

Ad-Hoc Personenlokalisierung in Drahtlosen Sensornetzwerken

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

DOKTOR-INGENIEURS

von der Fakultät für

Elektrotechnik und Informationstechnik

des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

DISSERTATION

von

Dipl.-Wi.-Ing. Johannes Schmid

geb. in: Reutlingen

Tag der mündlichen Prüfung: 11.09.2012

Referent: Prof. Dr. rer. nat. Wilhelm Stork

Korreferent: Prof. Dr.-Ing. Heinz Wörn

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Technik der Informationsverarbeitung (ITIV) und als Mitglied des DFG Graduiertenkollegs 1194 am Karlsruher Institut für Technologie (KIT). Die Anfertigung meiner Dissertation wäre ohne die Unterstützung meiner Familie sowie meiner Kollegen und Freunde nicht möglich gewesen.

Danken möchte ich zunächst meinem Doktorvater Herrn Professor Dr. rer. nat. Wilhelm Stork, der mich unterstützt und gefördert hat. Er stand mir jederzeit und vor allem bei Problemen mit Rat und Tat zur Seite. Ebenfalls danken möchte ich meinem Korreferenten Herrn Professor Dr.-Ing Heinz Wörn für die Übernahme des Korreferats und für das Feedback zu den Ideen der Arbeit. Herrn Professor Dr.-Ing Klaus Müller-Glaser danke ich für die ständige Begleitung in Form vieler Gespräche über die Zielsetzung der Arbeit und das gewählte Vorgehen im Rahmen des Graduiertenkollegs.

Ein spezieller Dank gilt meinem Kollegen Dipl. Ing. Tobias Gädeke, der durch unzählige (Kaffee-) Diskussionen, Absprachen zu gemeinsamen Veröffentlichungen, Projektbesprechungen, Kobetreuungen von studentischen Arbeiten und sonstigen Unterhaltungen einen entscheidenden Anteil zu der entstandenen Arbeit beigetragen hat. Weiterhin möchte ich meinen Kollegen Dipl. Ing. Lukasz Niestoruk und Dr. rer. nat. Markus Völker für die Zusammenarbeit zu verschiedenen Veröffentlichungen und zahlreiche Diskussionen danken. MSc. Dorothy Curtis danke ich für den freundlichen Empfang in Boston und das stets konstruktive und geduldige Feedback während meiner Zeit dort. Dank gilt auch allen Kollegen am ITIV und im Graduiertenkolleg, die die letzten Jahre zu einer sehr angenehmen Zeit gemacht haben.

Wichtige Beiträge zur Arbeit wurden im Rahmen von studentischen Arbeiten geleistet. Bei allen von mir betreuten Diplom-, Master-, Studien-, Bachelorarbeitern möchte ich mich deshalb ebenfalls bedanken.

Vor allem aber möchte ich meiner Frau und meiner Familie für die aufgebraachte Geduld und für die moralische sowie auch redaktionelle und lektorische Unterstützung herzlich danken.

Karlsruhe im September 2012

Johannes Schmid

Abstract

Within this dissertation, a novel concept for ad-hoc localization of persons is developed and evaluated. In search and rescue scenarios like firefighter or police operations, knowledge about the positions of involved action forces could help to improve the logistical coordination.

In order to reach this goal, approaches from two fields are combined. Methods for localization in self-organizing wireless sensor networks are used. In addition, inertial navigation and pedestrian dead reckoning principles are applied. Data from inertial sensors are fused with received signal strength values in a hybrid localization scheme.

For the evaluation, a test system is developed and an extensive experimental study is undergone. In contrast to previous studies, the development and evaluation of localization algorithms is based on a much larger and thus more realistic dataset.

Scientific contributions and unique features are especially the dataset, the evaluation of the effect of imprecisely known anchor node positions and the application of hybrid localization schemes to ad-hoc localization.

As a result, a possible approach to the localization of moving persons with an accuracy of a few meters in ad-hoc scenarios is presented.

Keywords: Wireless sensor networks, localization, person localization, hybrid localization, sensor fusion, inertial navigation, experimental evaluation, pedestrian dead reckoning.

Zusammenfassung

In Rahmen der vorliegenden Arbeit wird ein neues Konzept zur ad-hoc Lokalisierung von Personen entwickelt und untersucht. Beispielsweise in Feuerwehr- oder Polizeiszenarien ("Search and Rescue Scenarios") könnte Wissen um die jeweils aktuellen Positionen beteiligter Personen helfen, die logistische Koordination von Einsätzen zu verbessern.

Um diese Zielstellung zu erreichen, werden einerseits Ansätze aus dem Bereich der Lokalisierung in selbstkonfigurierenden, drahtlosen Sensornetzwerken eingesetzt. Andererseits werden Ansätze aus dem Bereich der inertialsensorbasierten Personennavigation verwendet. Beide Richtungen werden zu einem hybriden Lokalisierungsansatz kombiniert.

Für die Untersuchung wurde ein Testsystem konzipiert und eine umfangreiche, experimentelle Studie durchgeführt. Im Gegensatz zu bisherigen Studien konnte damit für die Entwicklung und den Vergleich von Lokalisierungsalgorithmen auf eine wesentlich realistischere und breitere Datenbasis zurückgegriffen werden.

Wissenschaftliche Beiträge und Alleinstellungsmerkmale der Arbeit liegen vor allem im Bereich der praktischen Evaluierung von Lokalisierungsprinzipien unter realistischen Bedingungen, in der Untersuchung der Auswirkung unsicherer Ankerpositionen sowie im Bereich der hybriden Lokalisierung auf Basis von Signalstärke- und Inertialdaten.

Als Ergebnis wird ein möglicher Ansatz aufgezeigt, wie sich Personen in ad-hoc Szenarien mit einer Genauigkeit von wenigen Metern lokalisieren lassen.

Schlagwörter: Drahtlose Sensornetzwerke, Lokalisierung, Personenlokalisierung, hybride Lokalisierung, Sensorfusion, Inertialnavigation, experimentelle Untersuchung, Fußgängerkoppelnavigation.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Umfeld: Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken	2
1.2	Problemstellung ad-hoc Personenlokalisierung: Motivation und Anwendungen	4
1.3	Vorgehen und eigener Beitrag	5
1.4	Aufbau der Arbeit	6
2	Technische und theoretische Grundlagen	9
2.1	Koordinatensysteme und Lagedarstellung	9
2.2	Sensorik und Sensorsysteme	14
2.2.1	Mikroelektromechanische Sensoren	14
2.2.2	Inertialmesseinheiten und Lageberechnung	18
2.2.3	Globale Satelliten Navigationssysteme	18
2.3	Bayes'sche Informationsverarbeitung	20
2.3.1	Kalmanfilter	21
2.3.2	Erweiterungen für nichtlineare Systeme	22
2.4	Funkkommunikation und Modelle zur Signalausbreitung	24
2.4.1	Signalausbreitung	25
2.4.2	Signalausbreitungsmodelle in Drahtlosen Netzwerken	26
2.5	Drahtlose Sensornetzwerke	29
2.5.1	Plattformen und Betriebssysteme	30
2.5.2	IEEE 802.15.4 und ZigBee Standards	32
2.5.3	Selbstorganisation in drahtlosen Sensornetzwerken	36
3	Stand von Forschung und Technik	37
3.1	Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken	37

3.1.1	Messprinzipien	40
3.1.2	Positionsschätzung	43
3.1.3	Evaluierung von Lokalisierungslösungen	52
3.1.4	Simulation in drahtlosen Sensornetzwerken	55
3.1.5	Anwendungen, Systeme und Forschungsprojekte	57
3.2	Navigation und Lokalisierung durch Inertialsensorik	61
3.2.1	Inertiale Navigation	62
3.2.2	Inertialsensorbasierte Koppelnavigation	65
3.2.3	Spezielle Messprinzipien in der Fußgängernavigation	69
3.2.4	Forschungsrichtungen und erzielbare Genauigkeiten	71
3.3	Ansätze zur hybriden Lokalisierung von Fußgängern	74
3.3.1	Fusion inertialsensorbasierter Navigation mit GNSS	75
3.3.2	Fusion mit WSN/WiFi Lokalisierung	76
3.3.3	Fusion weiterer Systemannahmen und Informationsquellen	77
4	Systemkonzept und Umsetzung	79
4.1	Lösungsansatz und Herangehensweise	79
4.1.1	Anforderungsanalyse	80
4.1.2	Bewertung des Standes der Technik	80
4.1.3	Systemarchitektur	82
4.1.4	Ansatz zur Untersuchung	83
4.2	Experimental- und Demonstrationssystem	85
4.2.1	Sensorknoten	85
4.2.2	Sensoreinheiten zur inertialsensorbasierten Fußgänger- navigation	88
4.2.3	Zigbee Framework zur Lokalisierung	94
4.2.4	Webanwendung zur Benutzerinteraktion	101
4.3	Untersuchung und Experimentdesign	103
4.3.1	Anforderungen an Versuche	103
4.3.2	Versuchsdesign	104
4.3.3	Durchführung	105
4.4	Simulationsumgebung	107
4.4.1	Anforderungsanalyse	109
4.4.2	Konzept Simulationsumgebung	110
4.4.3	Umsetzung	111

5	Datenanalyse und Algorithmen	119
5.1	Analyse der Signalstärke-Daten	119
5.1.1	Parameterermittlung für Log-Distanz Modell	119
5.1.2	Aussagekraft von Signalstärken in Bezug auf die Distanz und Plausibilitätsprüfung	123
5.1.3	Abschätzung der Varianz	125
5.1.4	Parametrierung Simulationsmodell	126
5.2	Systemmodellierung	128
5.2.1	Position Modell	128
5.2.2	Position-Geschwindigkeit Modell	130
5.3	Lokalisierungsalgorithmen	131
5.3.1	Extended Kalmanfilter	131
5.3.2	Unscented Kalmanfilter	132
5.3.3	Analytic Moment Calculation	133
5.3.4	Partikelfilter	133
5.3.5	Weighted Centroid	136
5.3.6	Spring Tracker	136
5.4	Parametrierung der Lokalisierungsalgorithmen	137
6	Signalstärken-Personenlokalisierung	141
6.1	Erzielbare Genauigkeiten	142
6.2	Miteinbezug des Bewegungsmodells	146
6.3	Abschätzung Komplexität	147
6.4	Vergleich Knotenposition am Körper	148
6.5	Variierende Ankerknotendichte	150
6.6	Robustheit gegenüber Personen	151
7	Inertialdaten-Personenlokalisierung	153
7.1	Inertialsensorbasierte Fußgänger- Koppelnavigation	153
7.1.1	Schritterkennung und Schrittlängenschätzung	154
7.1.2	Schrittrichtungsschätzung	157
7.1.3	Koppelnavigation	159
7.1.4	Vergleich von Ansätzen zur Lageschätzung	160
7.2	Inertiale Fußgängernavigation	161
7.2.1	Xsens Lageberechnung	161

7.2.2	Strapdown-Rechnung	164
7.3	Fusion von Kartenmaterial	167
7.4	Bewertung und Parametrierung des Simulationsmodells	170
7.4.1	Erreichbare Genauigkeiten	170
7.4.2	Auswahl Parameter	171
8	Hybride Lokalisierung durch Fusion von Signalstärken und Fußgänger-Koppelnavigation	173
8.1	Anpassung der Lokalisierungsalgorithmen	173
8.1.1	Kalmanfilterderivate	174
8.1.2	Partikelfilter	176
8.2	Sensitivität und Robustheit	178
8.2.1	Anzahl eingesetzter Ankerknoten	178
8.2.2	Ausfall des gesamten Netzwerks	181
8.3	Ausbringen von Infrastruktur und ad-hoc Lokalisierung	184
8.3.1	Manuell positionierte Ankerknoten	185
8.3.2	GPS Ankerknoten	187
8.3.3	Ad-Hoc Infrastruktur mit PDR Positionierung	190
8.3.4	PDR / GPS Kombination	192
9	Diskussion	197
9.1	Realitätsnähe der Versuche und Aussagekraft der Ergebnisse	197
9.2	Erreichbare Genauigkeit	199
9.3	RSS Werte zur Distanzschätzung (Ranging)	201
9.4	Verwendung von Smartphones	202
10	Zusammenfassung und Ausblick	205
10.1	Zusammenfassung	205
10.2	Nächste Schritte und Ausblick	207
	Literatur- und Quellennachweise	210
	Betreute studentische Arbeiten	230
	Eigene Veröffentlichungen	235

Abbildungsverzeichnis

1.1	Einsatzszenarien für ad-hoc Personenlokalisierung: Logistische Unterstützung von Feuerwehreinsätzen (Bilder: Wikimedia Commons).	2
1.2	Einsatzszenarien für ad-hoc Personenlokalisierung: Polizeieinsätze in Geiselnahmesituationen, gesetzliche Vorgaben bei Kraftwerkwartung (Bilder: Wikimedia Commons).	3
2.1	Darstellung der verschiedenen Koordinatensysteme.	10
2.2	Mikroskopaufnahme eines MEMS Beschleunigungssensors (aus [153]).	15
2.3	Funktionsweise eines MEMS Drehratensensors (aus [153]).	16
2.4	Aufbau eines Sensorknotens.	29
2.5	Beispiele verschiedener Sensorknoten.	30
3.1	Prinzipieller Ablauf eines Lokalisierungsvorgangs und Einordnung relevanter Begriffe.	38
3.2	Überblick über Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken.	40
3.3	Positionsschätzung auf Basis von Trilateration (links), Triangulation (mitte) und Multilateration (rechts).	44
3.4	Positionsschätzung durch Fingerprinting: Einer Position ist ein charakteristischer RF Fingerprint zugeordnet, die Lokalisierung erfolgt durch einen Abgleich der Menge der aktuell in Reichweite befindlichen Ankerknoten und Signalstärken mit dieser Datenbank.	49
3.5	Kooperative Lokalisierung: Beide mobile Knoten können sich jeweils nicht alleine eindeutig lokalisieren sondern nur durch eine gemeinsame Messung.	51

3.6	Koppelnavigation: Schritthaltende Bestimmung der eigenen Position von einer Startposition (\vec{x}_0) unter steigender Unsicherheit (angedeutet durch Ellipsen).	61
3.7	Unterscheidung inertialsensorbasierter Lokalisierungs- und Navigationsverfahren.	62
3.8	Vereinfachter Strapdown-Algorithmus: Integration der Drehraten $\vec{\omega}$ ergibt Lage C_b^n zur Transformation der Beschleunigungen \vec{a}_b vom b-frame in das n-frame, wo dann nach Abzug der Gravitation \vec{g} die doppelte Integration zu Geschwindigkeit \vec{v}_n und Position \vec{x}_n durchgeführt werden kann.	64
3.9	Hybride Lokalisierung: Kurzzeitgenauigkeit aus Prinzipien der Koppelnavigation, Langzeitgenauigkeit durch Fusionierung weiterer Positionierungssysteme.	74
4.1	Systemarchitektur: Das ad-hoc Sensornetzwerk wird mittels Fußgängerinertialnavigation ausgebracht (teilweise ist der Empfang von GPS Signalen möglich); Personen werden lokalisiert und Positionen werden nach außen kommuniziert.	83
4.2	Design Sensorknoten.	86
4.3	ITIV LocNode (in Gehäuse) und ITIV LocNode+ mit aufgestecktem GPS Modul.	87
4.4	Insgesamt wurden 35 Stück ITIV LocNodes, sowie 35 Stück ITIV LocNodes+ gefertigt.	87
4.5	Design der Fußgänger-Koppelnavigation-Sensoreinheit auf Basis Xsens MTi-G.	90
4.6	Design der Fußgänger-Koppelnavigation-Sensoreinheit auf Basis Analog Devices ADIS16375.	91
4.7	Design der Fußgänger-Koppelnavigation-Sensoreinheit auf Basis MPU6050 IMU von Invensense.	92
4.8	Realisierung der Xsens MTi-G Sensoreinheit.	93
4.9	Realisierung der ADIS Sensoreinheit.	94
4.10	Realisierung MPU6050 Sensoreinheit (links) und Gehäuse (rechts).	95

4.11	Konzept Lokalisierungsapplikation: Ankerknoten mit bekannter Position (blau) senden Broadcast-Nachrichten, mobile Knoten (rot) berechnen ihre Position und kommunizieren sie an den Koordinator (grün).	98
4.12	Realisierung ZigBee Lokalisierungsapplikation in Texas Instruments ZStack.	99
4.13	Realisierung Visualisierung: Webserver Hardware (links) und Benutzer Frontend (rechts).	101
4.14	Aufbau Webanwendung zur Realisierung.	102
4.15	Innenraum Versuchsumgebungen und Beispieltrajektorien (blau) in ITIV und ITI Institutsgebäuden.	105
4.16	Innenraum Versuchsumgebungen und Beispieltrajektorien (blau) in Tiefgarage und ITIV Institutsgebäude auf dem Campus.	106
4.17	Außenbereich Versuchsumgebungen und Beispieltrajektorien (blau) auf Sportplatz und Waldparkplatz.	106
4.18	Dreistufiger Aufbau der Simulation.	110
4.19	Mögliche Stapelverarbeitungen für unterschiedliche Kombinationen von Parametern und Einstellungen.	111
4.20	Modellierung ITIV Gebäude in Blender.	112
4.21	Simulation der Signalstärke: Wände auf dem direkten Pfad werden berücksichtigt.	113
4.22	Auswirkung der Mehrwegeausbreitung bei GPS Empfang.	116
5.1	Abnahme der Signalstärke über die Distanz, Darstellung der Anzahlen der für jedes Signalstärke/Distanz Paar empfangenen Pakete in den Experimenten a und b.	120
5.2	Vergleich der ermittelten Log-Distanz Modellparameter aus einem Kurvenfit mit der Methode der kleinsten Fehlerquadrate.	121
5.3	Modellierung des Signalstärkeabfalls.	122
5.4	Signalstärke (blau) und entsprechende Distanz (rot), sowie Referenzdistanz, wenn Knoten nicht empfangen wurde (grün).	123
5.5	Vergleich der Verteilungen der Kreuzkorrelationskoeffizienten zwischen berechneten Distanzen aus empfangenen Signalstärken und wahren Distanzen (Ground Truth) für verschiedene Knotenpositionen am Körper.	124

5.6	Vergleich der Verteilungen der Kreuzkorrelationskoeffizienten zwischen berechneten Distanzen aus empfangenen Signalstärken und wahren Distanzen (Ground Truth) für verschiedene Experimente.	124
5.7	Analyse der Schätzfehler aus dem Log-Distanz Modell.	125
5.8	Vergleich des Signalstärkeverlaufs über die Zeit in Realität (rot) und Simulation (blau) für ein (reales) Beispiexperiment und eine entsprechende Abbildung in der Simulation.	127
5.9	Vergleich der Anzahlen aufgezeichneter Pakete für Signalstärke / Distanz Paare in Simulation und Realität zeigt ein ähnliches Verhalten.	128
5.10	Verteilung der mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten über alle Experimente in Abhängigkeit des gewählten Systemrauschens (Beispiel EKF Lokalisierung).	130
5.11	Verteilung der resultierenden Lokalisierungsgenauigkeiten durch Weighted Centroid (links) und Spring Tracker (rechts) Ansätze in Abhängigkeit des Gewichtungsparmeters c (Beispiellauf). . .	138
6.1	Lokalisierung einer Person im ITIV Institutsgebäude durch EKF und Partikelfilter, Referenz (blau) und geschätzte Trajektorie (rot) für Beispiellauf.	142
6.2	Verteilung der mittleren quadratischen Fehler für alle neun verschiedenen Lokisierungsalgorithmen in den Läufen aller Experimente.	143
6.3	Verteilung der mittleren quadratischen Fehler für alle neun verschiedenen Lokisierungsalgorithmen in den Läufen der drei Experimente in Gebäude 30.10. (h-j).	144
6.4	Verteilung der mittleren quadratischen Fehler in den Läufen aller zehn durchgeführten Experimente (EKF Lokalisierung). . . .	144
6.5	Verlauf des Lokisierungsfehlers über die Zeit für drei Filter (exemplarisches Experiment). Zwischen $t = 40 s$ und $t = 60 s$ ergibt sich in diesem Beispiel eine Abweichung mit Fehlern im Bereich von $10 m$	145
6.6	Verteilung der Positionsfehler zu jedem Zeitschritt eines exemplarischen Experiments für alle Filter.	146

6.7	Vergleich EKF Lokalisierung mit (EKFP) und ohne Bewegungsmodell (EKFPv), Referenz (blau) und geschätzte Trajektorie (rot) für Beispiel.	146
6.8	Vergleich Lokalisierung ohne (jeweils linke Box) und mit (jeweils rechte Box) Bewegungsmodell für alle Experimente (EKF Lokalisierung).	147
6.9	Vergleich des Rechenaufwands für einen Update-Schritt für die verschiedenen Lokalisierungsalgorithmen (logarithmische Skala).	148
6.10	Fehlerverteilungen für verschiedene Knotenpositionen am Körper in allen Zeitschritten eines exemplarischen Experiments (links) und Verteilung der resultierenden mittleren Fehler in allen Experimenten (rechts).	149
6.11	Vergleich der mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten für RSS Lokalisierung durch EKFP in Abhängigkeit der Anzahl benutzter Ankerknoten in Realität (rot) und Simulation (blau) für jeweils 200 zufällige Ankerknotensätze.	150
6.12	Aus der Untersuchung des Einflusses von Personen auf die Lokalisierungsgenauigkeit ergibt sich eine deutliche Reduktion der erreichbaren Lokalisierungsgenauigkeit für eine hohe Anzahl an Personen am Einsatzort.	152
7.1	Verglichene IMU Positionen für inertialsensorbasierte Lokalisierung.	154
7.2	Beispiele für aufgenommene Beschleunigungssignale (blau) und detektierte Schritte (grün) für 3 verschiedene Personen bei mittlerer Gehgeschwindigkeit.	155
7.3	Ergebnisse des Kalibrierungsexperiments: Drei Personen: rot, blau, grün und drei Experimente: langsam ("+"), mittel ("*"), schnell ("o").	156
7.4	Evaluierung der Distanzschätzung auf Basis erkannter Schritte in den durchgeführten Experimenten.	157
7.5	Schrittrichtungsschätzung im b-frame auf Basis der Beschleunigungen in Vorwärts-/Rückwärts-Richtung.	158
7.6	Zwei Beispiele für rekonstruierte Trajektorien auf Basis der Hüft-IMU Koppelnavigation: Referenz (blau) und Schätzung (rot).	160

7.7	Vergleich der Verteilungen der resultierenden relativen Fehler in den verschiedenen Läufen der Experimente durch Hüft-IMU Lokalisierung.	161
7.8	Vergleich der Verläufe von absolutem und relativem Fehler im Zeitverlauf für Hüft-IMU Lokalisierung in Beispiexperiment. . .	162
7.9	Schritterkennung (rot) für die Durchführung von ZUPT basierend auf Drehraten (blau, oben) für IMU am Fuß: Die unkorrigierte Geschwindigkeitsschätzung (blau, mitte) driftet weg und kann durch ZUPT korrigiert werden (blau, unten).	163
7.10	Inertialnavigation-Trajektorie mit IMU am Fuß auf Basis Xsens AHRS Lageschätzung: Referenz (blau) und Schätzung (rot). . .	163
7.11	Blockchart des umgesetzten integrierten Navigationssystems auf Basis der Daten des Xsens MTi-G Sensors.	165
7.12	Inertialnavigation-Trajektorie auf Basis des Fuß-IMU Strapdown-Ansatzes, Schätzung (rot) und Referenz (blau).	166
7.13	Vergleich der absoluten und relativen Fehler im Zeitverlauf für die realisierte Strapdown-Navigation (IMU am Fuß).	167
7.14	Anwendung der Partikelfilter Lokalisierung auf den Strapdown-Ansatz (Fuß-IMU): Partikel (grün), Positionsschätzung (rot) und Referenz (blau).	168
7.15	Fehlerverlauf über die Zeit für alle Läufe der Experimente h (rot), i (grün) und j (blau) für Partikelfilter Lokalisierung auf Basis des Hüft-IMU Ansatzes.	169
7.16	Anwendung der Partikelfilter Lokalisierung auf den Hüft-IMU Ansatz: Partikel (grün), Positionsschätzung (rot) und Referenz (blau) zu Beginn des Experiments während des Einschwingvorgangs (links) und nach 300 s (rechts).	169
7.17	Ergebnis der Simulation der inertialsensorbasierten Fußgängerlokalisierung: Beispiel einer simulierten Schätzung (grün) auf Basis einer Ausbringtrajektorie (blau).	172
8.1	Informationsverarbeitung: Verwendung von Beschleunigungen, vorverarbeiteter Lageschätzung und Signalstärkewerten zur schritt-haltenden hybriden Lokalisierung.	174

8.2	Vergleich der hybriden Lokalisierung (rot) mit der IMU (grün) und RSS Lokalisierung (magenta) und der Referenz (blau) durch EKFP in einem Beispiexperiment.	175
8.3	Vergleich der Verteilung der mittleren Positionsfehler in den Experimenten d-j für hybride (jeweils linke Boxen), IMU (mittlere Boxen) und RSS Lokalisierung (rechte Boxen) mit dem EKFP Ansatz.	176
8.4	Vergleich der hybriden Partikelfilterlokalisierung mit (links) und ohne (rechts) Partikelinjektion; Partikelverteilung (grün) aktuell geschätzte Position (rot) und Referenz (blau) im Beispiexperiment.	177
8.5	Vergleich der Sensitivität von RSS (blau) und hybrider Lokalisierung (rot) durch EKFP Algorithmus in Bezug auf die Anzahl benutzter Ankerknoten; resultierende mittlere Genauigkeit für 500 zufällig generierte Ankerknotensätze mit 1-60 Ankerknoten und Exponential-Fit.	179
8.6	Ankerknotensätze, die auf Basis der realen Daten zu schlechten (oben) und guten (unten) Lokalisierungsergebnissen (hybride EKFP Lokalisierung) führen.	180
8.7	Vergleich der Sensitivität hybrider Lokalisierung durch Partikelfilter mit (rot) und ohne (blau) Partikelinjektion in Bezug auf die Anzahl benutzter Ankerknoten; resultierende mittlere Genauigkeit für 500 zufällig generierte Ankerknotensätze mit 1 – 60 Ankerknoten und Exponential-Fit.	180
8.8	Vergleich zwischen hybrider (rot), IMU (grün) und RSS Lokalisierung (magenta) und Referenz (blau) für ausgefallenes Sensornetzwerk zwischen 80 s und 190 s (Beispiexperiment).	181
8.9	Vergleich der Verteilung der mittleren Positionsfehler in den Experimenten d-j für hybride (jeweils linke Boxen), IMU (mittlere Boxen) und RSS Lokalisierung (rechte Boxen) durch den EKFP Ansatz unter Annahme eines Sensornetzwerkausfalls.	182

