. Außerdem kann man entweder die absoluten Winkel bei Nichtbetrachtung total aus dem Kalman-Filter nehmen, indem man sie als nicht gegeben ansieht, oder ihre Standardabweichung heruntersetzen. In dieser Diplomarbeit hat es sich bewährt, die absoluten Winkel bei guten Konditionen im Filter zu verwenden und bei nicht zuverlässigen Konditionen nicht im Filter zu berücksichtigen. Anhand des Verhaltens, welches in Kapitel 6 beschrieben wird, wurden die nun folgenden Bedingungen für die einzelnen Attitudewinkel ausgearbeitet.

- Für roll wird die Levelling-Lösung verworfen, falls entweder eine Kurvenfahrt mit einer gewissen Geschwindigkeit oder eine starke Kurvenfahrt stattfindet.
- Bei pitch wird die Levelling-Lösung verworfen, wenn die absolute Beschleunigung in Fahrtrichtung einen gewissen Betrag übersteigt.
- Wie schon diskutiert, wird die yaw-Lösung, berechnet aus einer GNSS Zeitreihe, erst ab einer gewissen Geschwindigkeit verwendet.

Die gewählten Bedingungen sind nun keine *richtigen* Bedingungen, sie wurden aus den Erfahrungen bezüglich der Fehlern des Xsens-Fusionsalgorithmus für die beiden untersuchten Messfahrten gewonnen. Um ideale Ergebnisse zu erzielen, könnte man für einen Teil einer Messfahrt die Bedingungen besonders streng und für den bestimmten Zeitbereich ideal setzen, dies ist jedoch nicht im Sinn einer allgemein gültigen Lösung.

### **Verschiedene Arten der Bias-Korrekturen**

Die Biases der Gyroskope müssen natürlich geschätzt und korrigiert werden. Dies geschieht am einfachsten und zuverlässigsten mit Hilfe der Detektion von Stehphasen. Hier sind wiederum verschiedene Arten der Bias-Korrektur denkbar. Einerseits kann, wie in einem fine Alignment angedacht, der Bias im Alignmentvorgang geschätzt werden. Hier hat man die Bedingung einer Ruhephase des Fahrzeugs und kann wie im Kapitel 5.2 beschrieben, die Biases der Gyroskope bestimmen. Wird die Messung im postprocessing ausgewertet, besteht die Möglichkeit, einen Mittelwert der Gyroskop-Bias pro Sensor zwischen allen ausreichenden ZUPT zu bestimmen und anzubringen. Diese beiden Methoden, in denen jeweils ein Bias pro Messfahrt bestimmt wird, sind in der Praxis aufgrund der geringen Stabilität des Bias unzureichend. Außerdem ist eine Schätzung des

Bias in jeder Stehphase und die Anbringung des gerade aktuellen Bias möglich. Diese Art der Bias-Korrektur hat in der Diplomarbeit am zuverlässigsten funktioniert.

Schließlich ist auch eine kontinuierliche Schätzung der Sensor-Biases denkbar. Dies ist sogar, wenn möglich, anzustreben. Hier wird der Bias als Verhältnis der Veränderung der gefilterten Attitudelösung zur Drehrate kontinuierlich bestimmt. Eine solche aktive Bias-Schätzung ist jedoch nur möglich, wenn die absolute Lösung eine gewisse Güte erreicht. Dies ist hier definitiv nicht gegeben. Weder die Lösung für roll und pitch, geschätzt aus den Beschleunigungsdaten, noch die Lösung für yaw, geschätzt aus GNSS Zeitreihen einer Codelösung, ist für eine aktive Schätzung des Bias denkbar. Ein Ansatz, der deutliche Performancegewinne verspricht, ist die Verwendung von verbesserten GNSS Lösungen wie zum Beispiel DGNSS. Hiermit würde einerseits die absolute heading-Lösung verbessert und andererseits die Bias-Schätzung der Drehrate in z-Richtung möglich werden.

### 7.2.3 Attitude-Kalman-Filter

In dieser Diplomarbeit wurde nun ein Kalman-Filter zur Auswertung der Attitude mit den Messdaten der Xsens MTx erarbeitet. Dieser Kalman-Filter filtert die relativen Drehraten mit den absoluten Werten. Im einfachsten Fall verwendet man als absolute Lösung ein berechnetes levelling für roll und pitch sowie ein heading aus einer GNSS Zeitreihe und als relative Lösung direkt die Drehraten der Gyroskope.

Die Verwendung der Drehratenmessungen direkt als relative Winkel für die Berechnung der Attitude stimmt natürlich nur, wenn die IMU exakt horizontal ist. Streng genommen muss die Berechnung der Attitudewinkel aus einer Integration einer Drehmatrix erfolgen, siehe Schritt 1 bei der Berechnung des Strapdown-Algorithmus aus Kapitel 3.7  $\dot{R}_b^l = R_b^l \Omega_{ib}^b - \Omega_{il}^l R_b^l$ .  $R_b^l$  ist die Drehmatrix vom körperbezogenen System ins lokale Horizontsystem und in  $\Omega_{ib}^b$  stecken direkt die Drehratenmessungen der Gyroskope.  $\Omega_{il}^l$  besteht aus  $\Omega_{ie}^l + \Omega_{el}^l$ , wobei  $\Omega_{ie}^l$  die inertielle Drehung der Erde repräsentiert und  $\Omega_{el}^l$  wird als *Transportrate* bezeichnet. Die Transportrate kommt aus der Bewegung des lokalen Horizontsystems relativ zur Bewegung der Erde. Bei Geschwindigkeiten kleiner 30 m/s ist dieser Term nicht größer als  $\Omega_{ie}^l$ , welcher wie schon in Kapitel 5.2 diskutiert bei der Genauigkeit der Gyroskope der Xsens MTx vernachlässigt werden kann. Für eine Berechnung der Drehraten im lokalen Horizontsystem, abhängig von roll, pitch und yaw sowie den direkten Drehraten gilt also  $\dot{R}_b^l \approx R_b^l \Omega_{ib}^b$ .

Der eben beschriebene Unterschied der Verwendung der aktuellen Drehrate im lokalen Horizontsystem zur Drehrate um die Sensorachse eines nicht horizontalen Sensors wird in der Praxis teilweise vernachlässigt. Dies gilt insbesondere für Applikationen, in denen man nur wenige ° Dehorizontierung in roll und pitch erwartet, was in der Fahrzeugnavigation gegeben ist. Nach Groves (2008) unterschätzt ein Gyroskop in z-Richtung die aktuelle Drehrate um den Faktor  $1 - \cos(r) * \cos(p)$ . Der Fehler bei nicht berücksichtigten roll und pitch liegt jedoch, wenn roll und pitch unter 5° sind, unter 1% und wird deshalb in low-cost Applikationen oft vernachlässigt.

#### Schema des Attitude-Kalman-Filters

Im Folgenden wird der prinzipielle Aufbau eines Kalman-Filter für die Attitude mit den verwendeten Parametern beschrieben.

Gegeben ist  $z_k = H_k x_k + v_k$  mit einem Messrauschen von  $v_k = N(0, R_k)$  und dem dynamischen Modell mit  $x_{k+1} = \Phi_k x_k + w_k$  mit einem Systemrauschen von  $w_k = N(0, Q_k)$ . Die beobachteten Größen und die geschätzten Parameter sind gegeben mit

$$z = \begin{bmatrix} roll_{levelling} \\ r\ddot{o}ll \\ pitch_{levelling} \\ pitch \\ yaw_{GNSS} \\ y\grave{a}w \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} roll \\ r\dot{o}ll \\ pitch \\ \dot{pitch} \\ yaw \\ y\grave{a}w \end{bmatrix} \quad (7.1)$$

Im Beobachtungsvektor stecken nun ein absolutes roll und pitch, berechnet aus den Beschleunigungsmessungen sowie ein yaw berechnet aus der GNSS Zeitreihe. Ebenso sind hier die Drehraten in roll, pitch und yaw vorhanden.

Die Designmatrix und das dynamische Modell ergeben sich mit

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \Phi = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7.2)$$

Wobei das dynamische Modell als gleichförmig beschleunigte Drehung angenommen wird. Der Kalman-Filter hat in dem Sinn einen adaptiven Charakter, als wir unter den oben beschriebenen Bedingungen in der Designmatrix die absoluten Winkel als nicht gegeben betrachteten.