8.10	Vergleich der Verteilung der mittleren Positionsfehler unter Annahme eines Sensornetzwerkausfalls in den Läufen der Experimente d-j für hybride, IMU und RSS Lokalisierung durch den EKFP Algorithmus sowie für RSS Lokalisierung durch den EKFPv Algorithmus mit und ohne Geschwindigkeitsreduktion.	183
8.11	Beispiel für die Simulation ungenau positionierter Ankerknotenpositionen: Aufgezeichnete RSS Werte einer Trajektorie der durchgeführten Experimente werden jeweils simulierten Sendepositionen zugeordnet.	184
8.12	Vergleich der resultierenden Lokalisierungsgenauigkeiten für RSS und hybride Lokalisierung mit EKFP Algorithmus, ohne (links) und mit (rechts) angepasstem Modell für das Messrauschen, wenn jeweils 1000 Ankerknotenpositionierungen in den Experimenten e-j simuliert werden.	186
8.13	Auswertung der mittleren Genauigkeit in den durchgeführten Experimenten durch hybride EKFP Lokalisierung für exakt bekannte Ankerknotenpositionen (jeweils linke Boxen) und manuell (jeweils rechte Boxen) positionierte (verrauschte) Ankerknotenpositionen ($\sigma_{an,man} = 5 m$, jeweils 200 Realisierungen).	187
8.14	Ankerknoten mit (grün) und ohne (rot) GPS Empfang, nur Ankerknoten mit GPS werden (mit simulierten Fehlern behaftet) für die Lokalisierung verwendet.	188
8.15	Resultierende mittlere Genauigkeiten in Abhängigkeit von $\sigma_{an,gps}$ für jeweils 200 simulierte Ankerpositionierungen (zufällige Läufe in Experiment i) und verschiedene Lokisierungsalgorithmen (für UKFP, AMCP, SPT und WCE Lokalisierung sind zur besseren Übersicht keine Datenpunkte sondern nur Fits dargestellt).	189
8.16	Beispiel einer simulierten PDR Ausbringtrajektorie: PDR Schätzung auf Basis einer angenommenen Ausbringtrajektorie und resultierende angenommene Ankerpositionen im Vergleich zu den realen Ankerpositionen.	191

8.17	Vergleich zwischen konstanter (blau) und variabler (grün) Modellierung des Messrauschens in Abhängigkeit der Konstanten c_1 beziehungsweise c_2 ; dargestellt sind jeweils die mittleren Genauigkeiten für 400 simulierte Ankerknotenpositionierungen (hybride EKFp Lokalisierung).	192
8.18	Resultierende mittlere Genauigkeiten in Abhängigkeit von μ_{Phi} für jeweils 100 simulierte Ankerknotenpositionierungen in allen Experimenten (für UKFp, AMCp, SPT und WCE Lokalisierung sind zur besseren Übersicht keine Datenpunkte sondern nur Fits dargestellt).	193
8.19	Beispiel der verwendeten Ankerpositionierungen: Originalpositionen (rot), simulierte GPS Positionen (hellblau), simulierte Positionierung durch PDR Ausbringung (blau) und fusionierte Positionen (grün).	194
8.20	Vergleich der resultierenden mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten in den Experimenten mit den realen Ankerpositionen (jeweils linke Boxen) und verrauschten Ankerpositionen auf Basis von PDR (zweite Box), GPS (dritte Box) und PDR-GPS Fusion (rechte Boxen).	195
9.1	Fehlerverlauf für EKF Lokalisierung auf Basis simulierter idealer RSS Messungen und für dieselben Werte, wenn durch Abschneiden Ganzzahl-Werte berechnet werden.	200

Tabellenverzeichnis

4.1	Vergleich aktueller IMUs.	89
4.2	Statistik der durchgeführten Versuche.	107
5.1	Pfadverlustkoeffizienten in verschiedenen Experimenten für konstant angenommenes $A = -60 \text{ dBm}$ aus Fit.	122
5.2	Dämpfungseigenschaften unterschiedlicher Wandtypen [dB] (Eigene Messungen, Literaturwerte und resultierende Simulationsparameter).	127
5.3	Verwendete Parameter für den Vergleich der Lokalisierungsalgorithmen für die Verwendung Position Modells (p), des Position-Geschwindigkeit Modells (pv) und Gewichtungsfaktor c für Weighted Centroid und Spring Tracker Ansatz.	139
7.1	Verwendete Parameter für die Simulation der Ausbringtrajektorie.	171
8.1	Anzahl der Ankerknoten mit (simuliertem) GPS Empfang in den Versuchen.	188

Abkürzungsverzeichnis

AHRS	Attitude Heading Reference System
AMC	Analytic Moment Calculation Lokalisierungsalgorithmus
AMR	Anisotroper Magnetoresistiver Effekt
AoA	Angle of Arrival
AO	Application Object
APP	Anwendungsschicht
CRB	Cramer Rao Bound
CSMA/CA	Carrier Sense Multiple Access / Collision Avoidance
DCM	Direction Cosine Matrix
DGPS	Differential Global Positioning System
ECEF	Earth-Centered, Earth-Fixed
EKF	Extended Kalman Filter
FAF	Floor Attenuation Factor
FFD	Full Function Device
GDOP	Geometric Dilution of Precision
GNSS	Global Navigation Satellite System
GSM	Global System for Mobile Communications
HDR	Heuristic Drift Reduction
HKA	Hauptkomponentenanalyse
HSGPS	High Sensitivity Global Positioning System
IMU	Inertial Measurement Unit
INS	Integriertes Navigationssystem
LBS	Location-Based-Services
LLH	Latitude, Longitude, Height
LTP	Local Tangent Plane
MAC	Medienzugriffsschicht

MAO	Maximum Overlap Estimate
MEMS	Mikroelektromechanisches System
MMSE	Minimum Mean Squared Error
NLDE	Network Layer Data Entity
NWK	Netzwerkschicht
PDR	Pedestrian Dead Reckoning
PF	Partikelfilter
PHY	Bitübertragungsschicht
PL	Path Loss
RFD	Reduced Function Device
RFID	Radio-Frequency Identification
RSS	Received Signal Strength
RTLS	Real-Time Locating System
SPT	Spring Tracker Lokalisierungsalgorithmus
SIR	Sequential Importance Resampling
TDoA	Time Difference of Arrival
ToA	Time of Arrival
ToF	Time Of Flight
UKF	Unscented Kalmanfilter
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
UWB	Ultra-Wideband
WAF	Wall Attenuation Factor
WCE	Weighted Centroid Lokalisierungsalgorithmus
WGS	World Geodetic System
WiFi	Wireless Fidelity
WSN	Wireless Sensor Network
ZARU	Zero Angular Rate Update
ZUPT	Zero Velocity Update

Kapitel 1

Einleitung

In dieser Arbeit wird die ad-hoc¹ Lokalisierung von Personen untersucht. Anwendungen, in denen nicht auf Globale Satellitennavigationssysteme wie GPS² zurückgegriffen werden kann, erfordern alternative Ansätze zur Positionsbestimmung. Beispielsweise in Brandszenarien, in denen sich Feuerwehrleute in ein brennendes Gebäude vortasten (Abbildung 1.1) oder auch bei Polizeieinsätzen in Geiselnahmesituationen (Abbildung 1.2), kann die Möglichkeit einer Ortsbestimmung die Sicherheit der Beteiligten steigern und die logistische Koordinierung des Einsatzes vereinfachen. Zum aktuellen Zeitpunkt gibt es verschiedene Lokalisierungssysteme (Real Time Location Systems, RTLS), die jedoch üblicherweise auf einer vorab bekannten Infrastruktur basieren und daher keine ad-hoc Lokalisierung zulassen.

Ein möglicher Lösungsansatz für diese Problemstellung liegt in der Verwendung eines drahtlosen ad-hoc Sensornetzwerks für die Lokalisierung von Personen. Trotz intensiver Forschungsarbeiten und Fortschritten sowohl auf Hardware als auch auf Softwareseite und Algorithmik im Bereich der drahtlosen Sensornetzwerke, gibt es momentan nur wenige Gesamtsystemkonzepte zur Lösung der Problemstellung ad-hoc Lokalisierung.

¹Ad-hoc: Lateinisch "für diesen Augenblick gemacht" beziehungsweise "zur Sache passend".

²Das ursprünglich vom US Verteidigungsministerium entwickelte Global Positioning System (GPS) ist ein globales, satellitenbasierendes System zur weltweiten Positionsbestimmung und ist seit dem Jahr 2000 für die zivile Nutzung freigegeben.



Abbildung 1.1: Einsatzszenarien für ad-hoc Personenlokalisierung: Logistische Unterstützung von Feuerwehreinsätzen (Bilder: Wikimedia Commons).

In dieser Arbeit soll daher ein Gesamtsystem konzipiert und untersucht werden, mit dem sich Personen in Szenarien lokalisieren lassen, in denen es nicht möglich ist, auf eine bestehende Infrastruktur zurückzugreifen.

1.1 Umfeld: Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken

Die Zuordnung von aufgenommen Sensordaten zum Messort ist für eine Reihe von Anwendungen von drahtlosen Sensornetzwerken (engl. Wireless Sensor Networks, WSN) von Bedeutung. Teilweise ist diese Lokalisierung bereits durch die Anwendung beziehungsweise Installation gegeben. Beispielsweise kann sie im Bereich des Condition Monitorings in industriellen Anlagen mit geringem Zusatzaufwand manuell beim Ausbringen durchgeführt werden. In einer Vielzahl von Anwendungen ist es jedoch hilfreich oder sogar erforderlich, die Sensoren automatisch zu lokalisieren. Die oft mit WSN in Verbindung gebrachte Vision vom "Intelligenten Staub" (engl. Smart Dust) wäre wesentlich weniger interessant, wenn nicht von einer möglichst automatisierten Lokalisierung der einzelnen Sensorknoten (Staubpartikel) ausgegangen werden könnte [162]. Gerade die drahtlose Kommunikation und der oft angestrebte energieautarke Betrieb der Sensorknoten erlaubt den Einsatz einer hohen Anzahl von Sensoren zur verteilten Lösung einer gemeinsamen Aufgabe. Ebenfalls wird die

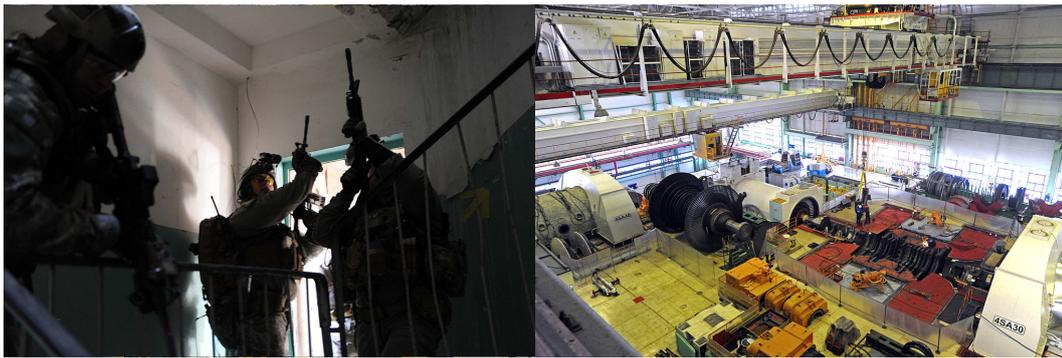


Abbildung 1.2: Einsatzszenarien für ad-hoc Personenlokalisierung: Polizeieinsätze in Geiselnahmesituationen, gesetzliche Vorgaben bei Kraftwerkwartung (Bilder: Wikimedia Commons).

Miteinbeziehung von Mobilität der Sensorknoten ermöglicht. Beides erschwert jedoch eine manuelle und stets aktuelle Lokalisierung.

Aufgrund der Relevanz des Themas wurden verschiedenste Lokalisierungsansätze für unterschiedliche Anwendungen erforscht und auch bereits eine Reihe von Produkten entwickelt und kommerzialisiert.

Eine Instanz dieser Problemstellung ist die Lokalisierung von Personen. Mit der Verbreitung der mittlerweile allgegenwärtigen Smartphones haben ortsbezogene Dienste (Location-Based-Services, LBS) den Sprung in den Alltag geschafft. Niemand muss mehr darüber nachdenken wie nach einer Verabredung in einer unbekanntem Stadt der Bahnhof gefunden werden soll. Man verlässt sich auf sein Smartphone und die darin integrierten Lokalisierungstechnologien. Genauso natürlich ist es mittlerweile Informationen in Abhängigkeit des eigenen Standortes abzurufen, oder auch seinen eigenen aktuellen Aufenthaltsort im Internet verfügbar zu machen. In diesen Bereichen eingesetzte Technologien und Prinzipien sind insbesondere globale Satellitennavigationssysteme (Global Navigation Satellite Systems, GNSS) wie GPS und Feldstärkeauswertungen von verfügbaren GSM oder WiFi Netzwerken. Der Einsatz von Satellitensystemen zur Personenlokalisierung hat den Nachteil, dass prinzipbedingt eine Lokalisierung in Gebäuden oder in Straßenschluchten nur schwer möglich ist, wenn keine direkte Sichtverbindung zu den Satelliten gegeben ist. Feldstärkeauswertungen erlauben zwar prinzipiell eine Lokalisierung in Gebäuden,

sind jedoch oft ungenau und erfordern vor Inbetriebnahme eine aufwändige Kalibrierphase. Verschiedene RTLS auf Basis unterschiedlicher Messprinzipien ermöglichen eine genaue Lokalisierung innerhalb von Gebäuden, erfordern dafür allerdings eine oft aufwändige und teure Installation vor der Verwendung.

1.2 Problemstellung ad-hoc Personenlokalisierung: Motivation und Anwendungen

Schwieriger gestaltet sich die Personenlokalisierung, wenn nicht auf eine vorher installierte Infrastruktur oder vorher durchgeführte Einmessungen und Kalibrierungen zurückgegriffen werden kann. Verschiedene ad-hoc Anwendungsszenarien erfordern Kenntnisse über die eigene Position oder die Positionen anderer Personen in Bezug zu einer Umgebung. Beispielsweise in Feuerwehrszenarien könnte eine Echtzeit-Lokalisierung der beteiligten Einsatzkräfte dem Einsatzführer bei der Koordination helfen. Oder in Geiselnahmeszenarien, in denen Polizisten in Abhängigkeit der aktuellen Position ihrer Kollegen in ein Gebäude vorstoßen. Hierbei ist eine Lokalisierung mit aktuellen Technologien nicht möglich. Weitere Anwendungen finden sich auch in Szenarien, in denen prinzipiell zwar eine Vorab-Kalibrierung durchgeführt werden könnte, diese jedoch teuer und aufwändig wäre. Beispielsweise erfordern manche Wartungsarbeiten in Atomkraftwerken oder Großindustrie-Anlagen die ständige Lokalisierung und Überwachung der beteiligten Fachkräfte aus Sicherheitsgründen. Ebenfalls ist die Lokalisierung von Besuchern auf Messen sowohl zur Orientierung als auch aus Marktforschungsgründen interessant. In beiden Szenarien wird die Lokalisierung nur vorübergehend benötigt und eine aufwändige Installation wäre zu kostenintensiv.

Aktuell werden für diese Anwendungsbereiche eine Vielzahl an Arbeiten zur inertialsensorbasierten Navigation durchgeführt. Prinzipielles Problem dieses Ansatzes ist, dass die Positionsschätzung aufgrund der Sensordrift nicht langzeitgenau erfolgen kann. Trotz stetiger Fortschritte werden daher nur Lokalisierungsgenauigkeiten von 1 – 5% in Bezug auf die zurückgelegte Strecke erreicht. Dies reicht für eine Anwendung über längere Zeit nicht aus.

1.3 Vorgehen und eigener Beitrag

Ziel dieser Arbeit ist es daher, ein Konzept zur Lokalisierung von Personen in ad-hoc Anwendungen zu entwickeln und zu erforschen. Hierzu soll auf der einen Seite die Technologie der drahtlosen Sensornetzwerke eingesetzt werden und auf der anderen Seite Ansätze zur Fusion von Inertialdaten miteinbezogen werden. Zunächst werden die verfügbaren Ansätze sowohl auf der Seite der Sensornetzwerke als auch auf der Seite der inertialsensorbasierten Lokalisierung genauer untersucht. Basierend auf dieser Analyse wird dann ein entsprechendes Gesamtsystemkonzept erarbeitet, entworfen und prototypisch umgesetzt. Mit diesem System werden experimentelle Daten gewonnen, die zur Untersuchung verschiedener Aspekte der anvisierten ad-hoc Einsatzszenarien und der mit dem Konzept erzielbaren Genauigkeiten dienen. Verschiedene Filterverfahren zur Fusion von Inertial- und Signalstärkedaten werden angewendet und auf Ihre Einsetzbarkeit überprüft. Daneben wird auf Basis des gewählten Experimentdesigns, sowie der gewonnenen Experimentaldaten eine Simulationsumgebung konzipiert, um Fragen zu analysieren, die sich nicht ohne weiteres im Experiment beantworten lassen (z. B. Skalierbarkeit, Ankerknotendichte- und Setup, etc.).

Die Hauptbeiträge dieser Arbeit im Vergleich zum Stand der Technik liegen im entwickelten Systemkonzept, in der durchgeführten umfangreichen experimentellen Studie, sowie im Fusionsansatz für Sensornetzwerk- und inertialsensorbasierter Lokalisierung (hybride Lokalisierung). Aus dem Stand der Technik bekannte Lösungsansätze zur inertialsensorbasierten Lokalisierung werden um ein vor Ort ausgebrachtes ad-hoc Sensornetzwerk erweitert, sodass das prinzipbedingte Problem der Langzeitungenauigkeit inertialsensorbasierter Ansätze gelöst wird. Obwohl das Prinzip der inertialsensorbasierten Lokalisierung bereits seit einigen Jahren untersucht wird, gibt es bisher nur wenige Ansätze zur Miteinbeziehung eines ad-hoc Sensornetzwerks. Aus der Perspektive der Sensornetzwerk-Lokalisierung betrachtet, werden bekannte signalstärkebasierte Lokalisierungsverfahren um Inertialsensorik erweitert. Auch in diesem Bereich sind die im Rahmen der Arbeit eingesetzten und weiterentwickelten Verfahren teilweise bereits bekannt. Jedoch thematisieren nur sehr wenige Arbeiten die Miteinbeziehung von Inertialsensorik in die Sensornetzwerklokali-

sierung. Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Systemkonzept führt aus beiden Bereichen die jeweils aktuellen Ansätze zusammen.

Bei dem gewählten experimentellen Vorgehen erlaubt insbesondere die sehr große zugrunde gelegte Experimentaldatenbasis eine realistische Analyse der resultierenden Lokalisierungsgenauigkeiten unter unterschiedlichen Voraussetzungen. Verschiedene ähnliche vorangegangene Arbeiten basieren entweder auf rein simulativen Auswertungen, oder verwenden in experimentellen Studien nur wenige und kleine Instanzen. Gerade jedoch um realistische Aussagen zum Verhalten eines ad-hoc Lokalisierungssystems in unterschiedlichen Umgebungen treffen zu können ist es erforderlich, in unterschiedlichen Umgebungen Versuche durchzuführen. Die rein simulative Untersuchung läuft oft Gefahr, Aspekte der Realität nicht ausreichend abzubilden und daher in Bezug auf die Anwendung nur bedingt aussagekräftige Resultate zu liefern. Die in dieser Arbeit gewählte experimentelle Herangehensweise führt zwar auf der einen Seite zu einem hohen Aufwand, erlaubt jedoch auf der anderen Seite auch eine fundierte Aussage zur Umsetzbarkeit der konzipierten Lösung.

Ebenfalls ist der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Untersuchungsansatz einer simulativen Abbildung unsicherer Ankerknotenpositionierungen neu und wird in bisherigen Arbeiten nicht behandelt. Um Aussagen zu erzielbaren Genauigkeiten treffen zu können, wurde auf Basis der experimentellen Daten simuliert wie sich verschiedene Fehlerarten in der Positionierung der Anker auswirken.

Sicherlich müssen zu verschiedenen Teilaspekten noch weitere Untersuchungen erfolgen, jedoch kann bereits auf Basis der Resultate dieser Arbeit von der prinzipiellen Machbarkeit des Systemkonzeptes ausgegangen werden. Insgesamt wird in der Arbeit gezeigt, dass das dargestellte Systemkonzept die ad-hoc Lokalisierung von Personen ermöglicht. Teile der in der Arbeit präsentierten Resultate wurden auf nationalen und internationalen Konferenzen dem Fachpublikum vorgestellt.

1.4 Aufbau der Arbeit

Zunächst werden in Kapitel 2 relevante Grundlagen zu den verwendeten Methoden und Technologien dargestellt.

Dann werden in Kapitel 3 vorangegangene Arbeiten mit Bezug zum Thema eingeführt, um dem Leser eine Einordnung der Problemstellung und einen Vergleich mit dem Stand der Technik zu ermöglichen. Hierbei werden die Teilgebiete der Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken, der inertialsensorbasierten Personenlokalisierung, sowie der hybriden Lokalisierung nacheinander aufgebaut um einen thematisch zusammenhängenden Überblick zu erlauben.

In Kapitel 4 wird das Systemkonzept sowie die verschiedenen im Rahmen der Arbeit prototypisch implementierten und verwendeten Hard- und Software Komponenten präsentiert. Ebenfalls wird der gewählte Versuchsaufbau dargestellt.

In den Kapiteln 5 bis 8 erfolgt die Evaluierung verschiedener Ansätze zur Personenlokalisierung auf Basis der experimentell und simulativ gewonnenen Daten. Hierzu werden verschiedene Algorithmen zur Signalstärke-, Inertialdaten- und hybriden Lokalisierung dargestellt, angewandt und im Hinblick auf das Anwendungsszenario ad-hoc Lokalisierung bewertet. Ebenfalls wird analysiert, wie sich ungenau bekannte Ankerknotenpositionen, Ausfälle im Netzwerk sowie ein Ausbringen eines Ankerknotennetzwerks auf die erzielbare Lokalisierungsgenauigkeit auswirken.

Eine Hinterfragung und Bewertung der Ergebnisse erfolgt in Kapitel 9. Zuletzt wird die Arbeit in Kapitel 10 zusammengefasst und es werden aus den Ergebnissen mögliche weitere Forschungsthemen abgeleitet.

Kapitel 2

Technische und theoretische Grundlagen

Im Folgenden werden relevante Grundlagen zu den verwendeten Koordinatensystemen, der Lageberechnung im Raum, der verwendeten Sensorik sowie der drahtlosen Kommunikation dargestellt.

2.1 Koordinatensysteme und Lagedarstellung

Ein zentraler Punkt im Zusammenhang mit Navigation und Lokalisierung ist die eindeutige Repräsentation eines Ortes im Raum. Hierzu kann man verschiedene Koordinatensysteme mit unterschiedlichen Bezugspunkten und Achsausrichtungen definieren:

- *Inertialkoordinatensystem (i-frame)*: Mittelpunkt im Erdmittelpunkt und nicht-rotierende Achsen in Bezug auf die Fixsterne. Eine Inertialmess-einheit (Inertial Measurement Unit, IMU) misst Beschleunigungen und Drehraten in Bezug auf das Inertialkoordinatensystem.
- *Erdfestes Koordinatensystem (e-frame)*: Mittelpunkt im Erdmittelpunkt, aber im Gegensatz zum i-frame mit der Erde rotierende x- und y-Achsen (Earth Centered Earth Fixed, ECEF).
- *Navigationskoordinatensystem (n-frame)*: Lokales Koordinatensystem, dessen Achsen durch Norden, Osten und Unten beziehungsweise Norden,

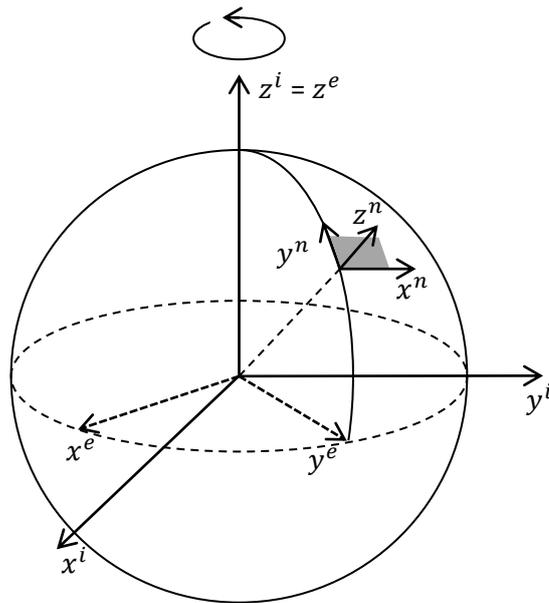


Abbildung 2.1: Darstellung der verschiedenen Koordinatensysteme.

Westen und Oben definiert sind (North East Down bzw. North West Up System).

- *Körperfestes Koordinatensystem (Body- beziehungsweise b-frame)*: Mittelpunkt im zu navigierenden Objekt, Achsen definiert durch vorwärts, seitwärts und oben in Bezug auf das zu navigierende Objekt.

In Abbildung 2.1 sind die Beziehungen dieser Systeme zueinander dargestellt. Für die Notation in dieser Arbeit wird das entsprechende Koordinatensystem eines Wertes (z. B. einer Position, einer Richtung oder eines Sensorwertes) in Kapitälchen angegeben. Für eine Position \vec{x} im n-frame ergibt sich beispielsweise \vec{x}^n . Angaben in verschiedenen Koordinatensystemen können durch Transformationsvorschriften ineinander überführt werden [166]. Eine kurze Beschreibung der hierfür erforderlichen Lagedarstellungen wird im folgenden Kapitel präsentiert.

Für Navigationsanwendungen auf der Erde wird die Gestalt der Erde üblicherweise durch ein Rotationsellipsoid angenähert. Das World Geodetic System Modell von 1984 (WGS-84) definiert dieses durch die genaue Angabe der Längen beider Halbachsen, sowie weiterer Parameter [144]. Koordinaten eines Punktes auf der Erdoberfläche können in diesem Modell durch die Angabe

von Breitengrad, Längengrad und Höhe (Latitude, Longitude, Height, LLH) beschrieben werden. Im Gegensatz zur Repräsentation in kartesischen Koordinaten handelt es sich also um ein Kugelkoordinatensystem.

Eine Beschreibung der Erdgestalt liefert die sogenannte Geoid Beschreibung des Earth Gravitational Model 1996 (EGM96) [93]. Im Umfeld der Personenlokalisierung ist es normalerweise ausreichend, ein lokales Navigationskoordinatensystem (n-frame) zu betrachten, bei dem sowohl von der Rotationsellipsoid-Modellierung als auch von einer noch genaueren Annäherung der Erdgestalt abstrahiert werden kann. In den meisten Arbeiten wird daher auf Basis einer Local Tangent Plane (LTP), also eines kartesischen Koordinatensystems gearbeitet, bei dem die Krümmung der Erdoberfläche nicht miteinbezogen wird [49, 117]. Aufgrund der üblicherweise relativ geringen Größe eines entsprechenden Gebietes ergeben sich dabei nur vernachlässigbare Fehler. Die Navigation kann dann in einem lokalen System erfolgen, bei dem die y-Achse durch die Nordrichtung, die x-Achse durch die Westrichtung, sowie die z-Achse durch die Oben-Richtung definiert sind.

Da die Erddrehrate für aktuelle mikroelektromechanische Sensoren üblicherweise unterhalb der Rauschgrenze liegt, wird im Bereich der Personenlokalisierung durch Inertialsensorik oft nicht zwischen e- und i-frame unterschieden. Im Gegensatz zur Flugzeuglokalisierung sind die aus dieser Abstraktion resultierenden Fehler im Vergleich zu anderen Fehlerquellen meistens vernachlässigbar.