Die Kovarianzmatrix der Beobachtungen ist gegeben mit

$$R_k = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\dot{r}}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_p^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\dot{p}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\dot{y}}^2 \end{bmatrix} \quad (7.3)$$

Das Systemrauschen  $Q_k = N * R_n * N^T$  ergibt sich mit

$$N_k = \begin{bmatrix} 1/2 * \Delta t^2 & 0 & 0 \\ \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1/2 * \Delta t^2 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1/2 * \Delta t^2 \\ 0 & 0 & \Delta t \end{bmatrix} \quad R_n = \begin{bmatrix} \sigma_{\dot{r}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\dot{p}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\dot{y}}^2 \end{bmatrix} \quad (7.4)$$

Die rohen Messdaten der beiden Messfahrten wurden mit 100 Hz aufgezeichnet. Wenn möglich, sollte man zur Auswertung die maximal mögliche Frequenz wählen.

Die Wahl hoher Auswertefrequenzen liefert Vorteile bei der mathematischen Integration, je höher die Frequenz, desto kleiner der Fehler in der Integration. Es zeigt sich jedoch, dass die Auswertung der absoluten Winkel roll und pitch aus einem levelling

mit höheren Frequenzen als 1 Hz nicht zielführend ist. Ebenso ist die GNSS Codelösung mit einer Frequenz von 1 Hz vorliegend. Für den Vergleich mit der Lösung der iNav-RQH wurde die Auswertung ebenso nur mit 1 Hz prozessiert. Es sind keine signifikanten Unterschiede im Vergleich zur Auswertung mit 100 Hz erkennbar. Lediglich bei starken Kurvenfahrten wird ein erkennbarer Fehler in der Integration begangnen. Bei Strapdown-Algorithmen ist der Punkt der Auswertefrequenz deutlich kritischer. Hier werden die Drehraten jedoch dreifach und nicht wie bei einem AHRS nur einfach integriert. Berechnet man Strapdown-Algorithmen, müssen ebenso systematische Effekte der Integration in den Drehraten und Beschleunigungen berücksichtigt werden. Dies wird für den Attitude-Kalman-Filter vernachlässigt.

Die folgenden Vergleiche mit der iNav-RQH Lösung sind mit 1 Hz dargestellt. Die Bias-Korrektur der Gyroskope geschieht fortlaufend mit der Schätzung des Bias in jeder Stehphase länger als 1 s.

In der inertialen Navigation ist die Wahl des richtigen Fehlermodells von großer Bedeutung. Eine integrierte Lösung, ein Kalman-Filter allgemein, ist ohne vernünftige Genauigkeitsmaße nicht arbeitsfähig. Die Wahl eines Fehlermodells erweist sich als nicht triviale Aufgabe, wie im Handbuch der Software Inertial Explorer zur Berechnung von integrierten Lösungen ersichtlich. Inertiale Messungen sind sehr sensitiv auf die Wahl des korrekten Fehlermodells, besonders IMU niedriger Genauigkeit. Die Wahl der Parameter des Fehlermodells ist oft empirisch begründet, die eigene Erstellung eines Fehlermodells wird nicht empfohlen (NovAtel, 2010).

In den Abbildungen 62 und 63 ist nun der Vergleich der Winkel, berechnet mit dem Attitude-Kalman-Filter in Blau und der iMAR iNav-RQH Lösung in Rot, ersichtlich. In Grün wird für jeden Winkel die absolute Lösung, falls sie verwendet wird, gezeigt. Man erkennt, dass die durch Scheinkräfte auftretenden Spitzen in roll und pitch deutlich vermindert sind. Dennoch fällt ein Verhalten des Filters, zum Beispiel in der Messfahrt 1 um die Zeit 196200 s, auf. Hier sind die Beschleunigungen in Fahrtrichtung zu groß, als dass eine Levelling-Lösung verwendet werden kann. Die relative Drehrate hat jedoch in etwa einen falsch korrigierten Bias von  $0.1^\circ/s$  und somit ergeben sich zwei Spitzen. Bei der ersten Spitzenabweichung ist nach etwa 50 s eine Abweichung von  $5^\circ$  ersichtlich. Solch ein Verhalten zeigt der Kalman-Filter natürlich immer, wenn die Korrektur des Gyroskop-Bias nicht ideal funktioniert. Durch die fortlaufende Änderung des Bias während der Messung ist eine korrektere Schätzung des Bias jedoch nicht möglich und somit der Grund, wieso die Xsens MTx ursprünglich als AHRS mit kontinuierlicher Stützung konzipiert ist. Die Lösungen im heading können natürlich erst nach der ersten akzeptierten GNSS heading-Lösung auf einen absolut richtigen Wert gefiltert werden. Dieser Vorgang dauert durch die langsame Fahrt zu Beginn der Messfahrt 1 einige Minuten.

In den Abbildungen 64 und 65 sind schließlich die Residuen der Winkel des Attitude Kalman-Filter gezeigt. Die Residuen der heading-Lösung können erst ab dem Zeitpunkt der ersten absoluten GNSS heading-Lösung näher betrachtet werden. In roll und in pitch sind maximale Abweichungen von  $\pm 5^\circ$  zu erkennen, eventuelle kurzfristige Drifts entstehen durch unzureichend korrigierte Bias in den Drehratenmessungen während Phasen der Nicht-Berücksichtigung der Absolutlösung. In yaw sind Spitzenabweichungen bis zu  $10^\circ$  erkennbar. Diese Spitzenabweichungen lassen sich auf fehlerhafte Lösungen des ab-

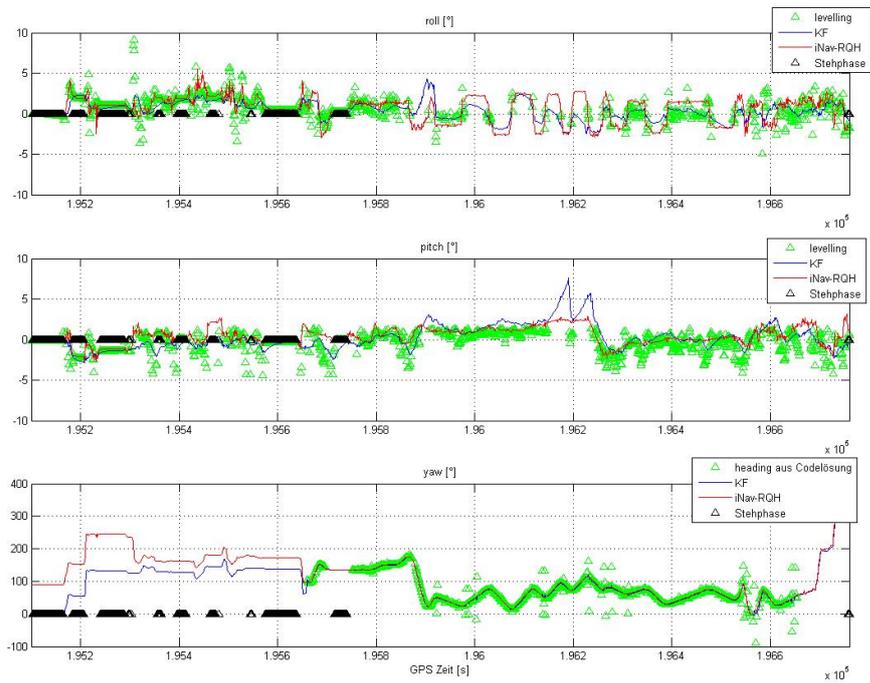


Abbildung 62: Vergleich des Attitude-Kalman-Filters Messfahrt 1

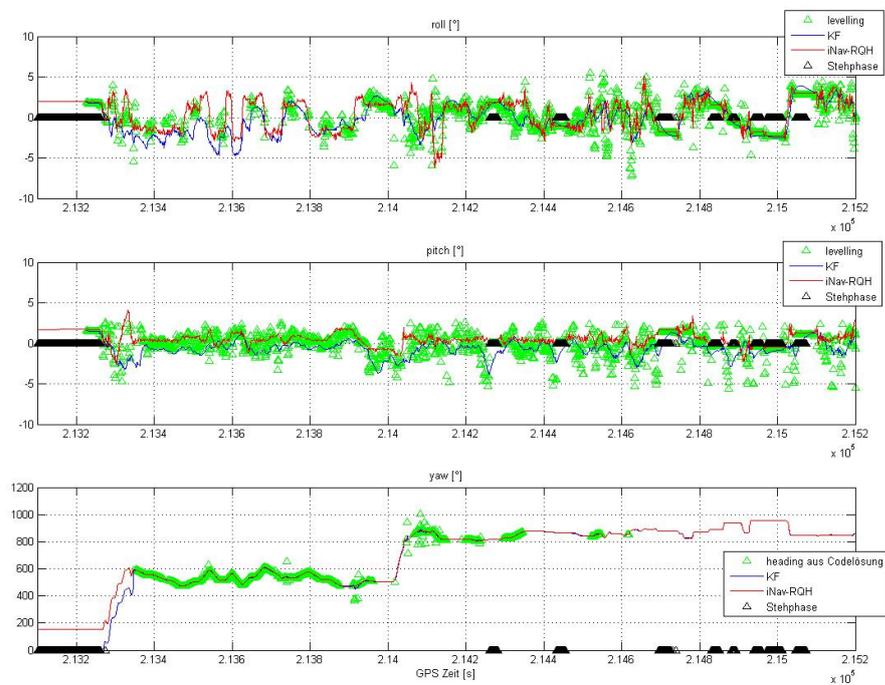


Abbildung 63: Vergleich des Attitude-Kalman-Filters Messfahrt 2

soluten headings zurückführen. Hier entstehen teilweise absolute heading-Lösungen aus der GNSS Zeitreihe mit über  $10^\circ$  Abweichung. Zur Beseitigung dieser kann entweder die Bedingung für die Verwendung von GNSS heading-Lösungen stärker gesetzt werden, was jedoch zu deutlich weniger Stützung im heading und somit zu einer allgemein schlechteren Lösung führt. Es kann auch versucht werden, die Absolutlösung direkt durch die Verwendung von zum Beispiel DGNSS zu verbessern.

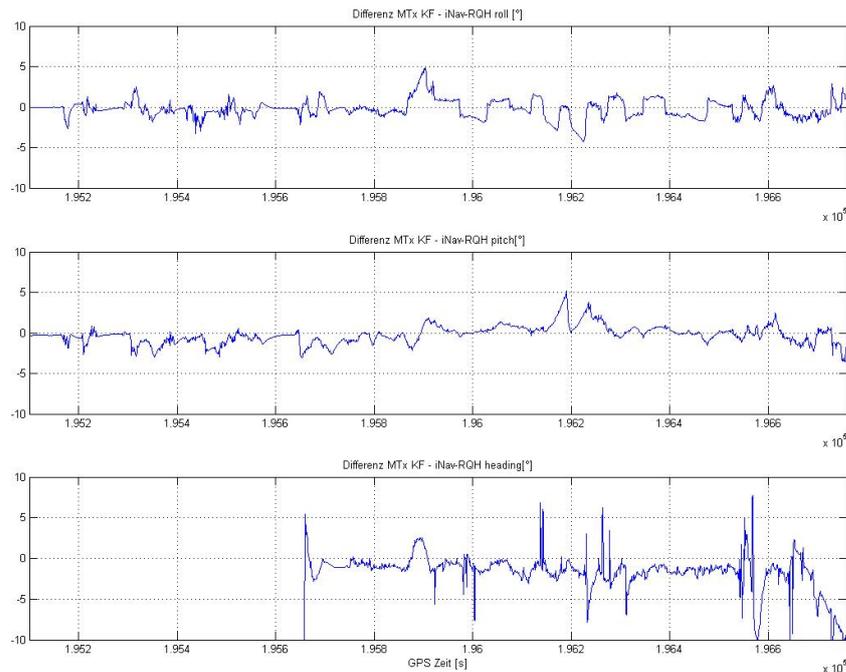


Abbildung 64: Residuen des Attitude-Kalman-Filters der Messfahrt 1

Zur übersichtlicheren Anschauung der Fehlereinflüsse in yaw ist in Abbildung 66 der Ausschnitt der heading-Berechnung von 214050 s bis 214400 s aus Messfahrt 2 dargestellt. Am Beginn dieses Ausschnitts sind mitunter die größten Abweichungen in yaw der Auswertung ersichtlich. Durch die in Grün dargestellten Lösungen des GNSS headings erkennt man, dass diese fehlerhaft sind und die Lösung des Kalman-Filters verfälschen. Dieser Effekt tritt vor allem bei schnellen Kurvenfahrten, wie hier zu Beginn, auf. Teilweise liegt dem die Genauigkeit der GNSS Zeitreihe der Codelösung zugrunde, teilweise liegt diesem Effekt auch die GNSS Auswertung mit 1 Hz zugrunde. Eine GNSS Aufzeichnungsrate von 1 Hz ist für eine heading Lösung offensichtlich nicht bei jeder Kinematik ausreichend. Eventuell müsste diese Erkenntnis ebenso in die Bedingungen beim Design des Kalman-Filters mit einbezogen werden.

Hier wurden nun die beiden Abschnitte von den Stadtfahrten der Messfahrten analysiert. In Tabelle 12 sind die berechneten Standardabweichungen aus den Residuen für die beiden Messfahrten gegeben. In yaw wurde die Berechnung erst ab der ersten verfügbaren Absolutlösung durchgeführt. Allgemein sind deutliche Verbesserungen des

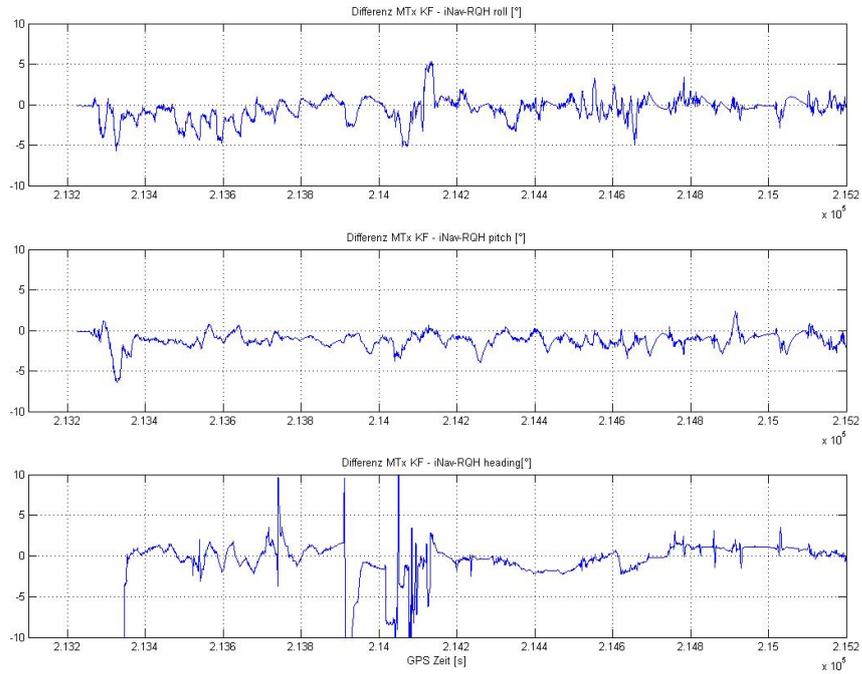


Abbildung 65: Residuen des Attitude-Kalman-Filters Messfahrt 2

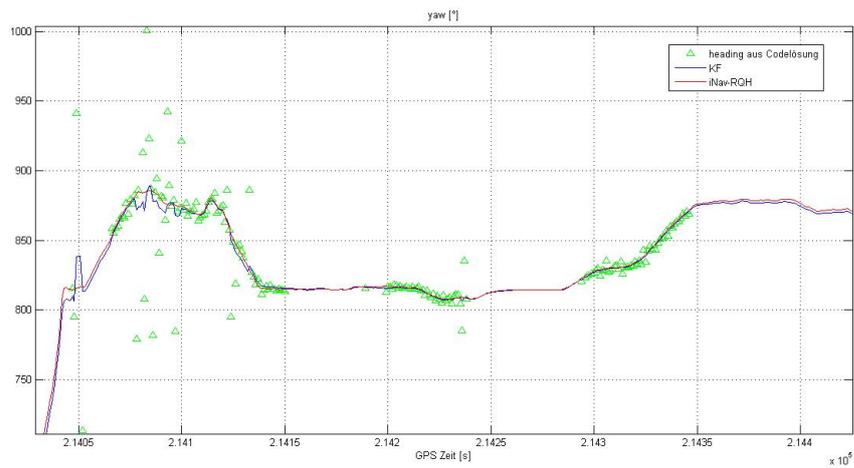


Abbildung 66: Detailbetrachtung heading des Attitude-Kalman-Filters Messfahrt 2

Attitude-Kalman-Filters für die Attitudewinkel im Vergleich zur Xsens Fusionsalgorithmuslösung ersichtlich. In roll und pitch sind die Standardabweichungen deutlich unter  $2^\circ$ , in yaw insgesamt etwas über  $2^\circ$ .