Lagedarstellung

Die Darstellung der Lage im Raum dient auf der einen Seite zur Beschreibung der relativen Orientierung mehrerer Objekte im Raum. Auf der anderen Seite definieren dieselben Angaben auch die Ausrichtung zweier Bezugssysteme (Koordinatensysteme) zueinander. Relevant in Bezug auf diese Arbeit ist insbesondere die Ausrichtung des n-frames (Positionsangabe der zu lokalisierenden Person) zum b-frame (Bewegungsrichtung der Person), sowie des b-frames zum e- beziehungsweise i-frame (gemessene Inertialsensordaten).

In dieser Arbeit werden zur Lagedarstellung beziehungsweise zur Umrechnung der Koordinatensysteme die folgenden Repräsentationen eingesetzt:

Richtungskosinusmatrix

Die Angabe einer Drehmatrix beziehungsweise Richtungskosinusmatrix (direct cosine matrix, DCM) erlaubt die Definition einer Lage durch eine lineare Abbildung. Um beispielsweise von einer Lage im b-frame φ^b zu einer entsprechenden Lage im n-frame φ^n zu kommen, kann die entsprechende Transformation mithilfe der orthogonalen Drehmatrix C_b^n angegeben werden.

Es gilt:

$$\varphi^n = C_b^n \cdot \varphi^b, \quad (2.1)$$

C_b^n entspricht hierbei der Verkettung dreier Drehungen um die x-, y- und z-Achse.

Eulerwinkel

Anstatt der DCM können auch die jeweiligen Drehwinkel angegeben werden, durch die, nacheinander ausgeführt, zwei (kartesische) Koordinatensysteme ineinander überführt werden können. Diese Angabe erfolgt durch die Eulerwinkel roll (Rollwinkel, Φ), pitch (Nickwinkel, Θ) und yaw (Gierwinkel, Ψ), um die dann nacheinander beispielsweise um die lokale x- (Φ), y- (Θ) und z-Achse (Ψ) gedreht wird. Auch andere Drehreihenfolgen sind möglich, jedoch ergeben sich unterschiedliche Lageänderungen für dieselben Winkel in verschiedener Reihenfolge. Außerdem kann dieselbe Lageänderung durch verschiedene Winkel und Drehreihenfolgen dargestellt werden. Die DCM kann (für eine vorgegebene Drehreihenfolge) als Funktion der Eulerwinkel angegeben werden:

$$C_b^n = \begin{pmatrix} c\Theta c\Psi & -c\Phi s\Psi + s\Phi s\Theta c\Psi & s\Phi s\Psi + c\Phi s\Theta c\Psi \\ c\Theta s\Psi & c\Phi c\Psi + s\Phi s\Theta s\Psi & -s\Phi c\Psi + c\Phi s\Theta s\Psi \\ -s\Theta & s\Phi c\Theta & c\Phi c\Theta \end{pmatrix}, \quad (2.2)$$

mit $cx = \cos(x)$ und $sx = \sin(x)$. Für die Berechnung der Eulerwinkel aus den Koeffizienten der DCM gilt beispielsweise:

$$\Phi = \arctan2(c_{32}, c_{33}) \quad (2.3)$$

$$\Theta = \arcsin(-c_{32}) \quad (2.4)$$

$$\Psi = \arctan2(c_{21}, c_{11}) \quad (2.5)$$

Gegenüber der DCM-Darstellung erlauben Eulerwinkel eine intuitive und effektive Repräsentation einer Lageänderung durch nur drei Werte (anstelle einer 3×3 Matrix). Allerdings kann es hierbei zu Mehrdeutigkeiten und Singularitäten kommen. Wenn der zweite Rotationswinkel null wird, entspricht der Drehvektor der ersten Drehung dem Drehvektor der dritten Drehung und es geht ein Freiheitsgrad verloren. Im weiteren Verlauf können daher nicht mehr alle Lageänderungen vollzogen werden. Deswegen wird dieses Phänomen als kardanische Blockade beziehungsweise Gimbal Lock bezeichnet.

Quaternionen

Um das Problem des Gimbal Locks zu vermeiden, kann die Angabe einer Lageänderung auch in Form einer Quaternion erfolgen. Hierbei wird eine Rotation um einen Vektor $\vec{\mu} = (\mu_x, \mu_y, \mu_z)^T$ der Länge $|\vec{\mu}|$ im Referenzkoordinatensystem durchgeführt. Durch diese Drehung wird das Referenzkoordinatensystem in das Zielkoordinatensystem überführt. Mit diesem Vektor $\vec{\mu}$ wird das Quaternion q beschrieben:

$$q = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\mu/2) \\ (\mu_x/|\vec{\mu}|) \cdot \sin(|\vec{\mu}|/2) \\ (\mu_y/|\vec{\mu}|) \cdot \sin(|\vec{\mu}|/2) \\ (\mu_z/|\vec{\mu}|) \cdot \sin(|\vec{\mu}|/2) \end{pmatrix}. \quad (2.6)$$

Hierbei gibt die Länge $|\vec{\mu}|$ den Drehwinkel an. Für die Umrechnung einer Quaternion in eine entsprechende DCM gilt:

$$C_b^n = \begin{pmatrix} (a^2 + b^2 - c^2 - d^2) & 2(bc - ad) & 2(bd + ac) \\ 2(bc + ad) & (a^2 - b^2 + c^2 - d^2) & 2(cd - ab) \\ 2(bd - ac) & 2(cd + ab) & (a^2 - b^2 - c^2 + d^2) \end{pmatrix}. \quad (2.7)$$

Eine andere Möglichkeit der Notation ist die Darstellung einer Quaternion als komplexe Zahl mit drei Imaginärteilen i, j, k :

$$q = a + ib + jc + kd. \quad (2.8)$$

Für eine Beschreibung der weiteren Umrechnungen und möglichen Rechenoperationen in diesem Zahlenraum sei auf die Standardliteratur verwiesen [153, 166]. Die Quaternionen erlauben ebenfalls eine effektive und eindeutige, jedoch wenig anschauliche Repräsentation der Lage.

2.2 Sensorik und Sensorsysteme

Verschiedene Sensoren und Sensorsysteme werden für die Lokalisierung und Navigation benutzt. Im Folgenden wird die grundsätzliche Funktion mikroelektromechanischer (MEMS) Sensoren und eine kurze Einführung in die Funktionsweise globaler Satelliten Navigationssysteme (Global Navigation Satellite Systems, GNSS) gegeben.

2.2.1 Mikroelektromechanische Sensoren

Unter MEMS Sensoren werden mikrosystemtechnisch aufgebaute Komponenten verstanden, die physikalische Größen in ein elektronisches Signal wandeln.

Beschleunigungssensoren

Grundsätzlich misst ein Beschleunigungssensor eine Beschleunigung durch die Bestimmung der auf eine Testmasse wirkenden Trägheitskraft. Nach dem ersten Newton'schen Gesetz entspricht die Beschleunigung \vec{a} hierbei dem Quotienten aus auftretender Kraft \vec{F} und Testmasse m :

$$\vec{a} = \frac{\vec{F}}{m}. \quad (2.9)$$

Die Bestimmung der auftretenden Kraft erfolgt überwiegend durch eine resultierende Kapazitätsänderung oder durch einen piezoelektrisch induzierten Strom. Im Rahmen dieser Arbeit werden ausschließlich mikroelektromechanische Beschleunigungssensoren betrachtet. Bild 2.2 zeigt eine Mikroskopaufnahme einer MEMS Beschleunigungssensor-Struktur in Silizium Oberflächenmechanik. Auf der rechten Seite ist hierbei die bewegliche Masse, die üblicherweise an einer Federstruktur angebracht ist. Bei einer anliegenden Beschleunigung tritt eine Kapazitätsänderung zwischen der Masse und der umgebenden Struktur auf. Um eine möglichst große Fläche nutzen zu können, sind Rippenstrukturen üblich. Durch die weite Verbreitung beispielsweise im Automotive (Airbags, Steuergeräte, ...) oder im Konsumerbereich (Smartphones, Spielkonsolen, ...) erfolgte in den letzten Jahren ein starker Preisverfall von MEMS Beschleunigungssensoren. Aktuelle Sensoren erlauben eine Aufnahme von 3-D Beschleunigungen mit hoher Genauigkeit und kosten nur wenige Euro.

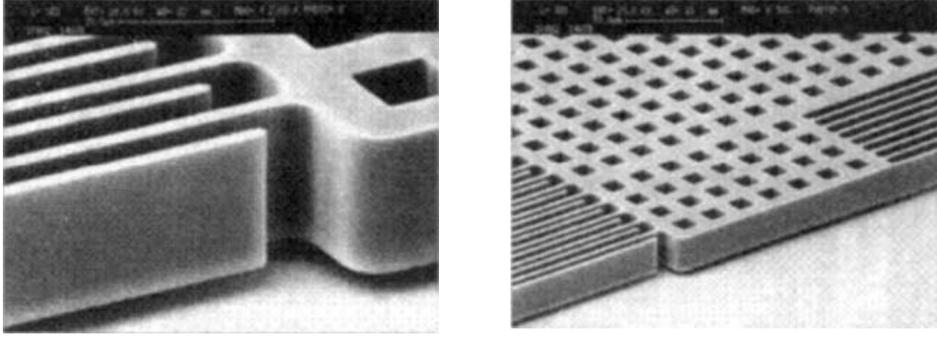


Abbildung 2.2: Mikroskopaufnahme eines MEMS Beschleunigungssensors (aus [153]).

Mehrere Fehler beeinflussen einen gemessenen Sensorwert \vec{a}_{meas} gegenüber der real anliegenden Beschleunigung \vec{a}_{real} . Ein generisches Fehlermodell kann durch

$$\vec{a}_{meas} = M_a \vec{a}_{real} + \vec{b}_a + \vec{n}_a, \quad \text{mit } M = \begin{pmatrix} s_x & \delta z_x & -\delta y_x \\ -\delta z_y & s_y & \delta x_y \\ \delta y_z & -\delta x_z & s_z \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

angegeben werden [166]. $\vec{b}_a = \vec{b}_{a,stat} + \vec{b}_{a,dyn}$ repräsentiert achsspezifische systematische Fehler (Biasse), \vec{n}_a einen normalverteilten mittelwertfreien Rauschterm. Biasse können sich hierbei aus einem konstanten Teil $\vec{b}_{a,stat}$ und einem dynamisch veränderlichen Teil $\vec{b}_{a,dyn}$ (Bias Drift, beispielsweise temperaturabhängig) zusammensetzen. Die Misalignment Matrix M_a spiegelt neben Ungenauigkeiten in der Ausrichtung δ der Sensorachsen zueinander, auch die (möglicherweise dynamische) Abweichung der Skalenfaktoren s vom idealen Wert wider.

Drehratensensoren

Zur Messung einer anliegenden Drehrate wird üblicherweise die Corioliskraft, die auf eine sich bewegende Masse in einem rotierenden System wirkt, ausgenutzt.

$$\vec{F}_c = -2m(\vec{\omega} \times \vec{v}), \quad \text{und } \vec{a}_c = -2(\vec{\omega} \times \vec{v}). \quad (2.11)$$

Die Corioliskraft \vec{F}_c ergibt sich als Funktion des Winkelgeschwindigkeitsvektors $\vec{\omega}$, sowie der Bewegungsgeschwindigkeit \vec{v} der Masse m im rotierenden System.

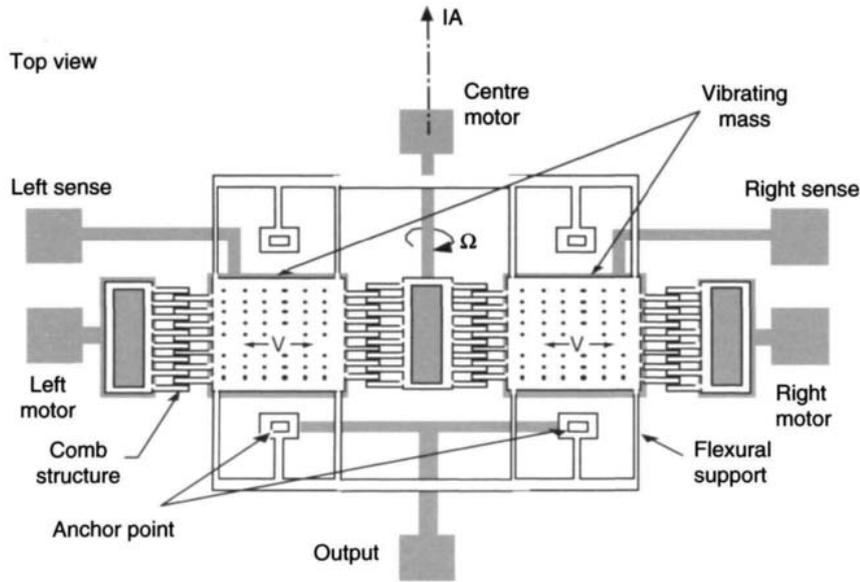


Abbildung 2.3: Funktionsweise eines MEMS Drehratensensors (aus [153]).

Bei MEMS Sensoren wird dieser Zusammenhang dadurch ausgenutzt, dass eine Testmasse in Schwingung versetzt wird und die bei einer Rotation auftretende Corioliskraft kapazitiv gemessen wird.

Bild 2.3 verdeutlicht dieses Prinzip. Eine vibrierende Masse (in Rechts-Links Richtung) erfährt beim Anlegen einer Drehrate eine Beschleunigung orthogonal zur Vibrationsrichtung. Diese kann, analog zur Beschleunigungsmessung, kapazitiv gemessen werden. Das sich ergebende Fehlermodell ist ebenfalls analog zum Beschleunigungssensor:

$$\vec{\omega}_{meas} = M_{\omega} \vec{\omega}_{real} + \vec{b}_{\omega} + \vec{n}_{\omega}, \quad (2.12)$$

mit mittlerwertfreiem normalverteiltem Rauschen \vec{n}_{ω} und Misalignment M_{ω} . Beim Drehratensensor hat der Bias $\vec{b}_{\omega} = \vec{b}_{\omega,stat} + \vec{b}_{\omega,dyn} + \vec{b}_{\omega,a}$ neben statischen $\vec{b}_{\omega,stat}$ und dynamischen $\vec{b}_{\omega,dyn}$ Anteilen auch Anteile, die von der einwirkenden Beschleunigung abhängen $\vec{b}_{\omega,a}$ [166].

Aktuelle MEMS Drehratensensoren im unteren Preisbereich erreichen problemlos Genauigkeiten von unter $100^{\circ}/h$ [72]. Im höherpreisigen Segment sind mittlerweile auch Genauigkeiten unter $1^{\circ}/h$ verfügbar¹.

¹Intersense, Analog Devices

Magnetfeldsensoren

Um eine Stützung der Drehrate über längere Zeiträume erreichen zu können werden Magnetfeldsensoren zur Erfassung des Erdmagnetfeldes eingesetzt. Im Bereich der MEMS Sensoren wird hierbei überwiegend der anisotrope magneto-resistive Effekt (AMR-Effekt) ausgenutzt. Unter Einfluss eines magnetischen Feldes ändert sich der elektromagnetische Widerstand einiger ferromagnetischer Legierungen [105]. Der resultierende Widerstand R_{out} ergibt sich als Funktion des Winkels Θ zwischen der Stromrichtung und der Magnetfeldrichtung:

$$R_{out}(\Theta) = R_{max} + \delta R \cdot \cos^2 \Theta. \quad (2.13)$$

Hierbei ist die Stärke der Änderung von Geometrie und weiteren Eigenschaften des verwendeten Materials abhängig. Durch R_{max} wird der Widerstand senkrecht zur Magnetisierungsrichtung bezeichnet. Eine nähere Beschreibung dieser Zusammenhänge ist in [38] zu finden. Um die relativ kleinen auftretenden Widerstandsänderungen zu verstärken und besser erfassen zu können, sind die magneto-resistiven Elemente oft in einer Wheatstone'schen Brückenschaltung angeordnet.

Die Richtung der Feldlinien des gemessenen Erdmagnetfelds $\vec{b}^b = [b_x, b_y, b_z]^T$ entspricht ungefähr der geographischen Nord-Süd Richtung. Die Inklination bezeichnet den Winkel zwischen Magnetfeldlinien und einer lokalen Tangentialebene (circa $66,5^\circ$ in Mitteleuropa). Daher muss, um auf den Yaw Winkel im n-frame in Bezug zum magnetischen Norden schließen zu können, die Ausrichtung des Sensors (Gravitation) $\vec{g}^b = [a_x, a_y, a_z]^T$ miteinbezogen werden. Für die Nordrichtung im n-frame ergibt sich aus einer Vektorbetrachtung:

$$\vec{b}^n = \vec{b}^b - \frac{\vec{b}^b \cdot \vec{g}^b}{|\vec{g}^b|} \vec{g}^b. \quad (2.14)$$

Als Fehlermodell kann hier wieder von einem Rauschanteil \vec{n} , sowie einem konstanten, von der Position auf der Erde abhängigen Offset \vec{b}_d (Deklination) ausgegangen werden:

$$\vec{b}_{meas} = \vec{b}_{real} + \vec{b}_d + \vec{n}. \quad (2.15)$$

2.2.2 Inertialmesseinheiten und Lageberechnung

Die Zusammenfassung von drei Gyroskop- und drei Beschleunigungsachsen wird als Inertialmesseinheit (Inertial Measurement Unit, IMU) bezeichnet. Nach einer Initialisierung kann durch Integration der Gyroskope die Lage der Sensoranordnung bezüglich des i-frames fortlaufend bestimmt werden. Die Bestimmung der Lage durch eine IMU ist Grundlage verschiedener inertialer Navigationsansätze (Schiffe, Fluggeräte, Fahrzeuge, ...). Das Prinzip der Strapdown-Rechnung bezeichnet in diesem Zusammenhang die Navigation auf Basis der Integration von Beschleunigungen in die jeweilige Richtung (Kapitel 3.2). Neben den in dieser Arbeit betrachteten MEMS IMUs werden vor allem für die Navigation von Flugzeugen und Langstreckenraketen wesentlich teurere, größere und genauere IMUs eingesetzt. Weitere Verwendungsgebiete finden sich zum Beispiel in der Untersuchung menschlicher Bewegungsabläufe (Human Motion Capturing) [126] oder zur Bildstabilisierung in Virtual Reality Anwendungen [67]. Je nach Ausführung und Einsatzzweck sind IMU Sensoranordnungen oft auch bereits mit Magnetfeldsensoren, barometrischen Altimetern und GNSS kombiniert. Geräte mit bereits integrierter Algorithmik zur Informationsverarbeitung für die Lageschätzung werden als Attitude and Heading Reference Systeme (AHRS)² bezeichnet. Für die Initialisierung der Lageschätzung existieren verschiedene Ansätze auf Basis von Inertial- und Magnetfelddaten. In ersten Ansätzen dazu wurden die ursprünglich für die Raumfahrt entwickelten Algorithmen TRIAD und QUEST eingesetzt [139]. Einige im Rahmen der Strapdown-Navigation relevanten Prinzipien zur Initialisierung sowie zur fortlaufenden Lageschätzung werden in Kapitel 3.2.1 beschrieben.

2.2.3 Globale Satelliten Navigationssysteme

Das aktuell am meisten genutzte weltweite Satellitennavigationssystem (Global Navigation Satellite Systems, GNSS) ist das in den 1970er Jahren vom US Verteidigungsministerium in Betrieb genommene Global Positioning System (GPS). Weitere Satellitennavigationssysteme sind das russische GLONASS, das chinesische Beidou und das europäische GALILEO [100]. Die Positionsbestimmung bei GNSS erfolgt über eine Auswertung der Signallaufzeiten zu

²z. B. Xsens MTi, Analog Devices ADIS, ST Microelectronics iNemo.

mehreren Satelliten. Die hierfür nötige Synchronisation wird durch Atomuhren in den Satelliten sichergestellt. Für eine dreidimensionale Positionsbestimmung ergibt sich aus mindestens vier gemessenen Zeiten (Abständen) zu Satelliten ein überbestimmtes Gleichungssystem wenn als zusätzliche Unbekannte die Empfängerzeit miteinbezogen wird. Die Positionsberechnung erfolgt dabei mit dem Trilaterationsverfahren (Kapitel 3.1).

Fehlerquellen in der Positionsbestimmung ergeben sich aufgrund von wetterabhängigen Änderungen der Ionosphärenzusammensetzung, die sich auf die Ausbreitungsgeschwindigkeit der Signale auswirken. Weitere Fehler resultieren aus Unterschieden zwischen vorausgerechneten und tatsächlichen Satellitenumlaufbahnen, Uhr-Ungenauigkeiten und Mehrwegeausbreitungseffekten. Da diese Fehler größtenteils regional vergleichbar sind, besteht eine Möglichkeit zur Verbesserung der Positionsschätzung in der Zuhilfenahme lokaler Korrekturstationen (Differentials). Diese Stationen ermitteln den aktuellen Fehler auf Basis der Abweichung der momentanen GPS-Position von ihrer (bekannten) Position und machen diese Korrekturinformation Differential GPS (DGPS) Empfängern im Umfeld verfügbar. Die mobilen DGPS Empfänger können auf dieser Basis dann die sich ergebenden Fehler kompensieren. Weitere Informationen zur Funktionsweise und eine genauere Beschreibung der Fehlerquellen finden sich in [42, 153, 166].

Erzielbare Genauigkeiten mit Satellitennavigationssystemen liegen im Bereich weniger Meter. Umgebung, Position und Ausrichtung des Empfängers, Wetter und weitere Parameter haben einen starken Einfluss auf die erzielbaren Genauigkeiten. Im Allgemeinen kann auch in städtischen Szenarien eine Genauigkeit bis auf wenige Meter erzielt werden, jedoch ergeben sich sehr hohe Varianzen zum Beispiel in Straßenschluchten. Eine genauere experimentelle Untersuchung und Abschätzung der erzielbaren Genauigkeiten beim Einsatz verschiedener GPS Systeme in städtischen Umgebungen wird in [177] präsentiert.

Es wurden verschiedene Ansätze untersucht auch in Gebäudeinnenräumen auf GPS Systeme zugreifen zu können. In [70] und in [157] wird ein System vorgestellt, bei dem in jedem Raum eines Gebäudes ein GPS Repeater installiert wird. Diese Repeater erlauben auch im Gebäude eine ausreichend genaue Lokalisierung. Eine Angabe zur erzielbaren Genauigkeit mit diesem Ansatz ist

bisher noch nicht publiziert, allerdings kann davon ausgegangen werden, dass die Dichte der ausgebrachten Infrastruktur einen entscheidenden Einfluss auf die Performanz des Systems hat. Ein vergleichbarer Ansatz wird in [178] präsentiert, wo ebenfalls GPS Signale vom Außenbereich durch den Einsatz eines Repeaters in Innenräumen verfügbar gemacht werden.

2.3 Bayes'sche Informationsverarbeitung

Für die Verarbeitung rauschbehafteter Sensordaten werden zumeist auf Basis eines Systemmodells Annahmen getroffen und auflaufende Messungen stochastisch verarbeitet [48]. Der zeitdiskrete Zustand \vec{x}_k eines Systems zum Zeitpunkt k kann als Funktion des vorherigen Zustands \vec{x}_{k-1} , einer Eingangsgröße \vec{u}_{k-1} , sowie eines Rauschterms \vec{v}_{k-1} (Prozessrauschen) beschrieben werden:

$$\vec{x}_k = \vec{g}_k(\vec{x}_{k-1}, \vec{u}_{k-1}, \vec{v}_{k-1}). \quad (2.16)$$

Eine Messung \vec{z}_k ergibt sich als Funktion des Zustands und ist ebenfalls rauschbehaftet (Messrauschen n_k)

$$\vec{z}_k = h_k(\vec{x}_k) + \vec{n}_k. \quad (2.17)$$

Diese Modellierung beschreibt einen Markov Prozess erster Ordnung, da die Historie des Prozesses jeweils vollständig im aktuellen Zustand gespeichert ist.

In der Bayes'schen Informationsverarbeitung soll die bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte (Probability Density Function, pdf) des aktuellen Zustandes \vec{x}_k für eine gegebene Serie aller bisherigen Messungen $P(\vec{x}_k|\vec{z}_{1:k})$ möglichst zutreffend ermittelt werden. Diese pdf ist rekursiv auf Basis der vorangegangenen pdf $P(\vec{x}_{k-1}|\vec{z}_{1:k-1})$ gegeben durch:

$$P(\vec{x}_k|\vec{z}_{1:k-1}) = \int P(\vec{x}_k|\vec{x}_{k-1})P(\vec{x}_{k-1}|\vec{z}_{1:k-1})d\vec{x}_{k-1} \quad (2.18)$$

mit

$$P(\vec{x}_k|\vec{z}_{1:k}) = \frac{P(\vec{z}_k|\vec{x}_k)P(\vec{x}_k|\vec{z}_{1:k-1})}{P(\vec{z}_k|\vec{z}_{1:k-1})}. \quad (2.19)$$

Der Prädiktionsschritt 2.18 ergibt sich unter Annahme eines bekannten Rauschprozesses (des Prozessrauschens) aus dem Systemmodell 2.16. Das Mess-Update

2.19 kann durch Anwendung des Bayes Theorems mit dem Normalisierungsterm

$$P(\vec{z}_k|\vec{z}_{1:k-1}) = \int P(\vec{z}_k|\vec{x}_k)P(\vec{x}_k|\vec{z}_{1:k-1})d\vec{x}_k \quad (2.20)$$

berechnet werden. Dieser Normalisierungsterm hängt dabei von der Likelihood Funktion $P(\vec{z}_k|\vec{x}_k)$, die sich aus dem Messmodell 2.17 unter Annahme eines bekannten Rauschprozesses (des Messrauschens) ergibt, ab. Im Mess-Update 2.19 wird also die sich aus dem Systemmodell ergebende Wahrscheinlichkeitsdichte $P(\vec{x}_k|\vec{z}_{1:k-1})$ auf Basis der bedingten Wahrscheinlichkeit der aktuellen Messung $P(\vec{x}_k|\vec{x}_k)$ angepasst.

2.3.1 Kalmanfilter

Das Kalmanfilter [77] stellt eine optimale Lösung der Gleichungen 2.19 und 2.20 dar, für den Fall, dass

- sich der Zustand zu jedem Zeitschritt durch die ersten beiden Momente (Normalverteilung) beschreiben lässt,
- sich sowohl das Prozess- als auch das Messrauschen aus einem weißen, normalverteilten Rauschprozess ergeben und nicht korreliert sind,
- und sowohl $g(\cdot)$ als auch $h(\cdot)$ aus 2.16 und 2.17, linear vom Systemzustand, von einem eventuellen deterministischen Systemeintrag \vec{u}_{k-1} und vom jeweiligen Rauscheintrag abhängig sind [11].