Tabelle 12: Standardabweichung des Xsens MTx Attitude-Kalman-Filters

Standardabweichung	roll [°]	pitch [°]	yaw [°]
Messfahrt 1	1.2	1.1	1.8
Messfahrt 2	1.4	1.0	2.6

Mit einer verbesserten Lösung für yaw, zum Beispiel aus DGNS, und der Kenntnis der Kinematik der Applikation lassen sich die Herstellerangaben für die Attitude mit  $2^\circ$  im dynamischen Fall erfüllen. Dies ist jedoch nicht für den Xsens-Fusionsalgorithmus der Fall und eine Verwendung der Magnetometer in der Fahrzeugnavigation wird prinzipiell ausgeschlossen.

### 7.3 Geschwindigkeit

Generell wird die Geschwindigkeitsinformation, ausgewertet mit einer IMU, als dreidimensionale Geschwindigkeitsinformation in einem Strapdown-Algorithmus berechnet. Dieser Vorgang wird durch zweimalige Integration der Drehraten und eine Integration der Beschleunigungsmessungen erzielt. Wie in Kapitel 5.6 diskutiert, ist dies mit einer MEMS IMU der Güte der MTx nicht möglich. Deswegen wurde in dieser Diplomarbeit nach anderen Möglichkeiten gesucht, eine Geschwindigkeitsinformation aus der IMU zu beziehen, um eine Positionslösung berechnen zu können.

Der Ansatz des Strapdown-Algorithmus nach Schritt 5 in Kapitel 3.7 lautet  $\dot{v}_e^l = f^l + g^l + f_{Coriolis}^l$ . Dieser Zusammenhang beschreibt die Veränderung der Geschwindigkeit anhand der ins lokale Horizontsystem gedrehten spezifischen Kraft, der Erdbeschleunigung und der Coriolisbeschleunigung. Die Coriolisbeschleunigung selbst  $f_{Coriolis}^l = -(\omega_{il}^l + \omega_{ie}^l) \times v_e^l$  ist abhängig von  $\omega_{il}^l, \omega_{ie}^l$  und der Geschwindigkeit  $v_e^l$ . In  $\omega_{ie}^l$  steckt die Erddrehung  $\omega_E$  und die geographische Breite  $\varphi$ .  $\omega_{il}^l$  ist ebenso von  $\omega_E, \varphi$  und zusätzlich noch von der Veränderung der Position  $\dot{\varphi}$  und  $\dot{\lambda}$  abhängig.

Der horizontale Anteil der Coriolisbeschleunigung kann vereinfacht mit  $a_c = 2 * v * \sin(\varphi)$  berechnet werden. Bei einer Breite von  $45^\circ$  und einer angenommenen maximal auftretenden Geschwindigkeit einer Autoapplikation von 30 m/s, was in etwa 108 km/h entspricht, erhält man eine Coriolisbeschleunigung von  $a_c = 0.003 \text{ m/s}^2$ . Bei einer Bias-Stabilität von 0.02 bis  $0.05 \text{ m/s}^2$  im Leerlauf ist die maximal zu erwartende Coriolisbeschleunigung um einen Faktor 10 kleiner und kann deswegen bei dieser Betrachtung vernachlässigt werden. Es gilt also für die weitere Betrachtung  $\dot{v}_e^l \approx f^l + g^l$ .

Verschiedenste Methoden der Geschwindigkeitsberechnung aus 3-achsigen Beschleunigungsmessern sind vorstellbar:

1.  $\dot{v} = a_x + a_y + a_z - g$  (Gesamtbeschleunigung)
2.  $\dot{v} = a_x + a_y$  (Horizontalbeschleunigung)

3.  $\dot{v} = a_x$  (Beschleunigung in Fahrtrichtung)

4.  $\dot{v} = a_x * \sin(p) * g$  (Beschleunigung in Fahrtrichtung korrigiert um  $\sin(pitch) * g$ )

Um Einflüsse der Attitude bei den Beschleunigungen nicht mitzuintegrieren, wäre es ideal, wenn man die Gesamtbeschleunigung an sich verwenden könnte. In einer Bewegung ohne Störbeschleunigungen (wie Zentrifugalbeschleunigung, Coriolisbeschleunigung, Beschleunigungen durch Straßenunebenheiten) könnte man annehmen, die Gesamtbeschleunigung abzüglich der Schwerebeschleunigung entspricht der Beschleunigung in Fahrtrichtung, siehe Methode 1. Dies ist allerdings aus oben genannten Störeinflüssen nicht möglich.

Dieselben Fehler gelten bei der Betrachtung der Horizontalbeschleunigung in Methode 2. Zusätzlich wird bei den Methoden 2 und 3 von einer Bewegung in einer Ebene ausgegangen, in welcher die Erdbeschleunigung lediglich in  $a_z$  auftritt. Die Änderung der Erdbeschleunigung aufgrund der Erdkrümmung wird für diese Betrachtung vernachlässigt.

Bei einer Fahrzeugtrajektorie wirken in allen drei Achsen Beschleunigungen auf das Fahrzeug. Die Achse, in der die Beschleunigung, welche für die Geschwindigkeit des Fahrzeugs verantwortlich ist, auftritt, ist die Achse in Fahrtrichtung. Die anderen beiden Achsen, normal zur Fahrtrichtung, nehmen Beschleunigungen, welche nicht proportional zur Geschwindigkeit des Fahrzeugs sind, wahr. Diese Beschleunigungsmessungen in den beiden nicht sensitiven Achsen werden natürlich samt ihren Fehlern mit aufintegriert.

Ein schlüssiger Ansatz, zusätzliche Informationen aus den Beschleunigungssensoren zu ziehen, ist, den Beschleunigungssensor direkt in Fahrtrichtung zu betrachten. Somit fallen alle quer- und vertikalen Störbeschleunigungen in der Auswertung weg. Nach Methode 3 wird nur die Beschleunigung in Fahrtrichtung ohne jegliche Korrektur betrachtet. Einerseits fallen quer- und vertikales Beschleunigungsrauschen weg, andererseits erhält man Störbeschleunigungen durch die Vernachlässigung von pitch.

Bewegt man sich nicht horizontal, muss die Beschleunigung in Fahrtrichtung natürlich um die Attitude in Fahrtrichtung, um pitch mit  $a_{Automobil} = a_{Fahrtrichtung} - \sin(p) * g$ , korrigiert werden. Dies entspricht Methode 4. Der Anteil  $\sin(p) * g$  ist der durch pitch hineingedrehte Anteil der Gravitationsbeschleunigung. Bei dieser Auswertung ist zum einen die Bias-Stabilität des Beschleunigungssensors zu betrachten, aber vor allem der Einfluss der Attitude. Da alle Fehler, die in der Attitude in pitch auftreten, direkt die Gravitationsbeschleunigung in die Beschleunigung in Fahrtrichtung einfließen lassen, hängt der Gesamtfehler der Geschwindigkeitsberechnung über den Beschleunigungssensor von der Genauigkeit von pitch ab. In Abbildung 67 ist die Integration eines Beschleunigungsoffsets, welcher durch einen pitch-Fehler von  $2^\circ$  verursacht wird, dargestellt.

In dieser Diplomarbeit wurde versucht, eine Geschwindigkeitsinformation aus der MEMS IMU zu gewinnen. Der Ansatz, der verfolgt wurde, wird nachfolgend diskutiert. Die Gesamtbeschleunigung oder die horizontale Beschleunigung liefern zu große Störeinflüsse, welche sich nicht trivial korrigieren lassen. Die Beschleunigung in Fahrtrichtung, direkt aus der Sensorachse, wird betrachtet und um pitch mit  $a_{Automobil} = a_{Fahrtrichtung} - \sin(p) * g$  reduziert. Wenn pitch aus einem levelling mit demselben Sensor gerechnet wird,

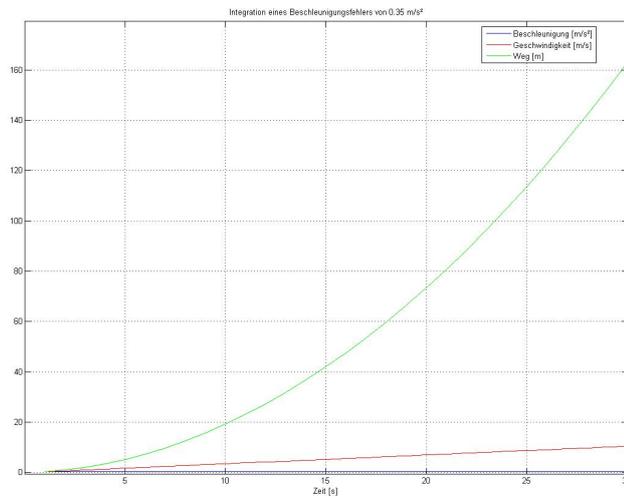


Abbildung 67: Integration eines Beschleunigungsoffsets von  $0.35 \text{ m/s}^2$

sollte sich durch diese Reduktion im statischen Fall kein allgemeiner Offset in der Beschleunigung ergeben.

In Abbildung 68 ist die Geschwindigkeit im Stadtteil der Messfahrt 1 dargestellt. Die wahre Geschwindigkeit ist aus einer tightly-coupled Integration mit DGNSS und der iNav-RQH, welche mit einer Standardabweichungen unter  $0.005 \text{ m/s}$  ausgewertet wurde, in Rot dargestellt. Schließlich sind zum Vergleich die Beschleunigung in Fahrtrichtung aus der Xsens MTx, einmal mit pitch aus der iNav-RQH berechnet in Blau und einmal mit pitch aus der Xsens MTx berechnet in Grün, dargestellt.

Man erkennt, dass die Lösung, berechnet mit den Beschleunigungen aus der MTx, jedoch einem pitch-Winkel aus der iNav-RQH, ein zuverlässiges Ergebnis liefert. Ein leichter positiver Trend in der Geschwindigkeit ist auszumachen, eine Korrektur über ZUPT Updates könnte diesen Fehler kontrollieren. Die Lösung, berechnet mit dem pitch-Winkel aus der Xsens MTx liefert unzureichende Ergebnisse. Sowohl aus dem kurzfristigen Verhalten sowie dem langfristigen Trend kann keine Geschwindigkeitsinformation gezogen werden.

Schließlich wurden mehrere Ansätze zur Verbesserung der Geschwindigkeitslösung erarbeitet. Es wurde eine Geschwindigkeitsreduktion in den Stehphasen durchgeführt. Ebenso ein Ansatz der Geschwindigkeitsreduktion mit gegebenen Geschwindigkeiten und der kontinuierlichen Schätzung eines Beschleunigungsoffsets, gerechnet als Differenz der gegebenen Geschwindigkeit pro Zeitintervall zur Beschleunigung, wurde erarbeitet. Dieser Ansatz verlangt zur Fehlerkorrektur die Kenntnis der Geschwindigkeit aus GNSS. Dennoch ist bei einem GNSS Ausfall und alleiniger Betrachtung mittelfristig keine Geschwindigkeitslösung aus den Beschleunigungsmessungen einer MEMS IMU mit diesem Ansatz möglich. In Abbildung 69 ist eine Detailansicht des ersten Abschnitts der Messfahrt 1 für die Geschwindigkeitslösung gezeigt. Die Geschwindigkeiten wurden jeweils lediglich von ZUPT zu ZUPT integriert, bei identifizierten Stehphasen wurde die Ge-

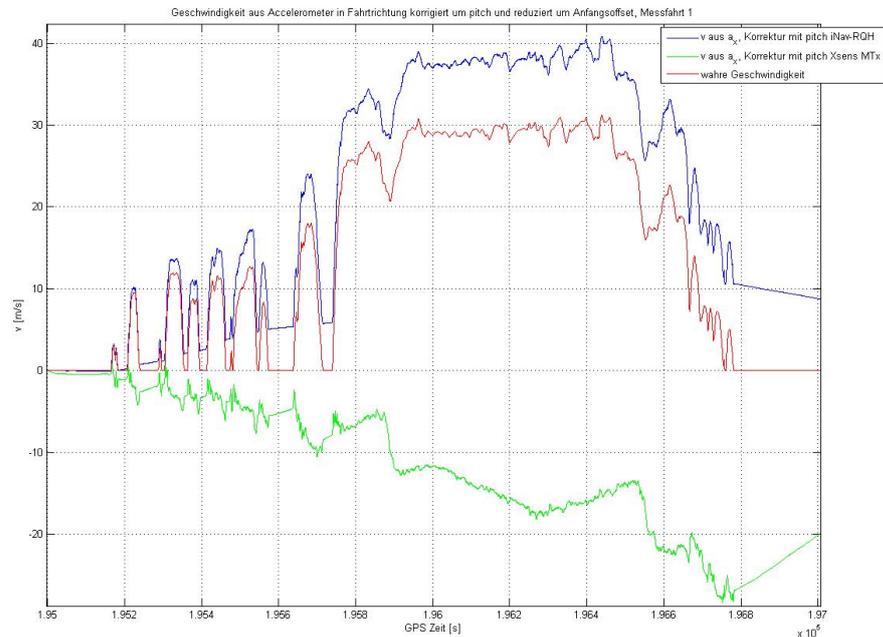


Abbildung 68: Geschwindigkeit aus Beschleunigungsmessung in Fahrtrichtung korrigiert um pitch aus iNav-RQH bzw. MTx

schwindigkeit sowie die Beschleunigung korrigiert. Hier ist ersichtlich, nach welcher kurzen Zeiträumen eine Integration mit der Berechnung der Informationen aus einer MEMS IMU wie der Xsens MTx unzulässige Ergebnisse liefert.

Einerseits wird die Attitude bei Beschleunigungen durch den Levelling-Ansatz verfälscht, andererseits verursacht diese verfälschte Attitude falsche Beschleunigungsreduktionen. Ein Informationsgewinn über die aktuelle Geschwindigkeit mit einer kontinuierlichen Berechnung der Sensordaten einer MEMS IMU der Güte der Xsens MTx ist mit den verwendeten Ansätzen daher nicht möglich.

Dennoch ist eine DR Lösung mit einer externen Geschwindigkeitsinformation und der Attitude aus einer AHRS wie der MTx denkbar. Geschwindigkeitsinformationen in Fahrzeugen sind zum Beispiel bei jedem Auto mit ABS ohnehin vorhanden. Mit einer Geschwindigkeit und dem heading-Winkel kann eine zweidimensionale Positionsdifferenz berechnet werden. Mit pitch kann noch eine Information zur Höhendifferenz gezogen und allgemein mit roll und pitch die Horizontierung des Fahrzeugs bestimmt werden.

Systeme lediglich mit einer gegebenen Geschwindigkeit und einer Drehratenmessung in z-Richtung haben einerseits das Problem der Unterschätzung der Drehrate um den Faktor  $1 - \cos(r) * \cos(p)$  und andererseits die Überschätzung der Geschwindigkeit. Die Geschwindigkeit für die Betrachtung einer zweidimensionalen Dead-Reckoning-Berechnung in der Ebene muss auf eine horizontale Geschwindigkeit reduziert werden.