Die Gleichungen 2.16 und 2.17 können dann durch

$$\vec{x}_{k+1} = A\vec{x}_k + B\vec{u}_k + \vec{v}_k \quad (2.21)$$

und

$$\vec{z}_{k+1} = H\vec{x}_{k+1} + \vec{n}_{k+1} \quad (2.22)$$

angegeben werden mit der Systemmatrix A , der Matrix für deterministische Systemeinträge B und der Messmatrix H . Die Kovarianzen der Rauschterme werden mit Q_k für \vec{v}_k und R_{k+1} für \vec{n}_{k+1} bezeichnet. Im Prädiktionsschritt ergibt sich der geschätzte Mittelwert des folgenden Systemzustands $\hat{\vec{x}}_{k+1|k}$ durch

$$\hat{\vec{x}}_{k+1|k} = A\vec{x}_k + B\vec{u}_k \quad (2.23)$$

und die geschätzte Kovarianzmatrix $\hat{P}_{k+1|k}$ durch

$$\hat{P}_{k+1|k} = AP_kA^T + Q_k. \quad (2.24)$$

Im Messschritt erfolgt die Korrektur auf Basis der neuen Messung durch

$$\vec{x}_{k+1} = \hat{\vec{x}}_{k+1|k} + K_{k+1}(\vec{z}_{k+1} - H_{k+1}\hat{\vec{x}}_{k+1|k}) \quad (2.25)$$

und

$$P_{k+1} = \hat{P}_{k+1|k} - K_{k+1}S_{k+1}K_{k+1}^T. \quad (2.26)$$

Die Kovarianz der Differenz zwischen Messung und prädizierter Messung S_{k+1} (Residualkovarianz) und der Kalman Gain K_{k+1} ergeben sich zu

$$S_{k+1} = H_{k+1}\hat{P}_{k+1|k}H_{k+1}^T + R_{k+1} \quad (2.27)$$

und

$$K_{k+1} = \hat{P}_{k+1|k}H_{k+1}^T S_{k+1}^{-1}. \quad (2.28)$$

Der durch das Kalmanfilter berechnete neue Systemzustand ist hierbei optimal insofern, als kein anderer Algorithmus besser sein kann, wenn die getroffenen Annahmen erfüllt sind. Eine Herleitung der Kalmanfiltergleichungen aus der Methode der kleinsten Fehlerquadrate sowie eine alternative Herleitung aus statistischen Ableitungen finden sich in [166].

2.3.2 Erweiterungen für nichtlineare Systeme

Aufgrund der Tatsache, dass die getroffenen Annahmen (weißes, normalverteiltes Rauschen, lineares System und Messmodell) für die meisten realen Systeme unzutreffend sind, wurden verschiedene Erweiterungen des Kalmanfilters vorgeschlagen.

Eine Möglichkeit für nichtlineare System- und Messgleichungen vergleichbare Ableitungen zu treffen, stellt das Erweiterte Kalmanfilter (Extended Kalmanfilter, EKF) dar. Voraussetzung ist, dass eine (allgemeine) Funktion angegeben werden kann, die den Systemzustand \vec{x}_k auf die Messung \vec{z}_k abbildet:

$$\vec{z}_k = h(\vec{x}_k, \vec{v}_k). \quad (2.29)$$

Dieser Zusammenhang führt im Falle einer nichtlinearen Funktion h in 2.26, 2.27 und 2.28 zu Problemen, da die Matrix H nicht angegeben werden kann.

Um dieses zu umgehen wird beim EKF eine Linearisierung der Messgleichung um den aktuellen Arbeitspunkt $\hat{\vec{x}}$ durchgeführt:

$$H_k = \left. \frac{\partial h(\vec{x})}{\partial \vec{x}} \right|_{\vec{x}=\hat{\vec{x}}_k}. \quad (2.30)$$

Mithilfe dieser Jacobi Matrix können die Kalmanfilter Gleichungen dann gelöst werden.

Je nach Art der Nichtlinearität können sich aus der Linearisierung jedoch leicht größere Ungenauigkeiten ergeben. Beim Unscented Kalmanfilter (UKF) [75, 76] wird deswegen nicht direkt linearisiert, sondern die Nichtlinearität durch ein statistisches Verfahren angenähert. Es werden einzelne Punkte (Sigma Points) gewählt, sodass sie die Eigenschaften der ursprünglichen Dichtefunktion der (n-dimensionalen) Zufallsvariable \vec{x} widerspiegeln. Für die Elemente des Zustandsvektors gilt:

$$\begin{aligned} \vec{x}_0 &= \vec{x} & W_0 &= \frac{\kappa}{m + \kappa} \\ \vec{x}_i &= \vec{x} + \left(\sqrt{(m + \kappa)C_x} \right)_i & W_i &= \frac{1}{2(m + \kappa)}. \\ \vec{x}_{i+m} &= \vec{x} - \left(\sqrt{(m + \kappa)C_x} \right)_i & W_{i+m} &= \frac{1}{2(m + \kappa)}. \end{aligned} \quad (2.31)$$

Hierbei ist κ ein Gewichtungsfaktor, $\sqrt{(m + \kappa)C_x}$ die i -te Zeile der Wurzelmatrix von $(m + \kappa)C_x$ und W_i die Gewichtung des jeweiligen Punktes. Die ausgewählten $2m + 1$ Punkte haben den gleichen Mittelwert und die gleiche Kovarianz wie die ursprüngliche Verteilung. Die Anzahl der Punkte kann im Prinzip beliebig gewählt werden. Für die Gewichtungen gilt $\sum w_i = 1$. Jeder einzelne dieser Punkte wird dann auf Basis der nichtlinearen Funktion 2.29 transformiert. Vergleichbar dazu werden beim Partikelfilter (PF) ebenfalls einzelne Punkte als Repräsentation der Dichtefunktion ausgewählt und transformiert [11, 60]. Eine Anzahl N diskreter Punkte (Partikel) mit Zuständen \vec{x}_k^i , Gewichten w_k^i und $1 \leq i \leq N$ repräsentiert den Systemzustand auf Basis der Dirac'schen Springfunktion

$$P(\vec{x}_k | \vec{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(\vec{x}_k - \vec{x}_k^i). \quad (2.32)$$

Mit normalisierten Gewichten gilt $\sum w_k^i = 1$. Ein möglicher Schätzwert für den aktuellen Zustand ist dann $\hat{\vec{x}}_k = \sum w_k^i \vec{x}_k^i$. Um eine sinnvolle Repräsentation der Wahrscheinlichkeitsdichte zu gewährleisten, muss N hierbei hoch

genug gewählt werden. Das Systemmodell kann im Prädiktionsschritt dadurch umgesetzt werden, dass jedem Partikel ein neues Gewicht

$$\vec{x}_{k+1}^i = f(\vec{u}_k, \vec{x}_k^i) \quad (2.33)$$

zugeordnet wird, wobei $f(\cdot)$ eine Realisierung des nichtlinearen stochastischen Systemmodells (proposal distribution) für die Eingangsgrößen \vec{u}_k darstellt. Im Messschritt wird das Gewicht jedes Partikels basierend auf der Likelihood Funktion der Messung aktualisiert

$$w_{k+1}^i = w_k^i P(\vec{z}_{k+1} | \vec{x}_{k+1}^i). \quad (2.34)$$

Im Resampling Schritt wird das Problem der Gewichtsakkumulation in einige wenige Partikel ("Sample Degeneracy") dadurch verhindert, dass ein neues Partikelset generiert wird. Partikel mit hohem Gewicht werden vervielfältigt und Partikel mit vernachlässigbaren Gewichten gelöscht. Die Durchführung eines Resampling-Vorgangs in jedem Zeitschritt kann in einer schlechteren Schätzqualität resultieren ("Sample Impoverishment"). Alternativ dazu kann der Resampling Schritt basierend auf einem Maß für die Qualität der Schätzung erfolgen, zum Beispiel der sogenannten effektiven Sample-Größe $N_{eff} = 1/\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2$ [11]. Nach einer Normalisierung der Gewichte kann aus dem resultierenden Partikelset dann eine neue Zustandsschätzung gewonnen werden. Der Hauptvorteil dieses Sequential Importance Resampling (SIR) Partikelfilters ist dabei, dass die Funktionen für Systemupdate (Prädiktion) und Messung nichtlinear sein dürfen. Der Unterschied gegenüber dem UKF liegt darin, dass die Auswahl der Sample Punkte beim UKF deterministisch und auf Basis eines festen Schemas erfolgt, wohingegen beim PF beliebige Punkte zufällig ausgewählt werden (Monte Carlo Methode).

2.4 Funkkommunikation und Modelle zur Signal- ausbreitung

Die drahtlose Kommunikation in Sensornetzwerken erfolgt üblicherweise in den freigegeben Industrial Scientific und Medical (ISM) Frequenzbändern. Hierbei hat sich vor allem das nahezu weltweit freigegebene 2,4 GHz Band als Standard für viele Plattformen und Anwendungen durchgesetzt. Daneben gibt es

auch einige Plattformen, die im 868 *MHz* (Europa³) beziehungsweise 915 *MHz* (Nordamerika⁴) Band arbeiten. Die tieferen Frequenzbänder spielen eher für einfachere Funkanwendungen mit niedrigeren Bitraten eine Rolle (Funktastraturen, Garagenöffner, ...).

In dieser Arbeit wird der Signalstärkeabfall des Kommunikationssignals verwendet, um daraus auf die Distanz zwischen Sender und Empfänger zu schließen. Für eine allgemeine Einführung in elektromagnetische Wellenausbreitung, Funktechnologien und Antennen sei auf die Standardliteratur verwiesen [123, 130].

2.4.1 Signalausbreitung

Die Signalstärke elektromagnetischer Wellen nimmt im Freiraum über die Distanz ab (Pfadverlust). Eine einfache Beschreibung dieses Pfadverlustes kann anhand der Friis'schen Freiraumgleichung [50]

$$P_R = P_T \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right)^\alpha G_R G_T \quad (2.35)$$

erfolgen. P_R bezeichnet die Leistung am Empfänger (Receiver), P_T die Leistung am Sender (Transmitter). Der Zusammenhang zwischen P_R und P_T ist abhängig vom Antennengewinn (Gain) an Empfänger G_R und Sender G_T , sowie vom Pfadverlustkoeffizienten α , der Wellenlänge λ und der Distanz d . Üblicherweise werden die Leistungen auf einer Dezibelskala bezogen auf 1 *mW* angegeben. Typische Größenordnungen der maximalen Sendeleistung für die in dieser Arbeit hauptsächlich betrachteten Funktechnologien beziehungsweise Funkchips (IEEE 802.15.4 Standard) liegen im Bereich 0 – 5 *dBm*, also circa 1 – 4 *mW*. Typische Sensitivitätsschwellen liegen im Bereich –90 bis –100 *dBm*.

Insbesondere für $\alpha = 2$ ergibt sich aus Gleichung 2.35 die Ausbreitung einer konstanten Leistung über die Oberfläche einer Kugel mit Radius d . Dies gilt vor allem unter Vorliegen einer Fresnel Zone, also eines hindernisfreien Bereichs zwischen Sender und Empfänger (in Form eines rotationsellipsoidischen Körpers). Eine direkte Ableitung aus der Friis Gleichung 2.35 für drahtlose Sensornetzwerke ist damit, dass unter Vernachlässigung aller Verluste die

³Spezifiziert durch das European Telecommunications Standards Institute (ETSI).

⁴Spezifiziert durch die Federal Communications Commission (FCC).

direkte Kommunikation zwischen zwei Sensorknoten immer eine höhere Sendeenergie erfordert als eine Multihop Kommunikation. Meistens muss jedoch davon ausgegangen werden, dass sich weitere Effekte auf die Empfangsfeldstärke auswirken. Wichtige Effekte sind:

- *Beugung*: Sie tritt an Hindernissen im Signalausbreitungsweg auf, die im Vergleich zur Wellenlänge groß sind. Sie führt dazu, dass Signale unter bestimmten Voraussetzungen auch ohne direkte Sichtverbindung (Non-Line-of-Sight, NLoS) empfangen werden können.
- *Streuung*: Sie ergibt sich an Hindernissen in Größenordnung der Wellenlänge. Ähnlich zur Beugung wird das Signal bei Vorliegen von Streuung in verschiedene Richtungen abgelenkt.
- *Reflektion und Transmission*: Diese treten auf, wenn ein Signal auf ein großes Hindernis trifft. Ein Teil des Signals wird zurückgelenkt (Reflektion), ein anderer Teil breitet sich durch das Hindernis hindurch aus (Transmission). Insbesondere unter Vorliegen mehrerer reflektierter Wellen ergibt sich oft schwer prädizierbares Verhalten.

Diese Effekte führen dazu, dass sich am Empfänger üblicherweise mehrere Signalwege überlagern (Multipfadausbreitung). Da insbesondere in städtischen Gebieten oder in Innenräumen oft gar keine direkte Sichtverbindung zwischen Sender und Empfänger besteht, hat die Multipfadausbreitung einen starken Einfluss auf die resultierende Signalstärke.

Eine Modellierung der Signalausbreitung spielt insbesondere in der Planung von mobilen Kommunikationssystemen wie GSM, UMTS oder WiFi Systemen eine wichtige Rolle. Nur unter bekannten Pfadverlusten können Voraussagen über Empfangsfeldstärken, Frequenzplanungen und Aufbauorte für Basisstationen getroffen werden. Weiterhin müssen auch für die Simulation der Bitübertragungsschicht (PHY Schicht) diese Effekte angenähert werden.

2.4.2 Signalausbreitungsmodelle in Drahtlosen Netzwerken

Unter einem Signalausbreitungsmodell versteht sich ein Satz mathematischer Gleichungen, der die Ausbreitungscharakteristik in einer Umgebung beschreibt.

Eine mögliche Einteilung dieser Modelle kann in empirische (oder auch statistische) und physikalische (auch deterministische) Modelle vorgenommen werden [109, 123]. Empirische Modelle resultieren hierbei aus einer Analyse von experimentell ermittelten Messwerten. Physikalische Modelle ergeben sich aus den Eigenschaften der geometrischen Optik und den Gesetzen der Elektrodynamik. Hierbei sind Berechnungsaufwand aber auch Genauigkeit bei empirischen Modellen üblicherweise geringer als bei physikalischen Modellen. Die Abgrenzung ist allerdings teilweise nicht exakt möglich und es existieren verschiedene Hybridmodelle, bei denen sowohl statistische als auch deterministische Komponenten miteinbezogen werden [20, 31, 179].

Für großräumige städtische Außenbereiche gehören das Okumara Modell und das Walfisch-Ikegami Modell zu den bekanntesten Modellen. Das Okumara Modell basiert auf empirischen Daten und stellt verschiedene Diagramme für die resultierende Signalstärke bereit. Je nach Terrain müssen die Kurven um verschiedene Korrekturfaktoren angepasst werden [113]. Das Walfisch-Ikegami Modell wird insbesondere zur Planung von Mobilfunknetzen in innerstädtischen Bereichen eingesetzt. Für die Voraussage der Feldstärke werden auf der einen Seite empirische Daten verwendet und auf der anderen Seite auch ein theoretisches Ausbreitungsmodell eingebracht [68].

Ein einfaches deterministisches Modell, das hauptsächlich für einfachere Umgebungen mit wenigen Hindernissen geeignet ist, ist das Zwei-Wege Bodenreflektionsmodell. Neben dem direkten Pfad (Line-of-Sight, LoS) zwischen Sender und Empfänger wird auf Basis der Höhe der beiden Antennen noch der stärkste indirekte Pfad durch die Reflektion am Boden miteinbezogen [56, 171].

Erweiterungen und Kritikpunkte an diesen Modellen, weitere Modelle sowie auch mehrere Mikromodelle zur Modellierung kleinerer Räume werden in [109] und in [129] zusammengefasst.

Im Bereich der drahtlosen Sensornetze wird zur Analyse algorithmischer Fragestellungen oft von Signalausbreitungsmodellen abstrahiert. Im einfachsten Ansatz wird eine Funkstrecke als konstant interpretiert und binär modelliert (Verbindung ja/nein), was den Einsatz des in der Algorithmik weit verbreiteten Unit-Disk-Graph Modells erlaubt [95, 160]. Insbesondere in (kleinkaligen) Innenräumen kommen die angesprochenen Signalstärkeeffekte jedoch stark zur Geltung und die Signalstärken unterliegen einer sehr hohen Dy-

namik. Sowohl für Planung als auch in Simulationen (Kapitel 3.1.4) und in Signalstärke-Ranging-basierten Lokalisierungsansätzen (Kapitel 3.1.1) werden in diesem Umfeld hauptsächlich zwei Modelle beziehungsweise Verfahren zur Modellierung der Signalstärke benutzt. Auf der einen Seite stehen dabei die relativ einfache statistische und sehr häufig eingesetzte Annäherung durch das Log-Distanz Pfadverlustmodell, auf der anderen Seite deterministische Ray-Tracing Verfahren [164].

Das Log-Distanz Pfadverlustmodell basiert direkt auf der Friis'schen Übertragungsformel 2.35. Unter Annahme einer isotropen Antennencharakteristik ($G_R = G_T = 1$) ergibt sich der Pfadverlust $PL = \frac{P_T}{P_R(d)}$ eines Signals für eine Distanz d zu:

$$PL(d) = PL(d_0) \left(\frac{d}{d_0} \right)^{-\alpha}. \quad (2.36)$$

d_0 ist hierbei eine Referenzdistanz. In logarithmischer Form ergibt sich daraus

$$PL(d)[dB] = PL(d_0)[dB] + 10\alpha \cdot \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right), \quad (2.37)$$

und die empfangene Leistung $P_R(d)$ ist unter Hinzunahme eines Log-normalverteilten Rauschterms R_{σ^2} mit Mittelwert 0 und Varianz σ^2 gegeben durch:

$$P_R(d)[dB] = P_T[dB] - PL(d_0)[dB] - 10\alpha \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + R_{\sigma^2}. \quad (2.38)$$

Die Hinzunahme von R_{σ^2} erlaubt dabei eine statistische Abbildung von Multipfadeffekten wie im vorigen Kapitel angesprochen. Es wird angenommen, dass sich die aus Beugung, Streuung und Reflektion ergebenden Signalpfade alle zu einer ungefähr normalverteilten Abweichung der Signalstärke von der Signalstärke des direkten Signalpfades führen. Eine experimentelle Bestätigung dieses Verhaltens wurde beispielsweise in [174] und in [31] gezeigt. Durch eine ausreichend hohe Wahl von α kann durch diese statistische Modellierung das reale Verhalten nachgebildet werden. Eine einfache Erweiterung dieses Modells bezieht zusätzlich noch die Einflüsse von Wänden in Gebäuden mit ein [20, 31].

Ray-Tracing Verfahren sind die wesentlich komplexere Variante zur Erreichung einer Näherung des Verhaltens. Mehrere Signalpfade (resultierend aus Reflektion, Streuung und Beugung) werden jeweils einzeln für jeden Zeitschritt simuliert. Die am Empfänger resultierende Signalstärke ergibt sich aus der Addition der einzelnen Komponenten. Um durch Ray-Tracing realistische Resul-

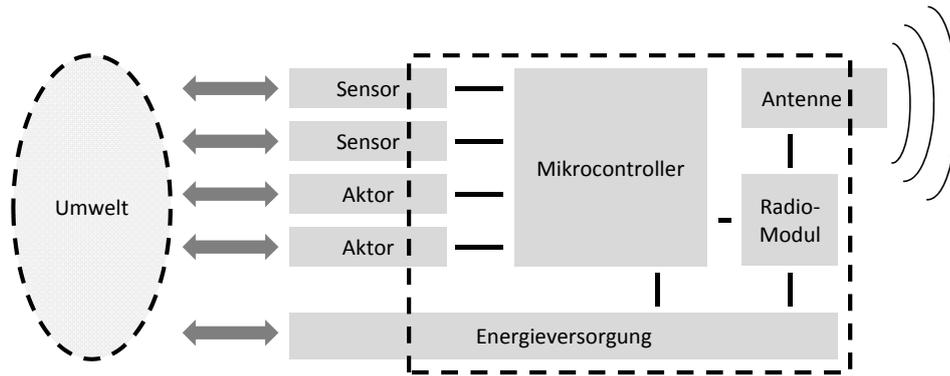


Abbildung 2.4: Aufbau eines Sensorknotens.

tate zu erreichen, muss die Umgebung sehr genau bekannt und modelliert sein. Verschiedene Ansätze und Werkzeuge zum Einsatz von Ray-Tracing für die Ermittlung einer resultierenden Signalstärke existieren [6, 154]. In [150] werden verschiedene Signalausbreitungspfade zur Schätzung einer Distanz zwischen Sender und Empfänger miteinbezogen.

2.5 Drahtlose Sensornetzwerke

Ein drahtloses Sensornetzwerk bezeichnet ein Netzwerk aus drahtlos kommunizierenden Kleinstcomputern, die mit jeweils verschiedenen Sensoren und/oder Aktoren ausgestattet sein können (Abbildung 2.4). Erste Forschungsarbeiten wurden zunächst im Militärbereich durchgeführt. Einen Schub erhielt das Forschungsgebiet insbesondere um die Jahrtausendwende, als Professor Kris Pister in Berkeley die Smart Dust Vision formulierte [162].

Neben Anwendungen aus dem Militärbereich gibt es beispielsweise Anwendungsbereiche in Industrie und Logistik (Prozessüberwachung, Inventarisierung, Transportüberwachung, ...), im Zusammenhang mit Smart- oder Green Buildings (Gebäudeautomatisierung, Energiesparen, ...) sowie auch im Bereich der Unterhaltungstechnologien (Multimedia Sensornetzwerke, ...). Hierbei ist die Definition des Begriffs "drahtloses Sensornetzwerk" oft schwammig. So wird teilweise eine sehr weit gefasste Definition verwendet, bei der auch WiFi Netzwerke, aktive und passive RFID und Smartphones den Sensornetzwerken zugerechnet werden. Für die bearbeiteten Themen sind die sich ergebenden wissenschaftlichen Fragestellungen ähnlich. Klassische Forschungsthemen



(a) Crossbow MicaZ Mote. (b) Crossbow TelosB Mote. (c) Sun SPOT.

Abbildung 2.5: Beispiele verschiedener Sensorknoten.

sind neben der Knotenlokalisierung (Kapitel 3.1) auch Routing- und Übertragungsprotokolle [5], Fragen zur physikalischen drahtlosen Datenübertragung, Hardwarethemen und algorithmische Aspekte wie zum Beispiel Abdeckung [95] und Topologiekontrolle [160]. Für eine Übersicht über die verschiedenen Forschungsthemen sei auf die mittlerweile existierende Standard- und Lehrliteratur verwiesen, z. B. [2, 3, 4, 96]. Im Folgenden wird nach einer kurzen Übersicht über kommerziell erhältliche Forschungsplattformen und verfügbare Betriebssysteme der für diese Arbeit relevante IEEE 802.15.4 PHY und MAC Standard sowie der darauf aufbauende ZigBee Standard eingeführt.

2.5.1 Plattformen und Betriebssysteme

Der prinzipielle Aufbau eines Sensorknotens (Node) ist in Abbildung 2.4 dargestellt. Neben Zwei-Chip Lösungen mit getrennten Funk- und Prozessorchips gibt es auch Single-Chip Lösungen, die beide Funktionen als System-on-Chip (SoC) integrieren. Verschiedene Hersteller bieten für Forschungs- und Entwicklungszwecke bereits vorkonfigurierte Sensorknoten an, meist mit Schnittstellen zum Anschluss verschiedener Sensoren oder Aktoren. Ein Überblick über verschiedene aktuelle Plattformen wird in [66] gegeben. Die bekanntesten und am weitesten verbreiteten Sensorknoten im Forschungsumfeld sind die von der amerikanischen Firma Crossbow⁵ vermarkteten MicaZ und TelosB Motes (Bild 2.5). Beide Plattformen wurden ursprünglich in Zusammenarbeit mit der UC Berkeley für Forschungszwecke entwickelt und werden seit knapp zehn Jah-

⁵www.xbow.com

ren durch Crossbow verkauft. Insbesondere die MicaZ Knoten werden in einer Vielzahl verschiedener Forschungsprojekte eingesetzt. Durch die Möglichkeit verschiedene Sensoren über sogenannte Sensor Boards durch einfaches Aufstecken anzubringen, kann eine Vielzahl von Anwendungen leicht prototypisch untersucht werden. Beide Knoten verfügen über einen IEEE 802.15.4 fähigen Funkchip, der TelosB ist auf Basis eines Texas Instruments (TI) MSP 430 Mikrocontroller (MCU) aufgebaut, beim MicaZ wird ein Atmel AVR MCU eingesetzt. Eine andere im Forschungsumfeld weitverbreitete Plattform mit etwas höherer Rechenleistung ist der Sun SPOT. Der Sun SPOT enthält neben einem IEEE 802.15.4 fähigen Funkchip einen ARM920T MCU mit 180 *MHz* und ist ebenfalls durch Sensorboards für verschiedene Einsatzzwecke erweiterbar. Eine Übersicht über weitere Plattformen wird im (virtuellen) Sensornetzwerkmuseum der ETH Zürich präsentiert⁶. Neben verschiedenen weiteren kommerziell angebotenen Sensorknoten gibt es auch mehrere direkt durch die Chiphersteller vertriebene Entwicklungsboards (zum Beispiel TI CC2520 Development Kit⁷ oder Atmel RZRAVEN⁸), die die Applikationsentwicklung für Industrieanwender erleichtern. Durch die Übernahme des norwegischen Funkchip Herstellers ChipCon im Jahr 2005 konnte sich TI die Marktführerschaft im Bereich der Kurzstrecken-Niedrigenergie-Funkchips sichern.

Je nach Frequenzband, Sendeleistung und Antenne liegen typische Reichweiten der betrachteten Sensorknoten im Bereich weniger Meter bis einige hundert Meter. Der Energieverbrauch aktueller Sensorknoten liegt in der Größenordnung von 25 *mA* im Sende-/Empfangsbetrieb, 5 *mA* mit deaktiviertem Funkmodul und < 1 *mA* im Schlafmodus [132].

Da das Forschungsfeld bereits seit einigen Jahren besteht, haben sich auch im Bereich der Betriebssysteme mehrere Forschungssysteme herausgebildet. Für diese Systeme gibt es üblicherweise Portierungen für verschiedene Plattformen, sowie Implementierungen unterschiedlicher Standardprotokolle. Zu nennen sind hierbei insbesondere das an der UC Berkeley entwickelte TinyOS⁹, sowie das vom Swedish Institute for Computer Science (SICS) entwickelte Con-

⁶www.snm.ethz.ch

⁷www.ti.com/tool/cc2520dk

⁸www.atmel.com/tools/RZRAVEN.aspx

⁹www.tinyos.net/

tiki System¹⁰. Beide Betriebssysteme werden in Form von Open Source Projekten weiterentwickelt. Vorteil dieser Plattformen ist insbesondere die freie Verfügbarkeit von Implementierungen verschiedener Protokollstacks (z. B. ZigBee, IP, ...), die eine gute Ausgangsbasis für Entwicklungs- und Forschungsarbeiten darstellen. Im Gegensatz dazu sind die meisten kommerziell erhältlichen Systeme zumeist Closed Source und können nur auf Applikationsschicht angepasst werden. Dies ist für Applikationsentwicklungen üblicherweise ausreichend, jedoch für Forschungsarbeiten teilweise hinderlich.