Die horizontale Geschwindigkeit ergibt sich aus der gesamten Geschwindigkeit des DMI  $v$  und einem pitch Winkel mit  $v_{horizontal} = v * \cos(p)$ . Bis zu einem Winkel von  $p=8^\circ$

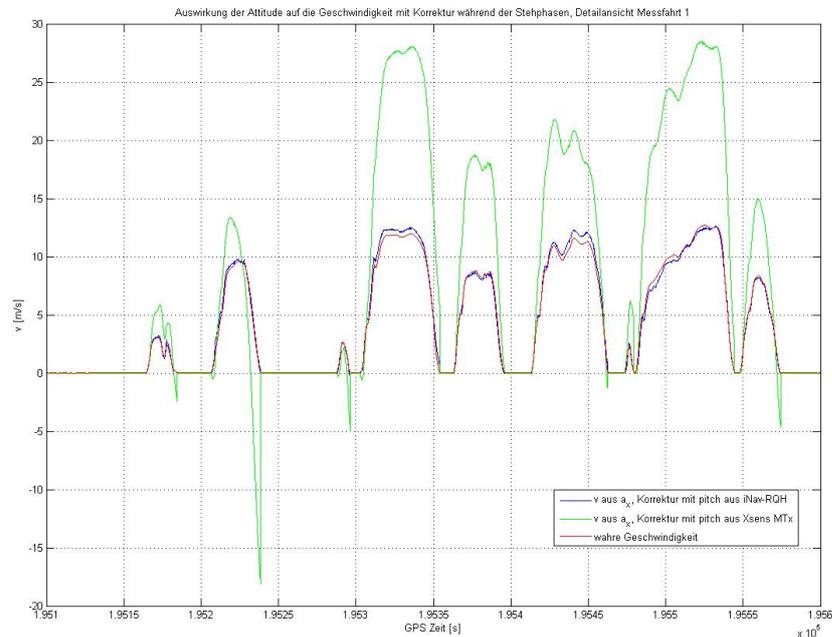


Abbildung 69: Geschwindigkeit aus Beschleunigungsmessung in Fahrtrichtung mit Stehphasen Korrektur, Detailansicht Messfahrt 1

ist der Fehler, welcher durch die Vernachlässigung von pitch entsteht, jedoch kleiner 1% (Groves, 2008).

#### 7.4 Fazit

Die Auswertung einer MEMS IMU in einem dreidimensionalen Strapdown-Algorithmus ist nicht möglich. Demnach wurde an einer getrennten Lösung, einerseits der Auswertung der Attitude und andererseits der Auswertung der Geschwindigkeit, gearbeitet.

Da die Analyse des Xsens-Fusionsalgorithmus keine Eignung für die Anwendung in der Fahrzeugnavigation ergibt, wurde ein eigens entwickelter Algorithmus zur Berechnung der Attitude erarbeitet. Der Algorithmus baut auf kontinuierlicher Filterung, absolut berechneter Winkel und relativ gemessener Drehraten auf. Die dabei verwendeten absoluten Winkel sind in roll und pitch aus einem levelling gerechnet, in yaw wird die Information aus einer GNSS Zeitreihe einer Codelösung gewonnen. Die Drehraten werden laufend bei detektierten Stehphasen um ihren Offset korrigiert, um einen etwaigen Sensordrift zu kontrollieren. Für den Aufbau eines solchen Attitude-Filters werden verschiedene Bedingungen erstellt und diskutiert.

Durch die Erarbeitung eines eigens für die Fahrzeugnavigation optimierten Algorithmus lassen sich Standardabweichungen in roll und pitch deutlich unter  $2^\circ$  erzielen. In yaw liegt die Standardabweichung leicht über  $2^\circ$ , was direkt mit der verwendeten absoluten Lösung korreliert, dies ist jedoch ein großer Gewinn zur Lösung des Xsens-Fusionsalgorithmus.

Zusätzlich wurden Ansätze zum Gewinn einer Geschwindigkeitsinformation aus der MEMS IMU diskutiert. Es zeigt sich, dass keiner der versuchten Ansätze mittelfristig in der Lage ist, eine Geschwindigkeit aus den Beschleunigungen der Xsens MTx zu ziehen. Ein großer Fehlereinfluss hierbei ist die nicht exakt bekannte Attitude. Somit lassen sich die Beschleunigungen nur mit den integrierten Fehlern der Attitude ins lokale Horizontsystem drehen und liefern deswegen ständig falsche Beschleunigungswerte. Zur Stützung einer Positionierung benötigt man also noch eine externe Geschwindigkeitsinformation, zum Beispiel in der Form eines Odometers.

## 8 Zusammenfassung und Ausblick

Das Prinzip der inertialen Navigation ist, eine völlig autonome, relative Positionslösung durch Integration von Beschleunigungsmessungen, zu berechnen.

Theoretisch kann eine IMU mittels Integration der Beschleunigungen in bekannter Ausrichtung eine kontinuierliche, relative Positionierung rechnen. Praktisch akkumulieren sich Sensorfehler durch eine mehrfache Integration zu schnell, um einen Algorithmus, welcher Beschleunigungen integriert, mit nicht vollständig kalibrierten Sensoren auszuwerten. Inertiale Sensoren existieren in vielen Bauweisen und Preisklassen, die neuste Entwicklung bringt miniaturisierte MEMS Sensoren mit sich. Inertiale MEMS Sensoren sind äußerst klein, leicht und preiswert. Mittlerweile erreichen MEMS auch Genauigkeiten, um mit ihnen AHRS Plattformen in der Fußgängernavigation, in Videospiele oder Smartphones anzuwenden.

Die Aufgabenstellung der Diplomarbeit war, eine solche MEMS IMU vor dem Hintergrund ihrer Anwendung in der Fahrzeugnavigation zu betrachten. Bei der verwendeten MEMS IMU handelt es sich um die Xsens MTx.

Das Verhalten und die Fehlereinflüsse auf MEMS Sensoren werden noch nicht vollständig verstanden. Prinzipiell weisen sie jedoch dieselben Fehlerquellen wie herkömmliche Drehraten- und Beschleunigungssensoren auf. Eine Betrachtung der Sensorfehler ist für eine integrierte Auswertung essentiell. Anhand statischer Untersuchungen werden folgende Sensoreinflüsse gezeigt:

- Rauschen
- Konstanter Bias
- Frequenzverhalten
- Bias-Stabilität
- Random Walk

Es zeigen sich vor allem große Bias-Fehler, sowohl in den Akzelerometern, als auch besonders in den Gyroskopen. Eine Fourieranalyse für die Betrachtung des Frequenzbereichs des Sensors wurde durchgeführt. Die Analyse der Allan-Varianz liefert einen Aufschluss über die Stabilität der Bias-Fehler. Die Berechnung eines coarse Alignment zeigt, dass es nicht möglich ist, ein strenges Alignment mit Drehratensensoren der Klasse der Xsens MTx zu berechnen. Die Winkel in roll und pitch können jedoch durch ein leveling, ohne die Betrachtung der Erddrehung, zuverlässig berechnet werden. Der Versuch, einen einfachen Strapdown-Algorithmus mit den Messdaten der MTx zu berechnen, ist ebenso nicht sinnvoll. Durch die nicht vollständig kontrollierbaren Sensorfehler driftet eine berechnete Positionslösung sehr stark.

Um den MEMS Sensor in der Umgebung der Fahrzeugnavigation zu betrachten, wurde eine Messfahrt mit der Xsens MTx durchgeführt. Als Referenz steht die hochgenaue iMAR iNav-RQH zur Verfügung. Anhand dieser Messfahrt wurde einerseits die Zeitstabilität der MTx und andererseits die Genauigkeit der Attitudelösung des Xsens-eigenen

Fusionsalgorithmus untersucht. Bei der Auswertung des Xsens-Fusionsalgorithmus zeigen sich unerwartet große Abweichungen in yaw aufgrund des Einflusses des Magnetometers. Diese Fehler sind so groß, dass der Einsatz von Magnetsensoren im Straßenverkehr in urbanen Gegenden generell ausgeschlossen werden kann. Auch in roll und pitch sind auffällige Fehlereinflüsse aufgrund der Kinematik eines Fahrzeugs im Straßenverkehr erkennbar. Generell können die von Xsens, für eine als AHRS verwendete MTx, angegebenen Genauigkeiten von  $2^\circ$  RMS im dynamischen Fall nicht erzielt werden.