2.5.2 IEEE 802.15.4 und ZigBee Standards

Im Rahmen der Arbeit relevante Standards für die drahtlose Kommunikation sind in erster Linie der IEEE 802.15.4 Standard¹¹ sowie der darauf aufbauende ZigBee Standard¹²

IEEE 802.15.4

Der IEEE 802.15.4 Standard¹³ spezifiziert die Bitübertragungs- (PHY-Layer) und Sicherungsschicht (MAC-Layer) des OSI Referenzmodells¹⁴. Als Teil der IEEE 802.15 Spezifikation für Wireless Personal Area Netzwerke (WPAN) wurde in den 1990er Jahren neben Bluetooth (IEEE 802.15.1) ein Kommunikationsstandard entwickelt, bei dem der Fokus auf geringeren Datenraten und geringerer Energieaufnahme lag. Ziel war es, einen für den aufkommenden Bereich der drahtlosen Sensornetzwerke zugeschnittenen Standard bereitzustellen. Insbesondere wurde auf die Anwendungsbereiche Gebäude-Automatisierung (Home-Automation), Monitoring in industriellen Anlagen sowie die Vernetzung von am Körper getragenen Sensoren mit der Umwelt abgezielt. Die erste Version des Standards wurde 2003 veröffentlicht.

Eine der wichtigsten und häufigsten auf IEEE 802.15.4 basierende Spezifikationen der höheren OSI Schichten ist ZigBee. Daneben wurden mit beispielsweise

¹⁰www.contiki-os.org/

¹¹www.standards.ieee.org/about/get/802/802.15.html

¹²ZigBee Standard: 2004 von der ZigBee Alliance (2002 gegründeter Industriezusammenschluss aus aktuell circa 250 Unternehmen, www.zigbee.org) veröffentlichter Standard.

¹³www.standards.ieee.org/about/get/802/802.15.html

¹⁴OSI Referenzmodell: Open Systems Interconnection Reference Model der Internationalen Organisation für Normung (ISO), Schichtenmodell der Kommunikation.

se WirelessHART, MiWi und 6LoWPAN in den letzten Jahren für verschiedene Anwendungen weitere Standards spezifiziert, die ebenfalls auf IEEE 802.15.4 aufbauen. Außerdem verfügbar sind IEEE 802.15.4 kompatible IP Stacks, die die einfache Integration eines drahtlosen Sensornetzwerks mit einem IP Netzwerk ermöglichen. Die überwiegende Mehrheit der verwendeten Plattformen sowohl in der Forschung als auch in der Industrie baut auf dem Standard auf.

Auf der *Bitübertragungsschicht (PHY)* wurden in der ersten Version das 868 MHz Band in Europa (1 Kanal) beziehungsweise das 915 MHz Band in den USA (10 Kanäle) sowie weltweit das 2,4 GHz Band (16 Kanäle) spezifiziert. Hierbei werden die meisten Module bis heute für das 2,4 GHz Band produziert und verkauft. Die maximale Datenübertragungsrate liegt im oberen Band bei 250 kbit/s, die Modulation auf die Trägerfrequenzen erfolgt im 4-Phasen-Modulationsverfahren (Offset Quadrature Phase-Shift Keying, O-QPSK). In den niedrigeren Bändern wurde zunächst mit 20 beziehungsweise 40 kbit/s im 2-Phasen-Modulationsverfahren gearbeitet. Allerdings wurde 2006 durch eine Anpassung des Modulationsverfahrens auch hier eine Datenrate von 250 kbit/s eingeführt. Ein Datenpaket ist bis zu 127 Bytes lang. In beiden Bändern wird die Störempfindlichkeit mithilfe des Direct Sequence Spread Spectrum (DSSS) Frequenzspreizungsverfahrens reduziert. 2007 wurden im IEEE 802.15.4a Zusatz zum Standard zusätzlich Ultrabreitband (Ultra Wide Band, UWB) sowie Chirp Spread Spectrum (CSS) Bitübertragungsschichten hinzugefügt. 2009 wurden noch weitere mögliche PHY Schichten ergänzt.

Auf der *Medienzugriffsschicht (MAC)* wird im Standard ein Carrier Sense Multiple Access/Collision Avoidance (CSMA/CA) Verfahren für den Medienzugriff eingesetzt ("Unslotted Mode"). Alternativ dazu besteht im sogenannten "Slotted Mode" die Möglichkeit, basierend auf regelmäßigen Beacons eine Synchronisierung des Netzwerks herzustellen und (optional) den Netzwerkteilnehmern garantierte Übertragungszeiten zuzuteilen. Weiterhin sind auf MAC Schicht bereits Protokolle zum Verbindungsaufbau sowie zur Sicherung der Kommunikation spezifiziert. Die Anforderung einer direkten Empfangsbestätigung (Acknowledgement, ACK) vom Empfänger ist möglich, ihr Ausbleiben resultiert in bis zu vier Re-transmit Versuchen. Gegenüber der maximalen Datenübertragungsrate von 250 kbit/s reduziert sich die resultierende Nutzdatenrate nach Abzug aller Header, Delays und Sicherungsprotokolle typischerweise

je nach Einstellungen auf circa 100 *kbit/s* in einem 2-Knoten Netzwerk [132].

Bereits im IEEE 802.15.4 Standard werden Festlegungen für die Netzwerkstruktur getroffen. Anhand der bereitgestellten Funktionalitäten im Netzwerk werden zwei Gerätetypen unterschieden: Reduced und Full Function Devices (RFD, FFD). Ziel hierbei ist vor allem eine preisgünstigere Realisierung der RFD. In einem Netzwerk übernimmt je ein FFD die Rolle des sogenannten Netzwerkkoordinators. Auf dieser Basis werden drei Netzwerktopologien unterschieden:

- *Stern*: Alle Teilnehmer (RFD oder FFD) haben eine direkte (One-Hop) Verbindung zum Koordinator.
- *Baum*: Eine Anordnung in Cluster-Tree Baumstruktur, bei der sich an einen Baum mit einem Koordinator als Wurzel und mehreren FFD als Zweige weitere RFD anhängen können.
- *Peer-to-Peer*: Alle Knoten können mit allen anderen Knoten in Reichweite direkt kommunizieren (Grundlage für Mesh-Netzwerke).

Weitere Details zu IEEE 802.15.4 können der Standardliteratur entnommen werden [52, 87].

ZigBee

Im ZigBee Standard sind die oberen Schichten des OSI Schichtenmodells von der Netzwerkschicht aufwärts spezifiziert und Vorgaben für die vom Anwender zu spezifizierende Anwendungsschicht gemacht. Die vom IEEE 802.15.4 Standard vorgegebenen Gerätearten werden in Form eines Koordinators (FFD), sowie mehrerer Router (FFD) und End-Devices (RFD) in einem Netzwerk umgesetzt. Der 16-Bit Adressraum erlaubt theoretisch die Verwendung von bis zu 65.000 Geräten in einem Netzwerk, praktisch gestaltet sich der Aufbau größerer Netzwerke jedoch insbesondere aufgrund der Adressvergabe schwierig und Netzwerke mit tausenden Knoten sind nur sehr selten zu finden. Online Berichte über ZigBee Installationen mit 85.000¹⁵ beziehungsweise bis zu

¹⁵www.rcrwireless.com/article/20110302/devices/the-digital-home-will-use-various-technologies-software-to-connect/

270.000¹⁶ Geräten oder Knoten beziehen sich demnach auch auf verschiedene Subnetze.

Auf der *Netzwerkschicht (NWK)* sind als Schnittstelle zur Anwendungsschicht zwei Diensteinheiten (Service Entities) spezifiziert, die Network Layer Data Entity (NLDE) für Datentransfers und die Network Layer Management Entity (NLME) für Netzwerkorganisation, Routing und weitere Management-Aufgaben. Hierbei benutzt die NLME die NLDE zur Erfüllung ihrer Netzwerkaufgaben. In den ersten Standard Versionen von 2004 und 2006 war die einzige mögliche Netzwerktopologie eine Baumtopologie. In der aktuellen ZigBee Pro Spezifikation steht seit 2007 auch eine Mesh Topologie (Maschentopologie) zur Verfügung. Bei einem in Baumtopologie organisierten Netzwerk wird auf ein hierarchisches Routingverfahren zurückgegriffen. Bei einem Maschennetzwerk wird der Ad Hoc On Demand Distance Vector (AODV) Routingalgorithmus eingesetzt bei dem Routen durch intelligentes Fluten etabliert werden.

Die *Anwendungsschicht (APP)* unterscheidet zwischen vom Anwender vorgegebenen Application Objects (AO, bis zu 240 auf einem Gerät), die die eigentliche Anwendungsfunktionen des Gerätes realisieren und dem ZigBee Device Object (ZDO), das die Konfiguration des jeweiligen Gerätetyps enthält. Das ZDO ist für die Selbstorganisation (siehe folgender Abschnitt) des Netzwerks zuständig und erlaubt es einem AO andere AO auf entfernten Geräten aufzufinden (Service Discovery) und sich direkt mit ihnen zu verbinden (Binding Mechanismus). Weiterhin sind durch die ZigBee Alliance bereits verschiedene sogenannte Applikationsprofile (z. B. Smart Energy, Home Automation, Wireless Sensor Applications, ...) vorgegeben, die für einen bestimmten Anwendungsbereich entsprechende Konfigurationen festlegen und die Kompatibilität der Geräte unterschiedlicher Hersteller sicherstellen sollen.

Weitere Informationen zum Aufbau des Standards und zu den spezifizierten Abläufen können der Standardliteratur entnommen werden [52, 87].

¹⁶www.metering.com/node/10587

2.5.3 Selbstorganisation in drahtlosen Sensornetzwerken

Insbesondere in Bezug auf technische Systeme ist die Definition des Begriffs der Selbstorganisation oft uneinheitlich. Allgemeine Kennzeichen eines selbstorganisierenden Systems werden in [40] zusammengefasst:

- **Kein zentraler Kontrollmechanismus:** Es gibt weder eine zentrale Kontrollinstanz noch verfügbare globale Informationen. Jedes Subsystem funktioniert vollständig autonom und ohne zentralisierte Informationen.
- **Neu entstehende Strukturen und Verhaltensweisen:** Verhalten und Funktion des Gesamtsystems entstehen aus dem Zusammenspiel der verschiedenen Subsysteme ("Emergent Behavior").
- **Entstehende Komplexität:** Mehrere einfache Subsysteme bilden im Zusammenspiel ein komplexes und oft unvorhersehbares Gesamtsystem mit Fähigkeiten, die über die der einzelnen Komponenten hinausgehen.
- **Skalierbarkeit:** Die Leistung des Gesamtsystems wird nicht schlechter, wenn weitere Subsysteme hinzugefügt werden. Das System ist beliebig skalierbar.

Da im Bereich der drahtlosen Sensornetze oft von großen Netzwerken ausgegangen wird, ist die Selbstorganisation ein relevantes Forschungsfeld [3, 41]. Verschiedene Teilaspekte wie Routingverfahren [81] oder Übertragungsprotokolle [33] werden untersucht. Für ein ZigBee Netzwerk besteht die Selbstorganisation insbesondere im automatischen Netzwerkaufbau und in den für die einzelnen AO bereitgestellten Mechanismen.

Kapitel 3

Stand von Forschung und Technik

Im Folgenden werden die relevanten Vorarbeiten für die in der vorliegenden Dissertation präsentierten Arbeiten dargestellt. Es werden sowohl Forschungsarbeiten als auch kommerziell erhältliche Systeme angesprochen. Die Prinzipien und Ansätze kommen hierbei zum einen aus dem Bereich der drahtlosen Sensornetzwerke (Kapitel 3.1) und zum anderen aus dem Bereich der inertial-sensorbasierten Navigation (Kapitel 3.2). Zuletzt werden hybride Ansätze, die beide Bereiche verbinden, näher analysiert (Kapitel 3.3).

3.1 Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken

Die Zuordnung einer Position zu einem oder mehreren Knoten eines Sensornetzwerks ist für die meisten Anwendungen unerlässlich. Aufgrund dieser naheliegenden Relevanz, wurde in den letzten Jahren eine Vielzahl von Lösungsansätzen und Systemen präsentiert, um Knoten in einem Sensornetzwerk zu lokalisieren [9, 57, 102, 103, 128, 134]. Systeme, bei denen die Lokalisierungsfunktion im Vordergrund steht, werden oft auch als "Real Time Location Systems" (RTLS) bezeichnet.

Motivation für die Entwicklung dieser Ansätze und entsprechender Systeme sind Erfordernisse aus Anwendung (Zuordnung von Messgröße zu Messort) und Kommunikation (z. B. geographisches Routing) oder auch direkte Lokalisierungsanwendung (Personen, Roboter, Gegenstände) [117]. Der generelle Ablauf eines Lokalisierungsvorgangs sieht so aus, dass auf Basis einer Messung

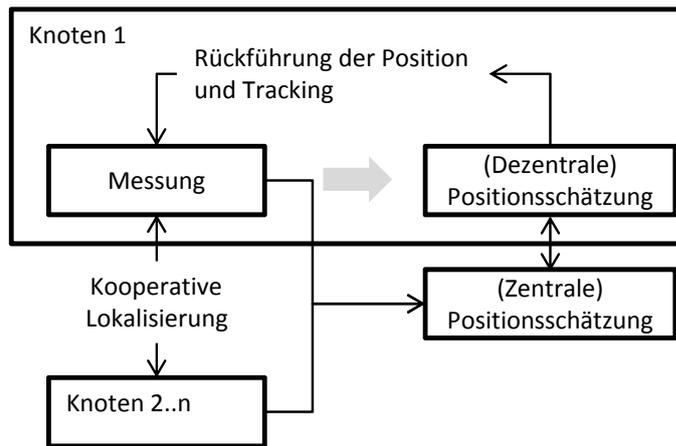


Abbildung 3.1: Prinzipieller Ablauf eines Lokalisierungsvorgangs und Einordnung relevanter Begriffe.

eine Positionsschätzung vorgenommen wird (Abbildung 3.1).

Die Unterscheidung zwischen *zentralen* und *dezentralen* Ansätzen bezieht sich auf die Unterscheidung ob die Positionsberechnung an einer Stelle im Netzwerk auf Basis globaler Informationen geschieht oder ob jeder Knoten dezentral seine und möglicherweise auch andere Positionen berechnet. *Kooperative Lokalisierung* bezeichnet die Miteinbeziehung von Informationen benachbarter Knoten zur Verbesserung der eigenen Positionsschätzung. Unter *stochastischer Lokalisierung* verstehen sich wahrscheinlichkeitstheoretische Ansätze bei denen die Position durch eine Wahrscheinlichkeitsverteilung dargestellt wird. Die vorherige Position wird oft durch ein Systemmodell miteingebracht. Weiterhin wird üblicherweise zwischen Anker-Knoten oder auch Landmarken einerseits und Blind-Knoten beziehungsweise mobilen Knoten andererseits unterschieden - je nachdem ob die Knotenposition bekannt ist oder durch den Lokalisierungsvorgang ermittelt werden soll.

In den letzten Jahren wurde eine Vielzahl von grundlegenden Messprinzipien und darauf basierende Ansätze zur Positionsschätzung untersucht. Es existieren mehrere Möglichkeiten die verschiedenen vorgeschlagenen und entwickelten Ansätze zusammenzufassen.

In [103] erfolgt zunächst eine Einordnung der Lokalisierungsmethoden auf Basis der verwendeten Messmethoden (Signal-Empfangswinkel, Distanz, Signalprofil beziehungsweise Fingerprint). Dann wird im zweiten Schritt zwi-

schen direkten (One-Hop) Lokalisierungstechniken (Triangulation, Trilateration, Multilateration, Fingerprint-Matching, Hybrid-Ansätze beziehungsweise Kombinationen) und indirekten (Multihop) Lokalisierungstechniken (Netzwerklokalisierung durch Konnektivität, multidimensionale Skalierung, Distanzvektor Ansätze, ...) unterschieden. Zuletzt werden noch Graphen-basierte (Rigiditätsprinzip, verschiedene Algorithmen) Ansätze detaillierter behandelt.

Eine andere Möglichkeit der Gruppierung wird in [57] präsentiert. Verschiedene eingesetzte grundsätzliche Technologien werden beschrieben (Infrarot, Ultraschall, Funkwellen, Magnetfelder, Bildverarbeitung, hörbarer Schall) und praktische Einsatzmöglichkeiten anhand von Beispielen erläutert.

In [134] wird der Fokus insbesondere auf mathematische Ansätze zur Lokalisierung gelegt. Unterschieden wird zwischen geometrischen Ansätzen (Trilateration, Triangulation, Multilateration), optimierungstheoretischen Ansätzen (Minimierung einer Kostenfunktion), Fingerprinting Ansätzen und stochastischen Ansätzen (Bayes-Lokalisierung).

Ähnlich dazu werden in [98] zunächst die mathematischen Ansätze und Methoden in drei Gruppen zusammengefasst: Triangulation (einschließlich Lateration), Szenen Analyse (Fingerprinting) und Proximität. Weiterhin werden verschiedene Metriken für den Vergleich mehrerer Systeme angesprochen: Genauigkeit, Präzision, Komplexität, Robustheit, Skalierbarkeit, Kosten. Zuletzt wird eine Vielzahl verfügbarer Systeme in verschiedenen Gruppen auf Basis der zugrundeliegenden Technologie (GPS, RFID, Mobilkommunikationszellen, UWB, WiFi, Bluetooth und andere) präsentiert.

In [9] wird ein besonderer Fokus auf mobile drahtlose Sensornetzwerke gelegt. Für den Messschritt werden verschiedene mögliche Signalarten (Akustisch, Funk, Licht, Ultraschall) und verschiedene Messtechniken (Winkel, Laufzeit, Laufzeitunterschiede, Fingerprinting) beschrieben. Für die Positionsschätzung wird dann zwischen Lateration, Angulation, Proximität, Koppelnavigation und Schätzmethoden (Maximum Likelihood, Bayes Schätzer) unterschieden. Weiterhin werden verschiedene Anwendungsfelder für Lokalisierungssysteme genauer beleuchtet.

Für diese Arbeit wird im Folgenden ein Überblick über Prinzipien und Stand der Technik anhand der in Abbildung 3.2 dargestellten Systematik gegeben. Zunächst werden die verschiedenen verwendeten Messprinzipien (Signalstär-

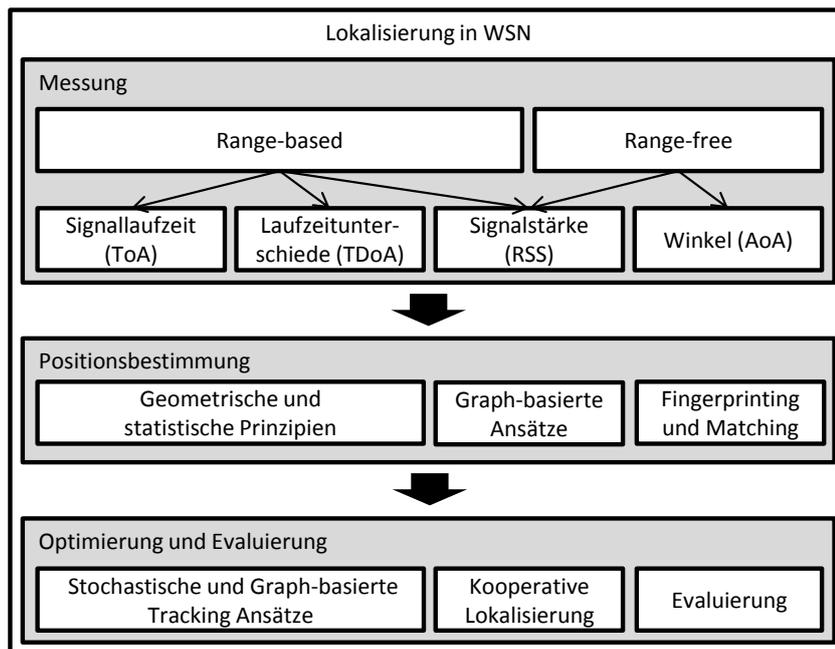


Abbildung 3.2: Überblick über Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken.

ken beziehungsweise Konnektivität, Signallaufzeit, Laufzeitunterschiede, Empfangswinkel) erläutert (Kapitel 3.1.1). Die oft verwendete Unterscheidung zwischen distanzbasierten (Range-based) und distanzfreien (Range-free) Ansätzen ist hier der Vollständigkeit halber mitaufgeführt. Für die Positionsbestimmung wird zwischen allgemeinen geometrischen und statistischen Prinzipien, Graph-basierten Ansätzen, sowie Fingerprinting und Matching Ansätzen unterschieden (Kapitel 3.1.2). Ein Überblick über Ansätze zu Tracking, kooperativer Lokalisierung, sowie zur Evaluierung wird in Kapitel 3.1.3 gegeben.

3.1.1 Messprinzipien

Um Distanz- und andere Messungen als Basis für die Positionsbestimmung zu erzeugen wurden verschiedene Messmethoden vorgeschlagen [59, 128, 134].

Time of Arrival (ToA)

Beim *Time of Arrival (ToA)* (teilweise auch Time of Flight, ToF) Verfahren wird auf Basis einer Messung der Signallaufzeit δt unter Kenntnis der Signalausbreitungsgeschwindigkeit v die Strecke s durch $s = \delta v/t$ berechnet [90]. Je

nach Art des Signals ist hierbei beispielsweise für Funksignale eine sehr genaue Synchronisierung zwischen Sender und Empfänger nötig, da sich resultierende Zeitunterschiede wegen $v = c$ sehr stark auswirken. Eine Möglichkeit dies zu umgehen ist der Einsatz einer zwei Wege Messung [151]. Unter Annahme einer konstanten Verarbeitungszeit bis zum Versenden eines Rücksignals durch den Empfänger entfällt dabei die Notwendigkeit einer Synchronisierung. Weniger relevant ist die Synchronisierung für akustische Signale aufgrund der geringeren Signalgeschwindigkeit [114]. Das Active-Bat System, eines der ersten Innenraum-Lokalisierungssysteme, basiert auf Ultraschall Signallaufzeitmessungen [161]. Aktuell wird das ToA Verfahren insbesondere für zeitlich sehr genau auflösbare UWB Signale eingesetzt [37]. Für schmalbandigere Funksignale wird die Zeitmessung üblicherweise durch eine Korrelation erreicht [155].

Time Difference of Arrival (TDoA)

Unter *Time Difference of Arrival (TDoA)* werden in der Literatur zwei verschiedene Messmethoden bezeichnet. Auf der einen Seite stehen Messungen des Laufzeitunterschiedes zweier physikalisch unterschiedlicher Signale. Unter der Annahme einer bekannten Differenz der Sendezeitpunkte δt_{send} , sowie bekannter Ausbreitungsgeschwindigkeiten $v_{1,2}$ kann auf Basis des Zeitunterschieds am Empfänger δt_{rec} auf die Distanz s geschlossen werden:

$$s = \frac{v_1 - v_2}{\delta t_{send} - \delta t_{rec}}. \quad (3.1)$$

Dieses Prinzip wird zum Beispiel im Cricket Lokalisierungssystem durch die Kombination eines Ultraschall- mit einem Funksignal umgesetzt [119, 120]. Die Cricket Sensorknoten werden unter der Decke montiert und senden periodisch Signale aus (Funk- und Ultraschall). Empfänger können auf Basis der empfangenen Signale und Distanzen beispielsweise durch Trilateration auf ihre eigene Position schließen. Obwohl mit dem Cricket System bereits sehr gute Resultate erzielt werden können (Genauigkeit $< 1 \text{ m}$) ist die praktische Anwendbarkeit insbesondere in Anwesenheit mehrerer Personen schwierig (Störungen, große Ungenauigkeiten, ...).

Auf der anderen Seite werden auch Messungen der Signallaufzeitunterschiede zu mehreren Basisstationen als TDoA bezeichnet (Differenz Messung). Der Laufzeitunterschied wird üblicherweise durch eine Signalkorrelation berechnet,

was eine genaue Synchronisierung der Sender erfordert. Die Empfänger müssen nicht synchronisiert werden. Die Positionsschätzung kann dann durch Multilateration erfolgen. Eine Realisierung des TDoA Verfahrens für WiFi Netzwerke wurde in [94] präsentiert.

Received Signal Strength (RSS)

Die Verwendung von *Received Signal Strength (RSS)* Messungen ist eine naheliegende und daher populäre Messmethode in der Lokalisierung in drahtlosen Netzwerken [103, 145, 176]. Im einfachsten Fall erlaubt ein empfangenes Kommunikationspaket eine binäre Aussage über die Konnektivität. Zusätzlich ist meistens ein Messwert für die Empfangssignalstärke verfügbar. Zum einen kann aus einem Signalausbreitungsmodell (beispielsweise das Log-Distanz Modell, 2.36) direkt auf eine Distanz geschlossen werden, zum anderen kann auch über eine Zuordnungstabelle oder Interpolation nach vorheriger Kalibrierung eine Distanzableitung getroffen werden. Neben der Möglichkeit eine Distanz abzuleiten, stellen RSS Messungen auch die Grundlage für die meisten Fingerprinting Positionsschätzungsmethoden dar (Kapitel 3.1.2) [14, 15, 62, 91]. Da RSS Messungen kostengünstig und einfach zu realisieren sind und meistens keine zusätzliche Hardware erfordern, sind die verschiedenen darauf aufbauenden Lokalisierungsansätze sehr detailliert untersucht worden [103, 176].

In Innenräumen resultieren Mehrwege-Signalausbreitungseffekte aufgrund schmalbandiger Signale jedoch oft in großen Abweichungen von den idealisierten Modellen und bedingen dadurch relativ hohe Fehler in distanzbasierten Ansätzen [25]. Eine Möglichkeit, diese Fehler zu kompensieren und die Distanzschätzung zu verbessern, besteht für den IEEE 802.15.4 Standard in der Verwendung mehrerer Kanäle [19]. Verschiedene Untersuchungen zur Abschätzung des Pfadverlusts wurden durchgeführt, um die Distanzabhängigkeit der Signalstärken zu modellieren [101, 145].

Angle of Arrival (AoA)

Beim *Angle of Arrival (AoA)* Verfahren werden Winkel zwischen Knoten gemessen, die dann für eine Positionsschätzung verwendet werden können. Die Messung kann auf der einen Seite über Mehrantennen-Systeme (Antennen Arrays) erfolgen. Ausgewertet werden dabei Phasenunterschiede einer ankomm-

menden Wellenfront, um damit eine Richtungsinformation zu erhalten [110, 124]. Auf der anderen Seite wurden alternativ dazu auch verschiedene Beamforming Ansätze beziehungsweise Richtantennen-Ansätze demonstriert, die ebenfalls die Ableitung einer Richtungsinformation erlauben [53]. Eine Umsetzung des AoA Messprinzips zur Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken wird in [127] präsentiert. Neben Winkelinformationen zu direkten Nachbar-Knoten werden auch Mehr-Hop Nachbarn berücksichtigt. Die eigentliche Positionsschätzung erfolgt dann durch Triangulationsverfahren.

Sonstige Messansätze

Neben TDoA, ToA, RSS und AoA wurden verschiedene hybride Ansätze vorgeschlagen und demonstriert, die mehrere Verfahren kombinieren. Eine naheliegende Kombination stellt beispielsweise die Positionsermittlung aus einer Winkelmessung und einer Distanzmessung dar [51].

Ebenfalls wurden bereits Lokalisierungsansätze auf Basis von Magnetensensorik untersucht. In [64] wird eine Methode präsentiert, bei der das Magnetfeld der Umgebung zur Lokalisierung ausgenutzt wird. Basierend auf der Annahme, dass in Gebäuden statische magnetische Anomalien existieren, wird wie bei der (Signalstärken-) Fingerprint Methode eine Karte aufgebaut, die einer Position oder einer Trajektorie ein charakteristisches Magnetfeld zuordnet und dann als Lokalisierungsdatenbank benutzt werden kann. Die Autoren demonstrieren das vorgeschlagene Verfahren im Experiment und erreichen Genauigkeiten im Bereich von einem Meter. Mittlerweile wurde die Forschungsarbeit kommerzialisiert¹.

3.1.2 Positionsschätzung

Basierend auf einer beziehungsweise mehrerer Winkel- (AoA), Signalstärken- (RSS), Signallaufzeit- (ToA), Signallaufzeitunterschieds- (TDoA) oder Konnektivitätsmessung(en) kann auf verschiedene Arten eine Positionsschätzung erfolgen. Eine Messung der Position ergibt sich üblicherweise aus mehreren Einzelmessungen verschiedener Parameter (zum Beispiel Distanzen oder Winkel) im selben Zeitschritt. In der Realität sind diese Einzelmessungen zumeist

¹<http://www.indooratlas.com>

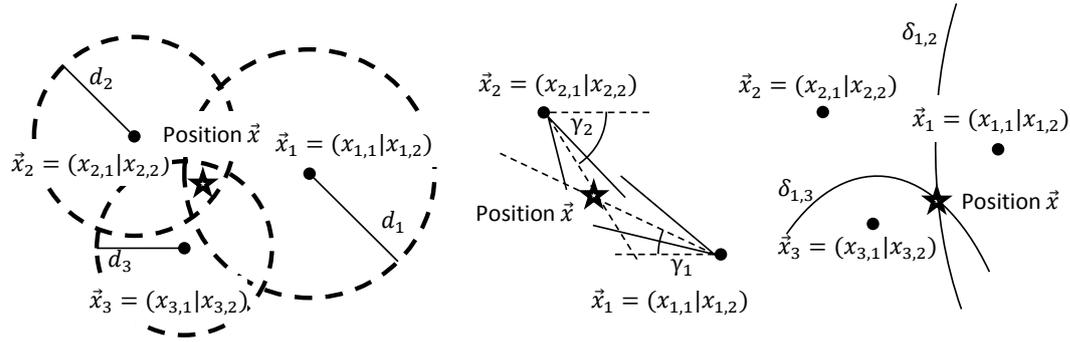


Abbildung 3.3: Positionsschätzung auf Basis von Trilateration (links), Triangulation (mitte) und Multilateration (rechts).

Bias- und/oder rauschbehaftet beispielsweise aufgrund von Non-Line-of-Sight (NLOS) Bedingungen und Mehrwegeeffekten. Der Fehler n einer Messung ergibt sich aus der Fehlerverteilungsfunktion $P(n)$, wobei die Schwierigkeit darin liegt, dass die Fehlerverteilungen je nach Art der Messung (ToA, RSS, AoA, TDOA) zumeist unbekannt sind. Daher wird die Positionsschätzung üblicherweise mit statistischen oder optimierungstheoretischen Methoden abgeleitet [51, 103, 128, 134]. Zur besseren Strukturierung des für diese Arbeit relevanten Standes der Technik werden im Folgenden zunächst allgemeine geometrische Prinzipien, Lösungsansätze und Umsetzungen in drahtlosen Sensornetzwerken behandelt. Dann werden jeweils relevante Prinzipien und Arbeiten zum Matching von Fingerprints, zu Bayes'schen Ansätzen zu Lokalisierung und Tracking, zu graphenbasierten Lokalisierungsansätzen, sowie zu kooperativen Lokalisierungsansätzen vorgestellt.

Geometrische Prinzipien und Lösungsansätze

Geometrische Ansätze machen sich geometrische Abhängigkeiten für die Positionsschätzung zunutze [128]. Für vorliegende Distanzen zu Ankerknoten (beispielsweise aus ToA, RSS oder TDoA Messungen) ist ein naheliegender Ansatz hierzu die *Trilateration* (Abbildung 3.3, links). Für einen Knoten an Position $\vec{x} = (x_1, x_2, x_3)^T$ muss das Gleichungssystem

$$d_i = \sqrt{(x_{i,1} - x_1)^2 + (x_{i,2} - x_2)^2 + (x_{i,3} - x_3)^2}, i = (1..n) \quad (3.2)$$

für alle gemessenen Distanzen d_i zu n Ankerknoten gelöst werden. Im Zweidimensionalen sind für eine eindeutige Lösung im Normalfall mindestens drei

nicht kollineare Ankerknoten und Abstandsmessungen nötig (Schnittpunkt dreier Kreise). Im Dreidimensionalen werden vier Messungen benötigt.

Für Winkelmessungen (AoA) kann durch *Triangulation* eine eindeutige Positionsbestimmung erfolgen (Abbildung 3.3, mitte). Im Zweidimensionalen kann auf Basis zweier gemessener Winkel γ_i zu zwei Ankerknoten \vec{x}_i mit $i = 1..2$ die trigonometrische Beziehung

$$\gamma_i = \frac{x_2 - x_{i,2}}{x_1 - x_{i,1}}, i = (1..2) \quad (3.3)$$

verwendet werden. Die Position des Knotens ergibt sich dann zu

$$\begin{aligned} x_1 &= \frac{x_{2,1}\tan\gamma_2 - x_{1,1}\tan\gamma_1 + x_{1,2} - x_{2,2}}{\tan\gamma_2 - \tan\gamma_1} \\ x_2 &= \frac{(x_{2,1} - x_{1,1})\tan\gamma_1\tan\gamma_2 + x_{1,2}\tan\gamma_2 - x_{2,2}\tan\gamma_1}{\tan\gamma_2 - \tan\gamma_1}. \end{aligned} \quad (3.4)$$

Im Dreidimensionalen sind für eine eindeutige Positionierung drei Ankerknoten erforderlich.

Bei Vorliegen von Laufzeit- beziehungsweise Distanzunterschieden (Differenzmessungen, TDoA) kann die Positionsbestimmung durch *Multilateration* erfolgen. Messungen des Distanzunterschieds (TDoA) $\delta d_{i,j}$ zwischen zwei Ankerknoten an Positionen \vec{x}_i und \vec{x}_j an einer Empfängerposition \vec{x} können durch Hyperbelfunktionen

$$\delta d_{i,j} = \sqrt{(\vec{x}_i - x)^2} - \sqrt{(\vec{x}_j - x)^2} \quad (3.5)$$

beschrieben werden (Abbildung 3.3, rechts). Eine 2-D Position ergibt sich aus dem Kurvenschnittpunkt von mindestens zwei Messungen zu unterschiedlichen Ankerknotenpaaren.

Die vorgestellten Prinzipien erlauben unter Annahme idealer, fehlerfreier Messungen eine exakte Positionsbestimmung durch die Lösung der angegebenen Gleichungssysteme. Die Hinzunahme weiterer Messungen resultiert in keiner weiteren Verbesserung. Kein realer Sensor liefert perfekte Daten und die Fehler zwischen verschiedenen Informationsquellen folgen üblicherweise unterschiedlichen Fehlermodellen. Eine Möglichkeit, ohne weitere Annahmen eine Positionsschätzung aus verrauschten Messungen oder überbestimmten Gleichungssystemen abzuleiten, ergibt sich aus der Minimierung der Summe der Fehlerquadrate. Bei der *Methode kleinster quadratischer Fehler* (Least-squares

Estimator) ergibt sich die Schätzung der Position aus der Lösung des Optimierungsproblems

$$\hat{\vec{x}}_{LS} = \operatorname{argmin}_x \|\vec{z} - f(\vec{x})\|^2. \quad (3.6)$$

Hierbei werden mittelwertfreie Fehler \vec{r} in der Messung angenommen ($\vec{z} = f(\vec{x}) + \vec{r}$), über deren Verteilung keine Annahmen getroffen werden.

Für die in der Regel nichtlinearen Gleichungssysteme ist weiterhin oft eine Relaxierung beziehungsweise Linearisierung erforderlich. Für Distanzmessungen (ToA oder RSS, $f(\vec{x}) = d(\vec{x})$) wird dazu zum Beispiel in [143] eine geschlossene Lösung präsentiert und in [134] aufgegriffen: Unter Annahme normalverteilter mittelwertfreier Fehler $P(\vec{e}) = \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ ergeben sich die Distanzen zwischen einem Sensorknoten und n Ankerknoten zu

$$d_i(\vec{x}) = \|\vec{x} - \vec{x}_i\| + \vec{e}_i, \text{ mit } i = 1..n. \quad (3.7)$$

Eine Möglichkeit diese Gleichung zu linearisieren besteht darin, auszumultiplizieren und die nichtlinearen Terme in einer Zusatzvariable zusammenzufassen. Die Gleichung kann dann in Matrixform gebracht werden

$$\underbrace{\begin{pmatrix} d_1^2 - \|x_1\|^2 \\ \vdots \\ d_n^2 - \|x_n\|^2 \end{pmatrix}}_R = \underbrace{\begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & 1 \end{pmatrix}}_A \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} -2x_{est,1} \\ -2x_{est,2} \\ \|x\|^2 \end{pmatrix}}_X. \quad (3.8)$$

Damit kann die Lösung der kleinsten Fehlerquadrate mit der (bekannt angenommenen) Kovarianzmatrix C des Messrauschens $\vec{\sigma}_{d,1..n}$ der Distanzmessungen Z zu den verschiedenen Ankerknoten zu

$$\hat{\vec{x}} = (A^T C^{-1} A)^{-1} A^T C^{-1} Z \quad (3.9)$$

abgeleitet werden. Weitere Möglichkeiten zur optimierungstheoretischen Ermittlung einer Positionsschätzung werden in [134] zusammengefasst. Vergleichbare geschlossene Lösungen existieren auch für TDoA Messungen [45, 63] sowie für Winkelmessungen [107]. Ein Ansatz zur Trilateration bei teilweise unsicheren Ankerknotenpositionen wird in [16] dargestellt. Vergleichbar dazu kann auch bei Vorlage von Kombinationen der unterschiedlichen Messarten vorgegangen werden [128].

Alternativ zum LS-Schätzer kann aus einer wahrscheinlichkeitstheoretischen Betrachtung auch der Maximum Likelihood Schätzer verwendet werden. Hierbei ergibt sich die geschätzte Position aus der Maximierung der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichte:

$$\hat{\vec{x}}_{ML} = \operatorname{argmax}_x P(\vec{z}|\vec{x}). \quad (3.10)$$

Es werden ebenfalls keine prioren Informationen über die Position angenommen. Die Schwierigkeit ergibt sich aus der korrekten Beschreibung der bedingten Wahrscheinlichkeiten. Ein Beispiel für eine Umsetzung dieses Prinzips für RSS Fingerprints wird in [115] präsentiert. Für jede mögliche Position wird die bedingte Wahrscheinlichkeit berechnet und das Maximum selektiert.

Bayes'sche Ansätze zu Positionsschätzung und Tracking

Wenn nun weitere Annahmen getroffen werden, kann der Systemzustand als Realisierung einer Zufallsvariable aufgefasst werden. Je nach Annahmen über Systemmodell und Fehlerverteilungen kann daraus ein optimaler Ansatz für die Lokalisierung abgeleitet werden [170]. Der Systemzustand wird üblicherweise entweder als Position ($\vec{x} = [x_1, x_2, x_3]^T$ im Dreidimensionalen) oder Position und Geschwindigkeitsvektor ($\vec{x} = [x_1, x_2, x_3, v_1, v_2, v_3]^T$) angenommen.

Ein oft verwendeter Bayes'scher Schätzer ergibt sich aus der Minimierung der mittleren Fehlerquadrate (*Minimum Mean Squared Error*, MMSE):

$$\hat{\vec{x}}_{MMSE} = \int \vec{x} P(\vec{x}|\vec{z}) dx. \quad (3.11)$$

Der MMSE Schätzer stellt hierbei den Mittelwert der posterioren Wahrscheinlichkeitsverteilung dar. Weiterhin kann alternativ dazu auch der Modalwert der posterioren Verteilung verwendet werden. Der *Maximum a Posteriori* (MAP) Schätzer maximiert dazu die bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte des Zustandes für eine Messung:

$$\hat{\vec{x}}_{MAP} = \operatorname{argmax}_x P(\vec{x}|\vec{z}). \quad (3.12)$$

Bei beiden Schätzern ist es möglich Teile des Zustandsvektors getrennt zu schätzen, um die Komplexität zu reduzieren. Je nach Fehlerverteilungen und Annahmen dazu ergeben sich verschiedene Lösungsmöglichkeiten [128, 170]. Die Anwendung eines MMSE Schätzers für die RSSI Lokalisierung von Knoten in einem ZigBee Netzwerk wird in [148] präsentiert.

Die Verwendung eines Bewegungsmodells erlaubt die Miteinbeziehung priorer Informationen aus vergangenen Messungen und die Verwendung des in Kapitel 2.3 eingeführten Bayes'schen Frameworks. Werden zur Positionsschätzung Messungen verschiedener Zeitschritte durch ein Systemmodell fusioniert, wird auch von Tracking gesprochen. Diese Anwendung von Bayes'schen Filtern für die Lokalisierung stammt insbesondere aus dem Bereich der mobilen Robotik [11, 32, 60, 152]. Sehr oft werden dabei Partikelfilter eingesetzt. In [11] wird dazu eine allgemeine Einführung gegeben und dann die Anwendung verschiedener Filter auf das Tracking eines mobilen Ziels anhand von Beispielen erklärt. Neben einem Vergleich der in Kapitel 2.3 beschriebenen Filterprinzipien wird in [48] eine Anwendung verschiedener Filter zur Lokalisierung eines Fußgängers beschrieben. Hierbei werden Sensorinformationen von Ultraschall und Infrarot Tags und eines Laserscanners (Laser Range Finder) zunächst durch einen Kalmanfilteransatz fusioniert. Dann wird eine Fusion durch ein Partikelfilter verwendet, bei dem noch zusätzlich ein Voronoi Diagramm den geschätzten Pfad auf Basis verschiedener möglicher Wege wählt.

In [10] wird ein Partikelfilteransatz zur Optimierung des Cricket Systems [119, 120] beschrieben. Der Zustandsvektor umfasst hierbei sowohl Position als auch Geschwindigkeit. Die Autoren präsentieren einen experimentellen Vergleich des vorgestellten Partikelfilteransatzes mit einem rein geometrischen Lokalisierungsprinzip.

In [61] präsentieren die Autoren die Anwendung eines kalmanfilterbasiereten Ansatzes zum Innenraum-Tracking von Smartphones. Durch RSS Ranging werden Distanzinformationen zu WiFi Access Points gewonnen und dann in einem Kalmanfilter fusioniert. Hierbei kommt ebenfalls ein Zustandsvektor zum Einsatz, der sowohl Position als auch Geschwindigkeit der zu lokalisierenden Person modelliert.

In [118] wird ein Bewegungsmodell eines Menschen mit einem signalstärkebasierten Lokalisierungssystem unter Verwendung eines UKF Verfahrens fusioniert.

Fingerprint Matching

Neben geometrischen Positionierungsalgorithmen existieren für RSS- oder auch nur für Konnektivitätsmessungen die sogenannten Fingerprinting Methoden.

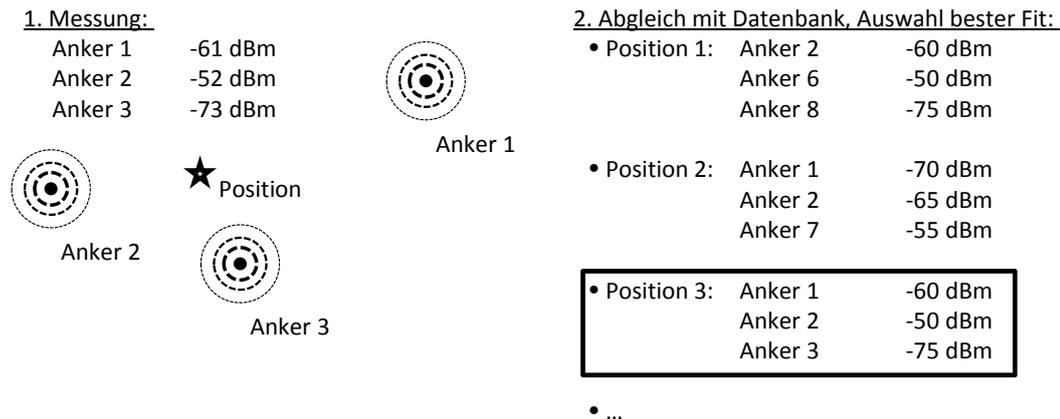


Abbildung 3.4: Positionsschätzung durch Fingerprinting: Einer Position ist ein charakteristischer RF Fingerprint zugeordnet, die Lokalisierung erfolgt durch einen Abgleich der Menge der aktuell in Reichweite befindlichen Ankerknoten und Signalstärken mit dieser Datenbank.

In einer Kalibrierungsphase wird eine Signalstärkenkarte (Fingerprint Datenbank) erstellt, die jeder Position (z. B. einem Raum) eine charakteristische Auswahl an empfangenen Ankerknoten und deren Signalstärken (Fingerprint) zuordnet. Durch ein Matching mit dieser Datenbank kann dann eine Schätzung des aktuellen Ortes vorgenommen werden (Abbildung 3.4). Solange eine konstante Netzwerktopologie erhalten bleibt, sind diese Fingerprints mehr oder weniger konstant und eine Lokalisierung kann relativ genau erfolgen. Insbesondere für WiFi Netzwerke, die in den meisten Gebäuden ohnehin vorhanden sind, bietet sich diese Art von "parasitärer" Lokalisierung an [14, 15, 62, 89, 91]. Im Allgemeinen gelten die durch Fingerprinting-Methoden erzielbaren Lokalisierungsgenauigkeiten als sehr gut - je nach Qualität und Dichte der vorhandenen Datenbank [43].

Für drahtlose Sensornetzwerke wurde eine Umsetzung in [99] präsentiert. Eine Schwierigkeit dieser Methode liegt in der Notwendigkeit, vor Benutzung die entsprechende Signalstärkenkarte beziehungsweise Fingerprint Datenbank aufzubauen. Um dieses Problem zu umgehen kann auf sogenannte "organische" Ansätze zurückgegriffen werden, bei denen die Datenbank durch die Benutzer aufgebaut wird (Crowd-Sourcing) [29, 91, 115]. Ein weiteres grundsätzliches Problem besteht in der Tatsache, dass die aufgezeichneten Fingerprints jeweils stark vom aufzeichnenden Gerät abhängig sind und damit heterogene Systeme

oft schwer realisierbar sind. Diese sogenannte Device Diversity und entsprechende Lösungsansätze werden in [116] dargestellt.

Für das eigentliche Matching, also die Zuordnung von gemessenem Fingerprint und Datenbankeintrag, wurden verschiedene Ansätze entwickelt. Beim RADAR System wird eine Technik der nächsten Nachbarn (Nearest Neighbors in Signal Space, NNSS) vorgeschlagen [15]. Für einen gemessenen Signalstärken Fingerprint rss_m wird die euklidische Distanz zu jedem Datenbankeintrag $rss_d \in rss_D$ berechnet. Die geschätzte Position $\hat{x} = \vec{x}(rss_d)$ wird dann entsprechend der minimalen Distanz aus der Datenbank gewählt:

$$\vec{x}(rss_d) = \underset{rss_d \in rss_D}{\operatorname{argmin}} \sqrt{(rss_m - rss_{i,d})^2}. \quad (3.13)$$

Eine weitere Möglichkeit besteht in der Verwendung eines K-Nearest Neighbor (KNN) Ansatzes, bei dem als geschätzte Position der euklidische Mittelwert der k nächsten Nachbarn ausgegeben wird. Als Abwandlungen werden die Verwendung der Manhattan Distanz oder auch gewichtete Varianten vorgeschlagen.

In [91] wird für jeden möglichen Raum der sogenannte Maximum Overlap Estimate Wert (MAO) berechnet. Jeder Fingerprint ist in der Datenbank durch ein Datentriple $AP_j \Rightarrow \langle \omega_j, \mu_j, \sigma_j \rangle$ repräsentiert. Das Gewicht des j -ten Ankerknotens wird mit ω_j mit $\sum \omega_j = 1$ bezeichnet, μ_j und σ_j sind Parameter einer (angenommenen) Gaussverteilung $\mathcal{N}(\mu_j | \sigma_j^2)$ der RSS Werte dieses Ankers in der Kalibrierungsphase. Der MAO Wert wird dann als Schnittmenge zwischen der aktuell gemessenen Verteilung und jedem (mit ω_j gewichteten) Datenbankeintrag berechnet. Zusätzlich wird ein Abzug für falsch detektierte Anker eingeführt. Jeder Datenbankeintrag erhält damit einen MAO Wert. Der einfachste Positionsschätzer ergibt sich als derjenige Raum beziehungsweise Datenbankeintrag mit dem größten MAO Wert. Weitere Details, insbesondere zur Hinzunahme eines Beschleunigungssensors, werden in [91] dargestellt.

Beim PlaceLab Ansatz erfolgt die Lokalisierung nur auf Basis von Konnektivitätsmessungen und die Signalstärken werden nicht mit berücksichtigt [89].

Kooperative Lokalisierung

Im Gegensatz zur klassischen Lokalisierung, bei der jeweils Messungen zwischen (festen) Ankerknoten und mobilen Knoten durchgeführt werden, werden

rie eingesetzt [102]. Sensorknoten werden als Knoten V , Distanzmessungen zwischen diesen Sensorknoten als Kanten E im Graph repräsentiert. Das zu lokalisierende Netzwerk wird als Tupel (G, p) interpretiert, wobei $G = (V, E)$ ein Graph ist und p eine Zuordnung von V in den (meistens) zweidimensionalen Referenzraum R^2 . Um diese Zuordnung zu finden, können Methoden zur Graphen-Einbettung verwendet werden. Üblicherweise werden hierzu Ansätze der multidimensionalen Skalierung eingesetzt um eine Initiallösung zu bestimmen, die dann beispielsweise mit einem Spring Embedder Ansatz lokal verbessert werden kann [106, 136]. Die Verwendung eines Spring Embedder Ansatzes wird in diesem Zusammenhang teilweise auch als kooperative Lokalisierung bezeichnet [117].

Insbesondere in Fingerprint-Systemen wird oft eine zustandsbasierte Lokalisierung eingesetzt. In [62] wird ein vorhandener Gebäudeplan in einen Zustandsgraphen überführt. Zwischen den Zuständen werden Übergangswahrscheinlichkeiten gemäß der Gebäudegeometrie (Personen können nur durch Türen von einem Raum in einen benachbarten Raum gelangen) sowie auch gemäß regelmäßig gegangener Wege definiert. Dieses Wissen wird dann für die Lokalisierung verwendet. Vergleichbar dazu wird in [48] ebenfalls ein Voronoi Graph aus dem Gebäudeplan generiert, der die Lokalisierung einer Person auf mögliche Wege zwischen einzelnen Räumen beschränkt.

3.1.3 Evaluierung von Lokalisierungslösungen

Um verschiedene Lokalisierungslösungen (Messung und Positionsschätzung) vergleichen zu können, werden unterschiedliche Metriken angewandt und Ableitungen getroffen.

Metriken

In [98] und in [7] werden folgende allgemeine Metriken für eine Evaluierung definiert:

- *Genauigkeit*: Die naheliegendste Metrik ist üblicherweise die Angabe des mittleren Fehlers - also der mittleren euklidischen Distanz zwischen wahrer Position und Positionsschätzung. Diese wird beispielsweise in [15] verwendet.

- *Präzision*: Neben dem mittleren Fehler wird bei der Präzision auch noch die Fehlerverteilung berücksichtigt. Eine mögliche Angabe der Präzision kann durch die Fehlerverteilungsfunktion erfolgen. Angaben zur Präzision können dann durch Perzentil- beziehungsweise Konfidenzintervallangaben gemacht werden [62].
- *Komplexität*: Die Komplexität eines Lokalisierungsansatzes umfasst neben der informationstheoretischen Komplexität des Lokalisierungsalgorithmus auch noch die Hard- und Softwarekomplexität bei der Implementierung. Da in drahtlosen Sensornetzwerken üblicherweise von billiger Hardware und geringer Rechenleistung auf den einzelnen Sensorknoten ausgegangen wird, ist die Komplexität eines Lokalisierungsansatzes ein relevanter Faktor.
- *Robustheit*: Für die Personenlokalisierung ist insbesondere die Robustheit einer Lokalisierungslösung gegenüber verschiedenen Umgebungsbedingungen relevant. Allgemein wird unter Robustheit die Toleranz gegenüber fehlenden oder fehlerbehafteten Messungen verstanden.
- *Skalierbarkeit*: Je nachdem wie groß das Gebiet ist, in dem lokalisiert werden soll oder wie hoch die Anzahl der zu lokalisierenden Objekte ist, ist das System für unterschiedliche Einsatzszenarien geeignet. Weiterhin wird unter Skalierbarkeit auch die Dimension des Lokalisierungssystems (2D oder 3D) erfasst.
- *Kosten*: Die Kosten einer Lokalisierungslösung können sich auf den Bedarf an Zeit, Raum, Geld und Energie beziehen. Je nach Aufbau des Systems ergeben sich für verschiedene Anforderungen mehr oder weniger geeignete Systeme.

Je nachdem ob eine Referenz (Ground Truth) miteinbezogen wird oder nicht, können diese Metriken unterschiedlich kalkuliert werden.

Cramer-Rao Grenze

Die Evaluierung der Cramer Rao Grenze (Cramer Rao Bound, CRB) stellt eine Möglichkeit zur theoretischen Abschätzung der erzielbaren Lokalisierungsgenauigkeit für ein gegebenes Messprinzip (RSS, ToA, TDoA oder AoA) dar.

Unter der Voraussetzung, dass die Messungen mittelwertfrei sind, ergibt sich die CRB als untere Grenze für die Kovarianz der resultierenden Positionsschätzung. Dabei ist keine Festlegung auf einen konkreten Positionsschätzer erforderlich, sondern nur eine Quantifizierung der Messfehler. Der Vorteil für die Erforschung von Lokalisierungsalgorithmen ist, dass sich durch die Berechnung der CRB bereits allgemeine Aussagen zur bestmöglichen Performanz eines speziellen Lokalisierungsalgorithmus treffen lassen. Ein Algorithmus der basierend auf einem gegebenen Messprinzip die CRB annähernd erreicht, lässt nur wenig Platz für weitere Optimierungen. Die CRB kann demzufolge als allgemeiner Benchmark verwendet werden [117, 128]. Die CRB ergibt sich als Funktion

- des Messprinzips und der entsprechenden Parameter,
- der Anzahl der Anker und der zu lokalisierenden Knoten,
- der Konnektivität und Topologie des Netzwerks,
- sowie möglicher unbekannter Parameter, die auch mitzuschätzen sind (z. B. Uhren-Bias bei Laufzeitmessungen).