Auf Basis der erzielten Ergebnisse wurde ein Kalman-Filter zur Schätzung der Attitude erarbeitet. Als Absolutwert in yaw wird anstelle des Magnetometers eine Lösung, berechnet aus einer GNSS Zeitreihe einer Codelösung verwendet. Für den Filter werden verschiedene Bedingungen erstellt, welche anhand der Messfahrt in urbanem Gelände erarbeitet wurden. Somit lassen sich Genauigkeiten von deutlich unter  $2^\circ$  für roll und pitch sowie etwas über  $2^\circ$  für yaw erzielen.

### **Ausblick**

Eine Geschwindigkeitsinformation aus der MTx zu gewinnen, war mit den erarbeiteten Ansätzen nicht möglich. Hier muss also auf eine externe Geschwindigkeitsinformation wie ein Odometer zurückgegriffen werden. Mit einer Geschwindigkeit und einer bekannten Attitude kann man eine zweidimensionale Positionsdifferenz berechnen.

In aktuellen Systemen wird zum Beispiel über die Geschwindigkeitsinformation des ABS Sensors eines Autos und eines Gyroskops in z-Richtung eine relative Positionierung berechnet. Der Vorteil, den der Einsatz einer dreiachsigen IMU mitbringt, ist die korrekte Berechnung der horizontalen Geschwindigkeit mit pitch und die Korrektur der wahren Drehrate in yaw. Wie jedoch in der Diplomarbeit gezeigt, sind diese Fehler bei den meisten Anwendungen in der Fahrzeugnavigation zu vernachlässigen.

Die Genauigkeit der erhaltenen Attitude-Lösung hängt im heading direkt mit der verwendeten GNSS Lösung zusammen. Da hier von low-cost Systemen ausgegangen wird, wurden die Versuche mit einer Codelösung berechnet. Eine DGNSS Lösung birgt hier jedoch enormes Verbesserungspotential. Ein weiterer Ansatz der Verbesserung der Lösung ist das sogenannte smoothing. Smoothing bezeichnet, bezogen auf Filteralgorithmen, eine Kombination einer Vor- und einer Rückwärtslösung. Am einfachsten ist eine Lösung einmal vorwärts und einmal rückwärts berechnet. Diese beiden Lösungen, mit den korrekten Standardabweichungen, kombiniert gefiltert, ergibt eine einfache smoothing Lösung. In Abbildung 70 ist die Theorie eines Smoothings dargestellt. Solch ein Ansatz ist natürlich nur im Postprocessing möglich.

Ein weiterer Ansatz, eine verbesserte Lösung für die Fahrzeugnavigation mit low-cost Methoden zu erhalten, ist der Einsatz von map matching. Frei zugängliche Karten wie OpenStreetMap liefern heute ähnlich genaue Daten wie kommerziell erwerbbar, digitale Karten. Eine Lösung, absolut durch eine Codelösung berechnet, relativ durch eine MEMS IMU und ein Odometer gestützt und schließlich mit einem map matching auf einer Karte berechnet, stellt eine effiziente und dennoch kostengünstige Lösung für die Fahrzeugnavigation dar.

Abschließend wird noch der Entwicklungsstand der MEMS Technologie diskutiert.

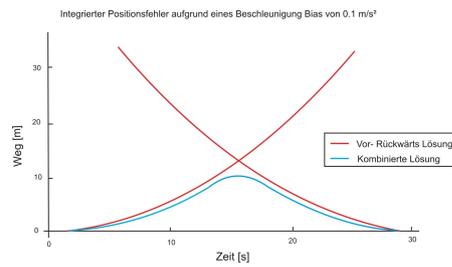


Abbildung 70: Theorie des smoothing

Die Mikroelektronik ist eine sehr schnell wachsende Industrie, angeblich mit großem Verbesserungspotential. Nach El-Sheimy u. Niu (2007) wird aktuell an tactical-grade MEMS Sensoren gearbeitet. Schon heute sind inertielle MEMS Sensoren mit deutlich besseren Spezifikationen als die hier untersuchte Xsens MTx erhältlich. Bei großen Produktionsmengen und der weiteren technischen Entwicklung, ist es wahrscheinlich, dass mit dieser Technologie preiswerte und dennoch leistungsstarke IMU produziert werden können. Dies eröffnet viele neue Möglichkeiten für die Navigation.

---

## Abbildungsverzeichnis

1	GNSS Prinzip . . . . .	3
2	Atmosphäre . . . . .	5
3	Mehrwegeeffekt . . . . .	6
4	Mechanischer Beschleunigungsmesser . . . . .	10
5	Akustischer Oberflächenwellen-Beschleunigungsmesser nach Titterton u. Weston (2004) . . . . .	11
6	Silizium-Beschleunigungssensor nach Titterton u. Weston (2004) . . . . .	11
7	Faseroptisches Pendel-Akzelerometer nach Titterton u. Weston (2004) . . . . .	12
8	Rotierendes Schwungrad . . . . .	13
9	Vibrierender Weinglassensor nach Titterton u. Weston (2004) . . . . .	14
10	Stimmgabelsensor nach Titterton u. Weston (2004) . . . . .	14
11	Sagnac-Effekt . . . . .	15
12	Schema eines RLG nach Jekeli (2000) . . . . .	16
13	Prinzip eines faseroptischen Gyroskops nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2003) . . . . .	16
14	Skalierungsfaktor . . . . .	20
15	Hysterese . . . . .	20
16	Inertiale Navigationssysteme . . . . .	23
17	Attitudewinkel . . . . .	26
18	Magnetische Deklination 2010 nach NOAA . . . . .	29
19	Schema eines Strapdown-Algorithmus nach Legat (2006) . . . . .	31
20	Uncoupled Integration . . . . .	38
21	Loosly coupled Integration . . . . .	39
22	Tightly coupled Integration . . . . .	39
23	Xsens MTx . . . . .	43
24	MTx mit USB Adapter . . . . .	43
25	Xsens Sensorfusion nach Xsens Technologies (2006) . . . . .	45
26	MTx sensorbezogenes Koordinatensystem . . . . .	46
27	Rohe Messdaten ohne Akklimatisierung . . . . .	50
28	Rohe Messdaten mit Akklimatisierung . . . . .	51
29	Rohe Messdaten mit verschiedener Abtastfrequenz . . . . .	52
30	Akzelerometer-Bias . . . . .	54
31	Akzelerometer Messung horizontalisiert . . . . .	55
32	Gesamtbeschleunigung verschiedener Achsausrichtungen . . . . .	56
33	Spektralanalyse Akzelerometer in Ruhe . . . . .	57
34	Spektralanalyse Gyroskope in Ruhe . . . . .	58
35	Spektralanalyse Akzelerometer mit laufendem Motor . . . . .	59
36	Spektralanalyse Gyroskope mit laufendem Motor . . . . .	59
37	Spektralanalyse Akzelerometer im Fall einer Fahrzeugdynamik . . . . .	60
38	Spektralanalyse Gyroskope im Fall einer Fahrzeugdynamik . . . . .	61
39	Allan-Standardabweichung einer Messung in Ruhe . . . . .	62
40	Allan-Standardabweichung im Fall einer Fahrzeugdynamik . . . . .	64
41	Coarse Alignment einer MTx Messung ohne Akklimationszeit . . . . .	65
42	Statistische Beschreibung eines coarse Alignment ohne Akklimationszeit . . . . .	66
43	Coarse Alignment einer MTx Messung mit Akklimationszeit . . . . .	66
44	Coarse Alignment nach 4 Positionen . . . . .	67