Die CRB für jeden zu lokalisierenden Sensorknoten ergibt sich aus der Inversen der Fisher Informationsmatrix. Eine Herleitung und Interpretation des zugrundeliegenden Zusammenhangs findet sich in [117]. Eine Diskussion weiterer möglicher Berechnungsarten für die CRB in Navigations- und Lokalisierungsszenarien findet sich in [156].

Der Miteinbezug prioren Wissens (Bewegungsmodelle, Vorselektion der Messungen, ...) ist bei der Kalkulation der CRB nicht ohne weiteres möglich. Alternative Abschätzungsmöglichkeiten für erzielbare Genauigkeiten, bei denen unterschiedliches Vorwissen miteinbezogen werden kann, erlauben beispielsweise die Bayesian Cramer-Rao Grenze, die Weinstein-Weiss Grenze und die Erweiterte Ziv-Zakai Grenze [104].

Geometric Dilution of Precision

Ähnlich zur CRB wird insbesondere bei Satellitennavigationssystemen auch die sogenannte Geometric Dilution of Precision (GDOP) als Maß für den Zusammenhang einer einzelnen Messung mit der Positionsschätzung angegeben.

Für einen Positionsschätzer, bei dem sich auf Basis einer Messvarianz einer einzelnen Distanzmessung σ_d^2 eine Position-Messvarianz σ_p^2 ergibt, definiert sich die GDOP durch $GDOP = \sigma_p/\sigma_d$. Für einen Schätzer, der die CRB erreichen würde, ergäbe sich die CRB der Standardabweichung durch $\sigma_p = \sigma_d \cdot GDOP$ [117].

3.1.4 Simulation in drahtlosen Sensornetzwerken

Die simulative Untersuchung verschiedener Aspekte im Forschungsbereich der drahtlosen Sensornetzwerke ist sehr weit verbreitet. Die Durchführung von realen Experimenten ist oft mit hohem Aufwand verbunden und physikalische Gegebenheiten, pathologische Fälle oder zufällige Verhaltensweisen lassen sich nur durch eine hohe Anzahl an Experimenten erfassen. Deswegen wurde in den letzten Jahren ein großer Aufwand in die Entwicklung von Simulationsansätzen investiert. Terminologisch wird zwischen Simulation und Emulation unterschieden. Emulation hat die plattformspezifische Validierung von generiertem Code zum Ziel, Simulation simuliert das gesamte Netzwerk und damit insbesondere die Interaktionen der verschiedenen Netzwerkteilnehmer.

Verfügbare Werkzeuge

Ein wichtiger Einsatzbereich für den Einsatz von Simulationen ist die Untersuchung und der Vergleich von Protokollen zu Routing und Kommunikation. Evaluieren können dabei zum Beispiel Energieverbrauch, maximale Datenraten, Verzögerungen, Effizienz, Robustheit, Skalierbarkeit oder verschiedene weitere Faktoren. Für erste Untersuchungen kann die Realität oft unter vereinfachten Annahmen abgebildet werden. Bereits durch relativ simple Annahmen kann zum Beispiel die Skalierbarkeit zweier Protokolle verglichen werden, bei der physikalische Effekte nur eine statistische Unsicherheit in Bezug auf eine abstrakte Performanzaussage mit sich bringen würden [84, 141]. Die bekanntesten und am weitesten verbreiteten Netzwerksimulatoren sind die Opensource Projekte NS2 beziehungsweise NS3² und Omnet++³, sowie das kommerzielle Tool Opnet⁴ [84, 141, 172]. Alle Tools erlauben eine Abbildung

²www.nsnam.org/

³www.omnetpp.org/

⁴www.opnet.com/

von Protokollen und deren Verhalten und Performanz unter wechselnden Bedingungen (zum Beispiel Skalierung, Topologieänderungen, ...). Auf Seite der Emulatoren ist das bekannteste Werkzeug der auf das TinyOS Betriebssystem ausgelegte TOSSIM Simulator.

Mehrere Untersuchungen zu verschiedenen Aspekten der verfügbaren Tools für Simulation und Emulation sowie zu deren Bewertung wurden durchgeführt [84, 141, 164, 172].

Simulation der PHY Schicht

Ein wichtiger Bestandteil dieser Simulationswerkzeuge ist die effiziente Simulation der physikalischen Signalausbreitung. Hierzu werden in den Simulatorwerkzeugen zumeist die in Kapitel 2.4 vorgestellten Modelle zur Signalausbreitung verwendet. Da Ray-Tracing Simulationen sehr aufwändig und auch nur unter sehr genauer Abbildung der realen Umgebung einen Mehrwert bringen, wird im Bereich der Sensornetzwerksimulation meistens darauf verzichtet.

Die verfügbaren Simulatoren erlauben fast immer die Annahme einer Freiraumausbreitung als einfachstes Modell für eine Bias-freie Betrachtung. Weit verbreitet ist ebenfalls das 2-Wege-Bodenreflektionsmodell, sowie verschiedene probabilistische Modelle, bei denen nur simuliert wird ob eine Nachricht ankommt oder nicht [84]. Daneben existieren oft auch Module für die Simulation anderer Übertragungsprinzipien, wie zum Beispiel UWB [26].

Simulation von Lokalisierungsansätzen

In Bezug auf Lokalisierungsalgorithmen wird ebenfalls oft auf Basis von Simulationen gearbeitet. Eine Anwendung des Opnet Simulators für die Evaluierung eines Lokalisierungsansatzes wird in [140] präsentiert. Eine Erweiterung des Omnet++ Netzwerksimulators um mobile Knoten wird in [82] gezeigt. Das von den Autoren entwickelte MiXiM Framework erlaubt auch die Untersuchung von Lokalisierungsansätzen in Omnet++.

Wenn der Fokus eher auf Fragestellungen zur Komplexität und zur Performanz eines Algorithmus liegt, können sogar oft noch weitere vereinfachende Annahmen getroffen werden. In [117] präsentieren die Autoren einen Simulator zur Evaluierung der CRB für eine beliebig vorzugebende Topologie.

3.1.5 Anwendungen, Systeme und Forschungsprojekte

Die eingeführten Ansätze zur Lokalisierung wurden in einer Vielzahl von Forschungsprojekten thematisiert und auf verschiedene Anwendungsbereiche übertragen. Daneben gibt es mittlerweile - da die Lokalisierung sowohl von Personen als auch von Objekten (Asset Tracking) für eine Vielzahl von Anwendungen interessant ist - auch verschiedene Anbieter kommerzieller RTLS mit jeweils unterschiedlichen Zielapplikationen.

Kommerzielle Lokalisierungssysteme

Ein bekanntes System wird von der britischen Firma Ubisense⁵ vertrieben. Basierend auf Ultrabreitband Signalen, die von Ankerknoten regelmäßig ausgesendet werden, können Tags mit einer durchschnittlichen Genauigkeit von bis zu wenigen Zentimeter lokalisiert werden. Hauptanwendungen der Technologie liegen im Asset Tracking in industriellen Anlagen. Die Installation des Systems ist relativ aufwändig und bereits die Ausstattung eines einzelnen Raumes mittlerer Größe schlägt mit Kosten im fünfstelligen Eurobereich zu Buche.

Die amerikanische Firma Skyhook⁶ bietet ein WiFi Lokalisierungssystem an, mit dem insbesondere Smartphones in Innenstadtbereichen lokalisiert werden können. Die für die Fingerprinting Lokalisierung benötigte Access Point Datenbank wird durch War Driving, also durch regelmäßiges Abfahren aller Straßen und Aufzeichnen der empfangenen Access Points, gewonnen. Die Skyhook Technologie war Grundlage für die in Apple Geräten integrierte WiFi Lokalisierungslösung bis Apple Mitte 2010 eine eigene Datenbank aufgebaut hatte. Eine weitere Datenbank wird von Google unterhalten und von Android Smartphones aktuell gehalten. Eine entsprechende Open Source Datenbank wird im Open WLAN Map Projekt⁷ aufgebaut. Vergleichbar dazu ist auch die Lösung der amerikanischen Firma Wifarer⁸, die eine kommerzielle, auf Benutzer Feedback basierende WiFi Lokalisierung für Kaufhäuser, Museen oder Flughäfen anbietet. Ebenfalls auf der WiFi Fingerprinting Technik basiert auch das weit verbreitete Innenraum-Lokalisierungssystem der Firma Ekahau⁹. Hauptanwen-

⁵www.ubisense.net

⁶www.skyhookwireless.com

⁷www.openwlanmap.org

⁸www.wifarer.com

⁹www.ekahau.com

dungen dieses Systems finden sich im Healthcare Bereich. Ebenfalls hauptsächlich für die Lokalisierung von Patienten in Krankenhäusern bietet die Firma Sonitor¹⁰ ein ultraschallbasiertes System an. Das System ist in unterschiedlichen Krankenhäusern bereits im Einsatz.

Ein Überblick über weitere kommerziell verfügbare Systeme wird in [57] gegeben.

Ansätze und Forschungsprojekte zu ad-hoc Personenlokalisierung

Basierend auf den eingeführten Messprinzipien und Lokalisierungsalgorithmen, wurden in den letzten Jahren in verschiedenen Forschungsprojekten Systeme zum Einsatz in ad-hoc Szenarien konzipiert. Betrachtete Anwendungsszenarien sind insbesondere Feuerwehr- und sogenannte Search and Rescue Einsätze. Im Folgenden werden einige Forschungsprojekte vorgestellt, in deren Kontext auch die ad-hoc Personenlokalisierung in Innen- und Außenräumen thematisiert wird.

- Im *I-LOV* Projekt¹¹ wurde ein Personenlokalisierungssystem zum Einsatz in Gebäudeeinsturzscenarien erforscht. Die Lokalisierung von Personen erfolgt hierbei über eine Handy-Ortung. Dazu wird am Unglücksort eine mobile GSM Station aufgebaut, die aufgrund ihrer räumlichen Nähe automatisch als Basisstation für Handys verschütteter Personen benutzt wird. Zur Peilung kommen dann Feldstärkemessungen zum Einsatz.
- Im *MANET* Projekt¹² wurden Großschadensereignisse wie Zugunglücke oder Ähnliches (sogenannte Massenanstöße von Verletzten, MANV, Szenarien), betrachtet. Durch ein drahtloses Sensornetzwerk wurde sowohl eine Vitaldatenüberwachung als auch eine signalstärkebasierte Patienten- und Rettungskräfte lokalisierung ermöglicht. Das im Projekt entwickelte System basiert auf der in den Rettungsdienstgeräten integrierten GPS Lokalisierung, da die betrachteten Szenarien überwiegend in Gebieten mit GPS Empfang sind.

¹⁰www.sonitor.com

¹¹www.i-lov.org

¹²www.manet-projekt.de

- Ein weiterer Ansatz zur Personenlokalisierung wird im *DinGPOS* Projekt untersucht [112]. Durch die Kopplung verschiedener Systeme (GPS, GALILEO und Inertialmesseinheit) können Personen auch in Innenräumen relativ genau lokalisiert werden. Das prototypisch entwickelte System ist aktuell jedoch noch relativ groß und schwer und muss in einem Rucksack getragen werden, sodass ein Einsatz für die in dieser Arbeit angestrebten Einsatzszenarien in naher Zukunft nicht denkbar ist.
- Das *Landmarke* Projekt¹³ erforscht eine Navigationsunterstützung von Feuerwehrleuten durch das Ausbringen eines ad-hoc Sensornetzwerks. Auf dem Weg ins Gebäude werden keilförmige, in verschiedenen Farben leuchtende Sensorknoten ausgebracht, die als visuelle Navigationsunterstützung dienen sollen. Eine Ortung der ausgebrachten Landmarken ist bei Verlust des visuellen Kontakts durch eine mitgeführte Richtantenne möglich. Eine automatische Lokalisierung der Feuerwehrleute ist nicht beabsichtigt.
- Im Rahmen des *FeuerWhere* Projekts¹⁴ wurde ebenfalls die infrastrukturlose Lokalisierung von Einsatzkräften erforscht. Es wurde eine Fußgänger-Inertialnavigationseinheit entwickelt, die von der zu lokalisierenden Person oberhalb des Steißbeins am Gürtel zu tragen ist. Weiterhin wurden über Bluetooth verschiedene Vitalsensoren vernetzt und eine GSM Kommunikation der Lokalisierungs- und Vitaldaten zur Einsatzleitstelle entwickelt.
- Im *SMART* Projekt wurde die Überwachung und Vitaldatenüberwachung von Patienten sowohl in Krankenhäusern wie auch in Katastrophenszenarien untersucht [36]. Die Lokalisierung war ebenfalls Thema im Projekt. Prototypisch umgesetzt und untersucht wurden eine Lokalisierung mit Cricket Sensorknoten, sowie durch das kommerziell erhältliche, infrastrukturbasierte System der Firma Sonitor.

¹³www.landmarke-projekt.de

¹⁴www.feuerwhere.de

Insbesondere der Einsatz von Systemen zur Vitaldatenüberwachung in Krankenhäusern oder Katastrophenszenarien wurde und wird in verschiedenen weiteren Projekten betrachtet. Eine Übersicht über Projekte und Systeme in diesem Zusammenhang wird in [35] gegeben.

3.2 Navigation und Lokalisierung durch Inertialsensorik

Unter Koppelnavigation (engl. Dead Reckoning) versteht sich die schritthaltende Bestimmung einer Position aus Bewegungsrichtung und Geschwindigkeit. Der Begriff wird insbesondere für die Schiffsnavigation durch Kompass und Log sowie für die Flugzeugnavigation durch Kompass und Fahrtmesser verwendet. Hierbei wird prinzipbedingt die Positionsunsicherheit mit der Zeit immer größer (Abbildung 3.6) [153, 166].

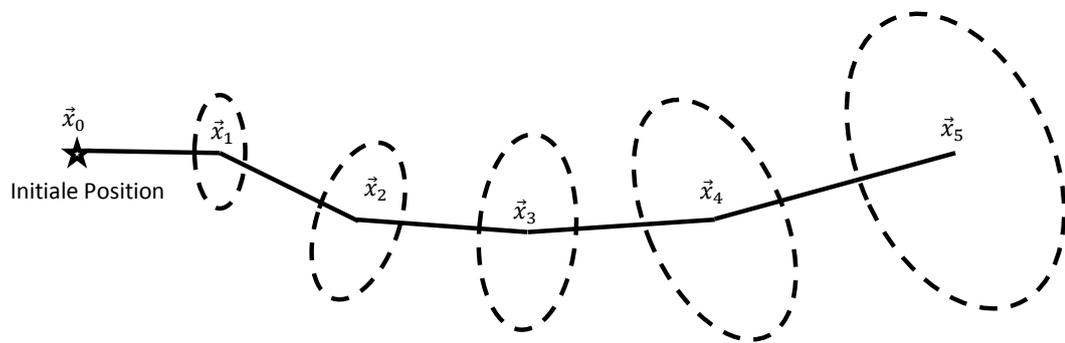


Abbildung 3.6: Koppelnavigation: Schritthaltende Bestimmung der eigenen Position von einer Startposition (\vec{x}_0) unter steigender Unsicherheit (angedeutet durch Ellipsen).

Eine Möglichkeit, Geschwindigkeit und Richtung festzustellen, besteht in der Verwendung von Inertialsensoren (Beschleunigungs- und Drehratensensoren). Wird dabei die zurückgelegte Strecke aus einer zweifachen richtungsabhängigen Integration der Beschleunigungen berechnet, spricht man von inertialer Navigation oder Trägheitsnavigation. Auf der anderen Seite erlaubt auch die Verwendung eines Beschleunigungssensors als Pedometer (Schritterkennung) und die Schätzung von Schrittlänge und Schrittrichtung aus weiteren Systemannahmen eine Koppelnavigation für Fußgänger. Weitere spezielle Möglichkeiten zur Koppelnavigation ergeben sich für andere Positionen von Inertialsensoren am Körper (Kopf, Brust, etc.).

Die Begriffe Koppel- und Inertialnavigation werden in der Literatur oft synonym und teilweise nicht eindeutig verwendet. Für diese Arbeit wird die Koppelnavigation basierend auf Inertialdaten als Überbegriff für die beiden unter-

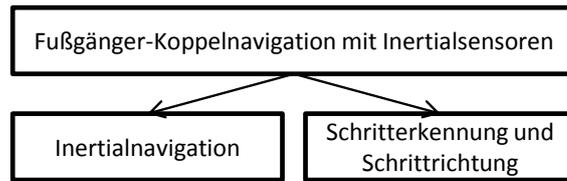


Abbildung 3.7: Unterscheidung inertialsensorbasierter Lokalisierungs- und Navigationsverfahren.

suchten Ansätze verwendet. Darunter fällt einerseits die inertielle Navigation durch die Integration von Beschleunigungen und andererseits die pedometerbasierte Navigation durch Schritterkennung (Abbildung 3.7).

Im Folgenden werden für beide Ansätze die grundlegenden Prinzipien erklärt. Dann werden spezielle Messprinzipien für den Bereich der Fußgängernavigation erläutert und der relevante Stand der Technik aufgearbeitet. Hybride Ansätze, bei denen inertialsensorbasierte Koppelnavigation mit der im vorigen Kapitel besprochenen Sensornetzwerklokalisierung fusioniert wird, werden in Kapitel 3.3 besprochen.

3.2.1 Inertielle Navigation

Bei der inertialen Navigation werden Beschleunigungen (Beschleunigungssensor) doppelt integriert, um Positionsänderungen erfassbar zu machen. Die Richtung ergibt sich dabei aus einer Integration der Drehraten. Insbesondere U-Boote, Flugzeuge und Flugobjekte (Raketen) benutzen dieses Prinzip in realen Navigationsanwendungen und setzen dabei üblicherweise relativ große und hochgenaue Inertialmesseinheiten (IMUs, Kapitel 2.2.2) ein. Aktuelle MEMS-basierte IMUs verfügen noch nicht über die erforderliche Genauigkeit, um eine ausreichend genaue Inertialnavigation zu ermöglichen. Verwendete langzeitgenaue Korrekturmessungen kommen aus Magnetfeldsensoren (Kompass), Barometern oder verschiedenen weiteren Pseudomessungen (Kapitel 3.2.3). In der Fußgängernavigation erfolgt die Inertialnavigation fast ausschließlich durch am Fuß getragene MEMS-IMUs, da dabei menschliche Bewegungsmuster beim Gehen als Pseudomessungen fusioniert werden können (Kapitel 3.2.3). Für die Umrechnung der im b-frame bezüglich des i-frames gemessenen Beschleunigungen und Drehraten in eine Geschwindigkeit und Position im n-frame müs-

sen Gravitation, Corioliskraft und Erdtransportrate miteinbezogen werden. Ein Strapdown-Algorithmus bezeichnet eine entsprechende Rechenvorschrift [153, 166].

Strapdown-Rechnung

Der Zusammenhang zwischen am Körper anliegender Beschleunigung \vec{a} , Erdbeschleunigung \vec{g} und Position \vec{x} ergibt sich prinzipiell aus

$$\vec{a} = \frac{d^2\vec{x}}{dt^2} - \vec{g}. \quad (3.14)$$

Durch Umformung kann daraus die Navigationsgleichung

$$\frac{d^2\vec{x}}{dt^2} = \vec{a} + \vec{g}. \quad (3.15)$$

ermittelt werden, aus der durch Integration über die Zeit Geschwindigkeit \vec{v} und Position \vec{x} berechnet werden können. Diese doppelte Integration muss richtungs- und koordinatensystemabhängig erfolgen um eine entsprechende Positionsberechnung zu ermöglichen. Die Lageberechnung erfolgt hierbei nach einer Initialisierung fortlaufend (Kapitel 2.2.2). Um die zeitliche Änderung der Lage \dot{C}_b^n des b-frames zum n-frame zu ermitteln, kann aus den Drehraten $\vec{\omega}_{bn}^b = [p, q, r]^T$ (im b-frame bezüglich des n-frames) die Differentialgleichung

$$\dot{C}_b^n = C_b^n \cdot \Omega \quad \text{mit} \quad \Omega = \begin{pmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{pmatrix} \quad (3.16)$$

aufgestellt werden [153, 166]. Um die Drehrate $\vec{\omega}_{bn}^b$ zu erhalten, muss die gemessene Drehrate $\vec{\omega}_{ib}^b$ um die Erddrehrate $\vec{\omega}_{ie}^n$, sowie um eine mögliche Drehung des n-frames bezüglich des i-frames $\vec{\omega}_{en}^n$ (Transportrate) korrigiert werden

$$\vec{\omega}_{nb}^b = \vec{\omega}_{ib}^b - C_n^b[\vec{\omega}_{ie}^n + \vec{\omega}_{en}^n]. \quad (3.17)$$

Hierbei gilt $C_n^b = C_b^n^T$. Eine Strapdown-Rechnung kann dann, wie in Abbildung 3.8 dargestellt, aufgebaut sein. Weiterhin muss, um eine Positionsänderung im n-frame erfassen zu können, zur Aufstellung der Navigationsgleichung (3.14) auch noch die Coriolis Kraft korrigiert werden. Für Beschleunigung im

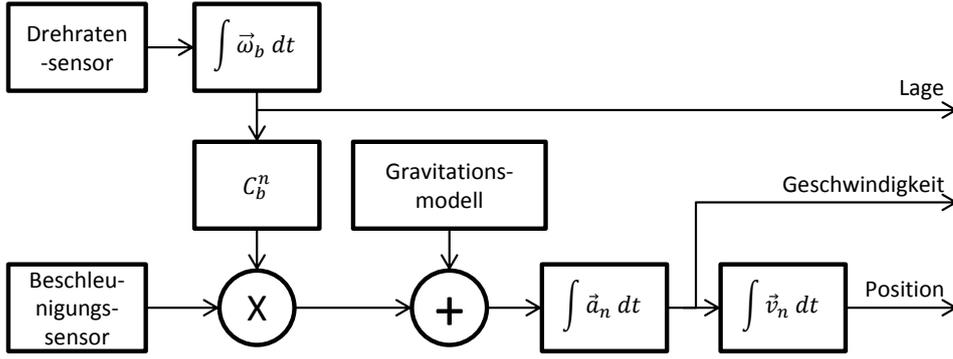


Abbildung 3.8: Vereinfachter Strapdown-Algorithmus: Integration der Drehraten $\vec{\omega}$ ergibt Lage C_b^n zur Transformation der Beschleunigungen \vec{a}_b vom b-frame in das n-frame, wo dann nach Abzug der Gravitation \vec{g} die doppelte Integration zu Geschwindigkeit \vec{v}_n und Position \vec{x}_n durchgeführt werden kann.

n-frame ergibt sich damit dann unter zusätzlicher Berücksichtigung der Ortsabhängigkeit der Erdbeschleunigung $\vec{g}^n = \vec{g}^n(l)$ die Navigationsgleichung [153]

$$\dot{\vec{v}}_e^n = C_b^n \vec{a}_{ib}^b - [2\vec{\omega}_{ie}^n + \vec{\omega}_{en}^n] \times \vec{v}_e^n + \vec{g}^n(l). \quad (3.18)$$

Im Vergleich zu Schiffs-, Flugzeug- oder Raketennavigation ist in der Fußgängernavigation das relevante Navigationsgebiet jedoch zumeist eher klein und der Bezugszeitraum relativ kurz. Weiterhin liegen sowohl Corioliskraft als auch Erddrehrate üblicherweise unterhalb der Rauschgrenze für MEMS basierte IMUs. Wenn daher $\vec{\omega}_{ie}^n$ und $\vec{\omega}_{en}^n$ in 3.18 vernachlässigt werden, können Geschwindigkeit $\dot{\vec{v}}_e^n = C_b^n \vec{a}_{ib}^b + \vec{g}^n(l)$ und Position $\dot{\vec{p}}^n = \vec{v}_e^n$ durch Integration der Beschleunigungen direkt bestimmt werden.

Lageschätzung

Um die Differentialgleichung 3.16 für die Änderung der Lage zu lösen, können verschiedene Ansätze eingesetzt werden. In DCM Lagedarstellung kann für $C = C_b^n$ beispielsweise von einem Zeitschritt zum folgenden

$$C_k = C_{k-1} \exp \int_{t_{k-1}}^{t_k} \Omega dt, \quad (3.19)$$

mit der schiefssymmetrischen Matrix der Drehraten Ω , verwendet werden. Unter der Annahme, dass die Ausrichtung der Gyroskopachsen über einen Zeitschritt

naherungsweise konstant bleibt (zutreffend bei genugend hoher Abtastrate), kann diese Gleichung durch

$$C_k = C_{k-1} \exp[\sigma \times] \quad (3.20)$$

mit

$$[\sigma \times] = \begin{pmatrix} 0 & -\sigma_3 & \sigma_2 \\ \sigma_3 & 0 & -\sigma_1 \\ -\sigma_2 & \sigma_1 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.21)$$

dargestellt werden. Hierbei ist $\sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3]$ ein Winkelvektor, der durch seine Richtung und Lange die wahrend des Zeitschritts vollzogene Drehung beschreibt. Die Losung der Exponentialfunktion kann beispielsweise durch eine Potenzreihenentwicklung mit

$$\exp[\sigma \times] = I + [\sigma \times] + \frac{[\sigma \times]^2}{2!} + \frac{[\sigma \times]^3}{3!} + \dots \quad (3.22)$$

erfolgen, aus der durch Rekursion eine einfache Matrix fur die Multiplikation (3.20) abgeleitet werden kann [153].

In [133] und in [72] wird alternativ dazu fur die Losung eine Pade Approximation verwendet aus der sich der Ansatz

$$C_k = C_{k-1} \frac{2I_{3 \times 3} + \delta\Omega_k \Delta t}{2I_{3 \times 3} - \delta\Omega_k \Delta t} \quad (3.23)$$

ergibt.

Ein weiterer Losungsansatz zur fortschreitenden Lageberechnung besteht in der Losung der Bortz'schen Orientierungsvektordifferentialgleichung [166].

Um die Lageschatzung zu initialisieren konnen verschiedene Ansatze verwendet werden. Neben einer manuellen Initialisierung durch Vorgabe einer Richtung, kann auch aus einer Vektorbetrachtung von Erdmagnetfeld und Gravitation [139] oder durch unterschiedliche weitere Kalibrierungsmethoden initialisiert werden [108, 173].

3.2.2 Inertialsensorbasierte Koppelnavigation

Neben der Inertialnavigation kann durch die Auswertung inertialer Sensoren auch in anderer Weise eine Koppelnavigation erreicht werden. Basierend auf einer Schritterkennung, in Kombination mit einer Schrittrichtungs- und Schrittlangeberechnung, kann die eigene Position fortlaufend berechnet werden. Im

Unterschied zur Strapdown-Navigation spielt dabei die Güte der Sensoren nicht die entscheidende Rolle, da keine Integration der Beschleunigungen durchgeführt werden muss. Für die Schritterkennung wird zumeist ein 1D oder 3D Beschleunigungssensor benutzt. Für die Richtungsschätzung werden oft IMUs und/oder Magnetfeldsensoren eingesetzt. Im Folgenden werden beispielhaft einige für diese Arbeit relevante Ansätze für die Schritterkennung, die Schätzung der Schrittweite beziehungsweise der Gehgeschwindigkeit sowie der Schrittrichtung näher beleuchtet. Weiterhin wird kurz angerissen, welche Ansätze zur Aktivitätserkennung die Steigerung der erzielbaren Genauigkeiten erlauben.