---

45	Auswirkung eines Bias-Fehlers in den inertialen Sensoren . . . . .	69
46	Auswirkung eines Bias-Stabilitäts-Fehler in den inertialen Sensoren . . . . .	70
47	Strapdown-Auswertung einer Rohdatenmessung eines MTx Sensors . . . . .	71
48	Strapdown-Auswertung einer Bias-korrigierten Rohdatenmessung . . . . .	71
49	Messaufbau . . . . .	74
50	Messaufbau der IMU . . . . .	76
51	Körperbezogenes Koordinatensystem Messauto . . . . .	76
52	Attitude Genauigkeit der Referenzmessung Messfahrt 1 . . . . .	78
53	Attitude Genauigkeit der Referenzmessung Messfahrt 2 . . . . .	79
54	Vergleich der Attitudewinkel Messfahrt 1 . . . . .	82
55	Vergleich der Attitudewinkel Messfahrt 2 . . . . .	83
56	Residuen der MTx Attitude Messfahrt 1 . . . . .	84
57	Residuen der MTx Attitude Messfahrt 2 . . . . .	84
58	Detailansicht Messfahrt 1 mit levelling und Magnetkompass . . . . .	86
59	Detailansicht Messfahrt 1 in roll . . . . .	87
60	Detailansicht Messfahrt 1 in pitch . . . . .	88
61	Heading aus GNSS Zeitreihe . . . . .	92
62	Vergleich des Attitude-Kalman-Filters Messfahrt 1 . . . . .	97
63	Vergleich des Attitude-Kalman-Filters Messfahrt 2 . . . . .	97
64	Residuen des Attitude-Kalman-Filters der Messfahrt 1 . . . . .	98
65	Residuen des Attitude-Kalman-Filters Messfahrt 2 . . . . .	99
66	Detailbetrachtung heading des Attitude-Kalman-Filters Messfahrt 2 . . . . .	99
67	Integration eines Beschleunigungsoffsets von $0.35 \text{ m/s}^2$ . . . . .	102
68	Geschwindigkeit aus Beschleunigungsmessung in Fahrtrichtung korrigiert um pitch aus iNav-RQH bzw. MTx . . . . .	103
69	Geschwindigkeit aus Beschleunigungsmessung in Fahrtrichtung mit Steh- phasen Korrektur, Detailansicht Messfahrt 1 . . . . .	104
70	Theorie des smoothing . . . . .	108

---

## Tabellenverzeichnis

1	GNSS Fehlereinflüsse . . . . .	5
2	UERE Fehler nach Hofmann-Wellenhof u. a. (2008) . . . . .	7
3	Vor- und Nachteile von GNSS und DR . . . . .	37
4	Ergebnisse des Xsens Fusion Algorithmus . . . . .	46
5	Kalibrierte Sensordaten nach Xsens Technologies (2006) . . . . .	48
6	Sensortypen des MTx . . . . .	49
7	Einschaltvariationen der Gyroskope [ $^{\circ}/s$ ] . . . . .	53
8	Variation der Akzelerometer [ $m/s^2$ ] einschaltabhängig . . . . .	55
9	Variation der Akzelerometer [ $m/s^2$ ] positionsabhängig . . . . .	56
10	Hebelarm der Messplattform . . . . .	76
11	Standardabweichung der Attitude des Xsens-Fusionsalgorithmus . . . . .	83
12	Standardabweichung des Xsens MTx Attitude-Kalman-Filters . . . . .	100

---

## Literatur

- [Barbour u. a. 1992] BARBOUR ; ELWELL ; ROY ; SETTERLUND: *Inertial Instruments: Where to now?* AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, 1992
- [Bourdon 2007] BOURDON: *Drehraten Sensoren*. Elektronik Magazin 01, 2007
- [Callmer u. a. 2010] CALLMER ; TÖRNQVIST ; GUSTAFSSON: *Probabilistic Stand Still Detection using Foot Mounted IMU*. Information Fusion, 13th Conference on, 2010
- [El-Sheimy u. Niu 2007] EL-SHEIMY ; NIU: *The Promise of MEMS to the Navigation Community*. Inside GNSS Magazine March/April, 2007
- [Groves 2008] GROVES: *Principles of GNSS, Inertial, and multisensor integrated Navigation Systems*. Artech House, 2008
- [Han u. Wang 2010] HAN ; WANG: *A Novel Initial Alignment Scheme for Low-Cost INS Aided by GPS for Land Vehicle Applications*. Journal of Navigation September, 2010
- [Hofmann-Wellenhof u. a. 2003] HOFMANN-WELLENHOF ; LEGAT ; WIESER: *Navigation*. Springer, 2003
- [Hofmann-Wellenhof u. a. 2008] HOFMANN-WELLENHOF ; LICHTENEGGER ; WASLE: *GNSS - Global Navigation Satellite Systems*. Springer, 2008
- [IEEE 1998] IEEE: *IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axis Interferometric Fiber Optic Gyros*. The Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1998
- [Jekeli 2000] JEKELI: *Inertial Navigation Systems with Geodetic Applications*. de Gruyter, 2000
- [Kahmen 2006] KAHMEN: *Angewandte Geodäsie - Vermessungskunde*. deGruyter, 2006
- [Kayton u. Fried 1997] KAYTON ; FRIED: *Avionics Navigation Systems, Second Edition*. Wiley-Interscience, 1997
- [Lawrence 1998] LAWRENCE: *Modern Inertial Technology - Navigation, Guidance, and Control, Second Edition*. Springer, 1998
- [Legat 2006] LEGAT: *INAV Selected Topics: Inertial navigation, GPS/INS integration, and applications in airborne mapping*. Institut für Navigation und Satellitengeodäsie, Technische Universität Graz, 2006
- [Lichtenegger u. Sünkel 1989] LICHTENEGGER ; SÜNKEL: *Österreichische Beiträge zur Meteorologie und Geophysik - Heft 2*. Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik, 1989
- [Längauer 2010] LÄNGAUER: *Trajektorienbestimmung mittels Integration von GNSS und IMS, Masterarbeit*. Institut für Navigation und Satellitengeodäsie, Technische Universität Graz, 2010

- 
- [Neuhierl 2005] NEUHIERL: *Eine neue Methode zur Richtungsübertragung durch Kopplung von Inertialmesstechnik und Autokollimation, Dissertation*. Institut für Geodäsie, GIS und Landmanagement, Technische Universität München, 2005
- [Niemeier 2008] NIEMEIER, Wolfgang: *Ausgleichsrechnung - Statistische Auswertemethoden*. de Gruyter, 2008
- [NOAA ] NOAA: *World Magnetic Field Model - Epoch 2010.0*. [http://www.ngdc.noaa.gov/geomag/WMMdata/WMM2010/WMM2010\\_D\\_MERC.pdf](http://www.ngdc.noaa.gov/geomag/WMMdata/WMM2010/WMM2010_D_MERC.pdf),
- [NovAtel 2010] NOVATEL: *Inertial Explorer User Guide*. NovAtel Inc., 2010
- [Panahandeh u. a. 2010] PANAHANDEH ; SKOG ; JANSSON: *Calibration of the Accelerometer Triad of an Inertial Measurement Unit, Maximum Likelihood Estimation and Cramer-Rao Bound*. International Conference on indoor Positioning and indoor Navigation, 2010
- [Skog 2009] SKOG: *Low-Cost Navigation Systems, Doctoral Thesis*. School of Electrical Engineering, KTH Royal Institute of Technology Stockholm, 2009
- [Skog u. Händel 2006] SKOG ; HÄNDEL: *Calibration of a MEMS Inertial Measurement Unit*. XVII IMEKO World Congress, 2006
- [Stockwell ] STOCKWELL: *Bias Stability Measurement: Allan Variance*. [http://www.xbow.com/pdf/Bias\\_Stability\\_Measurement.pdf](http://www.xbow.com/pdf/Bias_Stability_Measurement.pdf), . – Crossbow Technology Inc.
- [Teichmann 2008] TEICHMANN: *Bestimmung von Attitudeparametern im Zuge einer Sensorintegration bei geringer Kinematik, Masterarbeit*. Institut für Navigation und Satellitengeodäsie, Technische Universität Graz, 2008
- [Titterton u. Weston 2004] TITTERTON ; WESTON: *Strapdown Inertial Navigation Technology, Second Edition*. The American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2004
- [Woodman 2007] WOODMAN: *An introduction to inertial navigation, Technical Report*. Computer Laboratory, University of Cambridge, 2007
- [Xsens Technologies 2006] XSENS TECHNOLOGIES: *MTi and MTx User Manual and Technical Documentation*. Xsens Technologies B.V., 2006