Schritterkennung

Die zuverlässige Erkennung eines Schrittes aus einem Beschleunigungssignal ist vergleichsweise einfach zu realisieren. Ansätze dazu sind insbesondere *Peak-Detection* [92, 149] und *Zero-Crossing* [13, 58]. Als Eingangssignal wird entweder die vertikale Beschleunigung $\vec{a} = \vec{a}_z - \vec{g}$ oder die Beschleunigungsenergie

$$E(a) = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} - \vec{g} \quad (3.24)$$

verwendet. Um unerwünschtes Sensorrauschen zu entfernen, kann weiterhin ein Band- oder Tiefpassfilter eingesetzt werden oder auch ein Kalmanfilter auf die rohen Beschleunigungsdaten vor der Weiterverarbeitung angewandt werden [88, 149].

Beim *Peak Detection Ansatz* wird ein lokales Maximum in einem vorgegebenen Signalfenster gesucht. Die Fensterung dient dabei auch dazu, eine Mehrfachdetektion desselben Schrittes zu vermeiden. Zusätzlich wird überprüft, ob das ausgewertete Signal über einem vordefinierten Schwellwert liegt. Sowohl die Fenstergröße als auch der Schwellwert kann dabei variabel gehandhabt werden, zum Beispiel in Abhängigkeit von einer aktuell erkannten Aktivität.

Zero-Crossing Ansätze erkennen Schritte auf Basis des Nulldurchgangs des Beschleunigungssignals. Als zusätzliches Kriterium wird auch hier üblicherweise eine Bandpassfilterung angewendet, sodass zwischen zwei detektierten Nulldurchgängen eine Mindest- und eine Maximalzahl an Samples liegen müssen. Andernfalls wird der Schritt nicht gezählt.

Schrittweiten- und Gehgeschwindigkeitsschätzung

Um die gegangene Strecke zu quantifizieren, kann entweder eine Schätzung der Länge jedes einzelnen Schrittes vorgenommen werden oder auch die Gehgeschwindigkeit über einen längeren Zeitraum geschätzt werden.

Um die Länge eines Schrittes basierend auf dem Beschleunigungssignal abzuschätzen, existieren verschiedene Ansätze [69]. Beim Weinberg Ansatz wird ausgehend von geometrischen Überlegungen eine Proportionalität zwischen der vierten Wurzel der Beschleunigungsamplitude während eines Schrittes und der Schrittlänge ausgenutzt [163]. Für die Schrittlänge ergibt sich daraus dann mit einem Proportionalitätsfaktor c

$$SL = c \cdot (a_{max} - a_{min})^{\frac{1}{4}}. \quad (3.25)$$

Ähnlich dazu werden in [131] und in [79] weitere Ansätze zur direkten Ableitung der Schrittlänge aus aufgezeichneten Beschleunigungswerten präsentiert. Die Proportionalitätsfaktoren ergeben sich normalerweise aus einer Personen- und/oder sensorspezifischen Kalibrierung. In [8] wird ein Ansatz präsentiert, bei dem sich die Schrittlänge proportional zur doppelt integrierten vertikalen Beschleunigung $h = \int \int a_z$ ergibt. Zusammen mit der Beinlänge l der gehenden Person wird die Schrittlänge mit

$$SL = c \cdot \sqrt{2lh - h^2} \quad (3.26)$$

abgeschätzt. Im Vergleich dieser beider einfachen Schätzer mit zwei weiteren Ansätzen ergeben sich für verschiedene Personen und unterschiedliche Strecken- und Bewegungsprofile mittlere Fehler im Bereich von 5 %. Je nach Instanz sind die erzielbaren Resultate mit verschiedenen Ansätzen sehr vergleichbar.

Für die Schätzung der Gehgeschwindigkeit kann - als Resultat aus der Bewegungsanalyse - angenommen werden, dass aktuelle Schrittfrequenz f und aktuelle Schrittlänge SL korreliert sind [92, 138]. Die Detektion der Schrittfrequenz erfolgt dabei entweder aus einer Fouriertransformation für ein Zeitfenster oder durch eine Abschätzung auf Basis der detektierten Schritte. In [92] wird auf diesem Zusammenhang aufbauend angenommen, dass sich aus einer höheren Schrittfrequenz unter Beachtung einer angenommenen, personenspezifischen Grundschrittlänge SL_0 und Grundfrequenz f_0 eine entsprechend höhere

Schrittlänge ergibt:

$$SL = SL_0 + c \cdot (f - f_0). \quad (3.27)$$

Aus einer experimentellen Kalibrierung ergibt sich daraus dann ein linearer Zusammenhang zwischen Schrittlänge und Schrittfrequenz

$$SL = c_1 \cdot f + c_0 \quad (3.28)$$

mit zwei experimentell zu bestimmenden Parametern.

Schrittrichtung

In den allermeisten Ansätzen zur pedometerbasierten Fußgängernavigation wird ein Magnetfeldsensor eingesetzt, um die Richtung eines Schrittes festzustellen [58, 74, 149]. Wichtig hierbei ist, dass die Ausrichtung des Gerätes versus der Gehrichtung der Person ebenfalls miteinbezogen werden muss. Um insbesondere in Innenräumen auftretende Störungen zu kompensieren, kann auf die Magnetsensordaten ebenfalls noch ein Filter angewandt werden. Weiterhin muss, je nach Position auf der Erde, vor Auswertung der Magnetsensordaten die lokale Ausrichtung des Magnetfeldes beispielsweise durch eine Inclinometer Messung korrigiert werden. Um die Magnetfelddaten zu stützen, kann auch ein Drehratensensor miteinbezogen werden, der insbesondere dann hilft, wenn kurzfristige Störungen auftreten [79].

Ein alternativer Ansatz zur Ableitung der Bewegungsrichtung für einen an der Hüfte getragenen Beschleunigungssensor wird in [85] dargestellt. Basierend auf Überlegungen und Auswertungen zum menschlichen Bewegungsablauf schlagen die Autoren eine Hauptkomponentenanalyse der gravitationskorrigierten Beschleunigungswerte vor, um daraus dann die Bewegungsrichtung ableiten zu können.

Aktivitätserkennung

Eine Unterscheidung nach aktuell erkannter Aktivität, beziehungsweise je nach Fortbewegungsmodus eines Fußgängers (Gehen, Rennen, Aufzug fahren, ...), erlaubt die Anwendung spezifischer Verfahren oder Parametrierungen und die optimierte Koppelnavigation [58, 149]. Die Klassifizierung einer Aktivität erfolgt dabei meistens auf Basis einer Feature Extraktion und einer anschließenden

den Verarbeitung in einem Entscheidungsbaum oder einem neuronalen Netzwerk. Oft verwendete Features im Beschleunigungssignal sind: Standardabweichung, Beschleunigungsenergie und Entropie im Frequenzbereich [149], sowie Integrationswerte, Varianzen und Korrelationen [58]. In [149] ermitteln die Autoren eine erreichbare Verbesserung der erzielbaren Genauigkeiten um ungefähr die Hälfte, wenn eine Parametrierung der Schrittlängenschätzung je nach erkannter Aktivität vorgenommen wird.

3.2.3 Spezielle Messprinzipien in der Fußgängernavigation

Für den Einsatz eines inertialen Navigationssystems in der Schiffs-, Flugzeug- oder Raketennavigation können durch die Verwendung aufwändiger Inertialmesseinheiten hohe Genauigkeiten mit Strapdown-Ansätzen erzielt werden. Bei der Verwendung aktueller MEMS IMUs ist die Drift insbesondere der Drehratensensoren jedoch meistens zu hoch, um auch nur über relativ kurze Zeiträume eine ausreichende Genauigkeit zu erlauben.

Miteinbezug zusätzlicher Sensoren

Abgesehen von der Verwendung externer und langzeitgenauer Lokalisierungssysteme wie GNSS oder anderer hybrider Lokalisierungsansätze (im Rahmen dieser Arbeit wird der Miteinbezug externer Systeme als hybride Lokalisierung bezeichnet, Kapitel 3.3), können auch weitere lokale Sensoren und Pseudomesungen zur Korrektur verwendet werden. Die wichtigsten zusätzlichen Sensoren in der Fußgängerinertialnavigation sind Magnetfeldsensoren und barometrische Altimeter. Durch den Miteinbezug von Magnetfeldmessungen kann insbesondere der Yaw Winkel gestützt werden [49, 72]. Durch den Miteinbezug von barometrischen Höhenmessungen kann die Höhe der Positionslösung korrigiert werden [46].

Daneben spielen insbesondere in der Fußgängernavigation auch noch verschiedene Pseudomesungen, die sich aus zusätzlichen Systemannahmen ableiten, eine Rolle.

Zero Velocity Update (ZUPT)

Als *Zero Velocity Update (ZUPT)* wird dabei eine Rekalibrierung der geschätzten Geschwindigkeit bezeichnet, die dann durchgeführt wird, wenn auf Basis weiterer Systemannahmen eine Null-Geschwindigkeit festgestellt wird. Durch diese Korrektur kann der aus der doppelten Integration des Beschleunigungssignals resultierende Fehler reduziert werden. In der Fußgängerinertialnavigation ist diese Methode insbesondere interessant, wenn die IMU am Fuß getragen wird. Da die Detektion der sogenannten "Stance Phase", also der Zeit in welcher der Fuß Bodenkontakt hat, über eine Auswertung des Beschleunigungs- oder Drehratensignals möglich ist, kann an dieser Stelle die Rekalibrierung durch ein ZUPT durchgeführt werden. Die Detektion erfolgt meistens über Schwellwertprüfungen der Sensorsignale [22, 23, 49, 54].

Zero Angular Rate Update (ZARU)

Dasselbe Prinzip kann als *Zero Angular Rate Update, (ZARU)* auch auf die Drehraten angewandt werden. Der aktuell geschätzte systematische Fehler (Bias) wird immer dann zu null gesetzt, wenn der Fuß auf dem Boden steht [71, 122].

Heuristic Drift Reduction (HDR)

Als weitere mögliche Pseudomessung wird bei der *Heuristic Drift Reduction (HDR)* die Annahme verwendet, dass sich Fußgänger in Gebäuden meistens in geraden Gängen fortbewegen. Davon ausgehend, dass die überwiegende Anzahl von Gebäuden rechtwinklig aufgebaut ist, werden geringe Winkelinkremente im Yaw Winkel als Drift angenommen und zu null gesetzt. Nur deutliche Drehungen werden berücksichtigt. Die prinzipielle Schwäche dieses Verfahrens liegt in der Erkennung von langgezogenen Kurven in der Gebäudestruktur, die dem Driftverhalten sehr ähnlich sind [30].

Fusionsprinzipien

Die einfachste mögliche Fusion der Pseudomessungen kann dabei durch ein Nullsetzen der entsprechenden Größe zum entsprechenden Zeitpunkt beziehungsweise durch ein periodisches Miteinbeziehen der Kompassinformation er-

folgen. Beispielsweise für ZUPT Messungen kann dann eine Rückwärtskorrektur für den letzten Schritt erfolgen [46]. In den meisten neueren Ansätzen wird im Gegensatz dazu jedoch ein Fehlermodell für die einzelnen Messgrößen aufgebaut und die Fusion durch Kalmanfilter vorgenommen (Kapitel 2.3) [49, 54, 72]. Üblicherweise wird dabei ein Error State Kalmanfilter verwendet, bei dem die jeweiligen Fehler der Beschleunigungs- und Drehratensensoren, die Geschwindigkeit und Position sowie die Lage in einen Zustandsvektor aufgenommen werden. Die auflaufenden Messungen und Pseudomessungen wirken sich dann auf einzelne Elemente des Zustandsvektors aus. In der Strapdown-Rechnung werden jeweils in jedem Zeitschritt die Korrekturen angewandt, bevor die entsprechende Größe weiterverarbeitet wird. Ein Beispiel einer entsprechenden Umsetzung dieses Korrekturmechanismus für die Fußgängernavigation wird in [72] präsentiert.

3.2.4 Forschungsrichtungen und erzielbare Genauigkeiten

Basierend auf den dargestellten Prinzipien wurden in den letzten Jahren insbesondere auch aufgrund der technologischen Fortschritte, sowie der fallenden Preise für MEMS IMUs eine Vielzahl an Forschungsarbeiten zur inertialsensorbasierten Fußgängernavigation durchgeführt. Die Motivation war zunächst die Überbrückung von kurzen Zeiten ohne GPS Signal. Mit verbesserter Sensorik konnten die erzielbaren Genauigkeiten auch für mittel- oder niederpreisige IMUs so gesteigert werden, dass eine vollständige Navigation in Gebäuden in den Bereich des Möglichen rückte.

Fußgängerinertialnavigation

Die überwiegende Zahl der vorgestellten Arbeiten verwendet am Fuß getragene IMUs und ZUPT Pseudomessungen [1, 22, 23, 47, 49, 54]. Mit zum ersten Mal wurde eine Umsetzung von ZUPT in der Fußgängernavigation in [49] beschrieben, wo auf Basis einer sehr guten MEMS IMU Genauigkeiten im Bereich von $< 2\%$ der gegangenen Distanz erzielt werden. Die Fusion von Kompass und ZUPT erfolgt über einen Kalmanfilteransatz. Der präsentierte Ansatz wird

mittlerweile von der amerikanischen Firma Intersense¹⁵ als NavShoe insbesondere für den militärischen Bereich vermarktet. Die Firma Intersense gibt auf ihrer Homepage eine Genauigkeit von besser als 1% in realen Anwendungen an.

Das dargestellte Prinzip wird in [72] um HDR und ZARU Pseudomessungen erweitert und mit einer relativ niederpreisigen IMU umgesetzt. Die durch die Hinzunahme von Kompass, ZUPT, ZARU und HDR erreichbaren Verbesserungen gegenüber reiner Strapdown-Rechnung werden evaluiert und verglichen. Die reine Strapdown-Rechnung resultiert in mittleren Fehlern im Bereich von 10%. Durch die Hinzunahme aller Pseudomessungen werden Genauigkeiten im Bereich von 1% erreicht.

Dieselbe Methode wird in [47] in Form eines Tutorials aufgegriffen. Je nach Güte der verwendeten IMU liegen die publizierten Genauigkeiten der inertialen Navigation im Bereich 2 – 4% [22, 23, 54].

Ein Ansatz zur Reduktion der Drehratendrift, der ähnlich zum dargestellten HDR Ansatz die Ausrichtung von Gebäuden mitberücksichtigt, wird in [1] präsentiert. Die Autoren geben eine Genauigkeit von 0,3% an.

Weitere Forschungsarbeiten beschäftigen sich mit dem Vergleich verschiedener ZUPT/ZARU Detektionsmechanismen und Ansätzen zu deren Fusion [71, 142]. Die Verwendung jeweils einer IMU an jedem Fuß wird in [18] präsentiert. Die Autoren geben an, dass damit Verbesserungen um 50% erzielbar seien. Schwierigkeiten ergeben sich aus der erforderlichen Kommunikation und Synchronisation.

Ein Ansatz zur inertialen Navigation für eine an der Hüfte getragene IMU wird in [83] präsentiert. Auch hier wird die Verwendung von ZUPT vorgeschlagen, basierend auf der Bewegung der menschlichen Hüfte. Die Autoren geben für die dargestellte Methode ebenfalls Genauigkeiten im Bereich von 5% an.

Pedometerbasierte Koppelnavigation

Noch bevor der technologische Fortschritt im Bereich MEMS Sensorik den Einsatz von Strapdown-Verfahren mit niederpreisigen Sensoren in der Fußgängeravigation erlaubte, wurden Verfahren der Koppelnavigation basierend auf der Erkennung von Schritten zur Positionsermittlung von Fußgängern umge-

¹⁵www.intersense.com

setzt. Da das Prinzip naheliegt, gibt es vergleichsweise viele Arbeiten in diesem Bereich. Verschiedene Positionierungen des Sensors wurden untersucht.

Die Verwendung eines *Sensors am Fuß* erlaubt eine sehr präzise Schrittdetektion bringt jedoch Schwierigkeiten in der Schrittrichtungsschätzung mit sich [74, 88, 146]. Ansätze mit der Sensorik am Kopf auf einer Helmstruktur machen die Richtungsschätzung von der Blickrichtung abhängig [21]. Auch die Anbringung eines Sensors an einem Rucksack erlaubt die zuverlässige Detektion von Schritten, macht jedoch nur in Kombination mit weiteren Systemen Sinn [111]. Die IMU an der Hüfte - zum Beispiel in der Hosentasche - zu tragen, erlaubt eine prinzipielle Verwendung von Smartphone Sensorik [80, 85, 149]. Insbesondere erlaubt die Positionierung einer IMU an der Hüfte auch die Auswertung spezifischer Bewegungsabläufe, um direkt aus dem Beschleunigungssignal auf die Schrittrichtung schließen zu können [85]. Ebenfalls untersucht wurden Koppelnavigationsansätze auf Basis von Sensordaten eines in der Hand getragenen Sensors (Smartphone) [58, 69]. Einen Vergleich verschiedener Sensorpositionen von Inertialsensorik für die Koppelnavigation findet sich in verschiedenen Arbeiten [65]. Die publizierten erreichbaren Genauigkeiten ohne den Einsatz weiterer langzeitgenauer Systeme liegen im Bereich von 5% der gegangenen Distanz.

Ein interessantes und stark bearbeitetes Forschungsfeld ist in letzter Zeit vor allem auch die Auswertung von Smartphone Sensorik für die Koppelnavigation [13, 58, 135]. In [58] wird die Lokalisierung einer Person mittels eines Smartphones als Supplementärsystem zu GPS beschrieben. Die Richtung wird auf Basis einer Auswertung der Magnetfeldmessungen geschätzt, die Schrittlänge wird auf Basis einer Aktivitätserkennung jeweils angepasst. Das System setzt weiterhin einen Map Matching Ansatz ein, um die geschätzte Fußgängertrajektorie mit einer möglichen Route beispielsweise in einem Parkhaus abzugleichen. Die Autoren gehen von einer erreichbaren Genauigkeit von unter 5% aus.

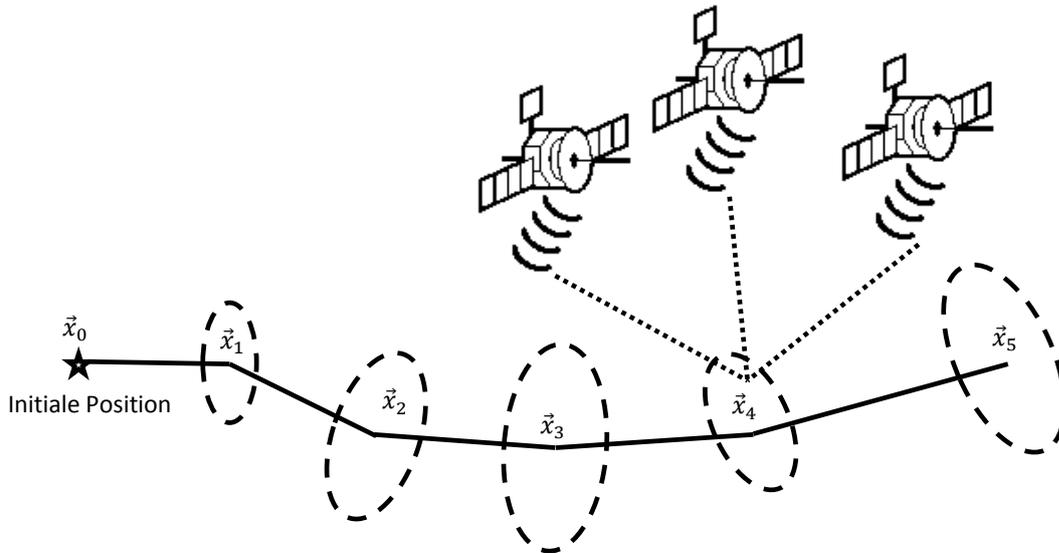


Abbildung 3.9: Hybride Lokalisierung: Kurzzeitgenauigkeit aus Prinzipien der Koppelnavigation, Langzeitgenauigkeit durch Fusionierung weiterer Positionierungssysteme.

3.3 Ansätze zur hybriden Lokalisierung von Fußgängern

Prinzipiell erlauben Verfahren der Koppelnavigation keine langzeitgenaue Positionsbestimmung, da kein Sensor absolute Genauigkeiten ermöglicht. Unter hybrider Lokalisierung werden Ansätze zusammengefasst, bei denen eine Fusion kurzzeitgenauer Koppelnavigationsverfahren mit weiteren Informationen, Verfahren oder Systemen erfolgt. Im Vergleich zu Abbildung 3.6 reduziert sich die Positionsunsicherheit immer dann, wenn ein Update aus einem langzeitgenauen System wie GPS, WiFi oder einem drahtlosen ad-hoc Netzwerk erfolgt (Abbildung 3.9).

Für die vorliegende Arbeit besonders relevant sind Fusionsansätze mit GNSS und mit drahtlosen Netzwerken, insbesondere WiFi und ZigBee. Ebenfalls kurz aufgezeigt werden weitere Ansätze zum Einbezug zusätzlicher Informationen und Systemannahmen.

3.3.1 Fusion inertialsensorbasierter Navigation mit GNSS

Aufgrund der Charakteristika von GNSS (Kapitel 2.2.3) ist die Fusion mit Koppelnavigationslösungen ein naheliegender Ansatz, um mit Abschattungsproblemen oder kurzfristigen Signalverschlechterungen umzugehen. Für Automobil-Navigationssysteme kann auf Basis eines Beschleunigungssensors auch im Tunnel eine ungefähre Aussage zur Geschwindigkeit getroffen werden [133]. Flugobjekte können auch dann navigiert werden, wenn kurzzeitig keine GPS Signale verfügbar sind [167]. Die Datenfusion findet in den allermeisten Fällen durch ein Kalmanfilter statt [121]. Unterschieden wird bezüglich der Fusionierung zwischen Tightly und Loosely Coupled Integrationsprinzipien. Von einem Tightly Coupled System spricht man, wenn die Integration der beiden Informationsquellen direkt auf Messlevel erfolgt. Von einem Loosely Coupled System spricht man, wenn zwei unabhängige Positionsschätzungen (z. B. GPS Position und Position aus Koppelnavigation) fusioniert werden. Wenn die Integration bereits auf Signalebene erfolgt, wird teilweise auch der Begriff Deeply Integrated System gebraucht.

Für die Lokalisierung von Fußgängern wurden verschiedene Integrationsansätze und Umsetzungen inertialer Navigationsprinzipien mit GPS präsentiert [18, 49, 55, 74, 121]. Bereits durch eine sehr einfache Umschaltung zu PDR Navigation wenn keine Satellitensignale verfügbar sind lassen sich gute Resultate erzielen [74]. In [55] wird untersucht, welche Positionierungsgenauigkeiten sich mit einem integrierten INS/GNSS System (Tightly Coupled) erreichen lassen, wenn das GPS Signal für einige Minuten ausfällt oder nur unregelmäßig GPS Signale empfangen werden können (Versuchssetup im Wald). Für zwei unterschiedliche IMUs erreichen die Autoren unter realistischen Bedingungen maximale Positionierungsfehler im Bereich von circa 30 m. In [49] werden mit einem Loosely Coupled System ebenfalls sehr gute Lokalisierungsergebnisse erzielt. Einen Fusionsansatz zur GPS Lokalisierung im Außenbereich und zur Hüft-IMU und RFID-Beacon basierten Lokalisierung im Gebäude wird in [86] ausführlich beschrieben. Die Autoren erreichen sehr gute Ergebnisse, gehen jedoch davon aus, dass an strategischen Stellen auch noch RFID Tags angebracht sind, die eine exakte Lokalisierung erlauben.

3.3.2 Fusion mit WSN/WiFi Lokalisierung

Insbesondere für die Lokalisierung und Navigation in Gebäuden ist eine Fusion mit GPS Signalen jedoch oft nicht ausreichend. In den letzten Jahren wurden verschiedene Ansätze zur Fusion von Innenraum-Lokalisierungslösungen (Kapitel 3.1) mit inertialsensorbasierten Navigationsansätzen präsentiert. Nahe liegend und relativ gut untersucht ist die Fusion von WiFi Lokalisierungsinformationen (Kapitel 3.1.2). Im einfachsten Fall werden Beschleunigungsdaten verwendet, um festzustellen ob sich der zu lokalisierende Fußgänger bewegt. Nur wenn eine Bewegung festgestellt wird, wird die Lokalisierungsprozedur neu gestartet [91]. Eine wirkliche Fusionierung von WiFi Messungen mit Inertialdaten erfolgt zum Beispiel in [159], wobei verschiedene Datenfusionsansätze verglichen werden. Vergleichbar dazu wird in [44] ein Ansatz präsentiert, bei dem der Fokus auf Koppelnavigation liegt, jedoch von zusätzlich verfügbaren WiFi Positionsinformationen ausgegangen wird. Das PDR System wird im Prädiktionsschritt verwendet und das WiFi System dann im Korrekturschritt miteinbezogen. In den allermeisten Arbeiten erfolgt die Fusionierung durch ein Partikelfilter [23, 44, 159, 169].

Für klassische Sensornetzwerke wird ein Ansatz zur hybriden Lokalisierung in [80] präsentiert. In einer Umgebung sind verschiedene Ankerknoten ausgebracht. Die zu lokalisierende Person trägt eine IMU an der Hüfte. Die Datenfusion und Lokalisierung findet ebenfalls durch einen Partikelfilter auf einem zentralen Server statt. Die Autoren sprechen von einer mittleren Lokalisierungsgenauigkeit im Bereich von circa einem Meter, wenn zusätzlich auch noch Karteninformationen miteinbezogen werden. Ein dezentraler Schätzansatz wird nicht berücksichtigt.

Ein zu dieser Arbeit vergleichbarer Ansatz wird in [125] präsentiert. Die Autoren gehen von ausgebrachten RFID Tags aus, die in einem Feuerwehrszenario für nachfolgende Einsatzkräfte als Landmarken dienen. Es werden zwei IMUs an einem Bein der zu lokalisierenden Person benutzt. Eine Kommunikation über die RFID Tags kann prinzipbedingt nicht stattfinden. Die Genauigkeitsangaben lassen auf mittlere Fehler im Bereich von drei Metern schließen, wobei jedoch nur ein exemplarischer Versuchsaufbau betrachtet wird und keine umfassendere Untersuchung vorgenommen wird.

3.3.3 Fusion weiterer Systemannahmen und Informationsquellen

Neben der Fusion langzeitgenauer Positionsinformationen von anderen Systemen kann auch durch die Miteinbeziehung von Kartenmaterialien ein großer Genauigkeitsgewinn erreicht werden. Insbesondere Partikelfiler erlauben durch die relativ einfache Reduktion des Partikelgewichts auf Null, falls ein Partikel sich durch eine Wand bewegt hat, eine sehr effektive Umsetzung dieses Ansatzes [44, 80, 169].

Ein Ansatz zur Fusion einer Inertialnavigationslösung mit einer Bildverarbeitung einer an der Brust getragenen Kamera wird in [78] präsentiert.

Ebenfalls verwandt ist auch das Thema der simultanen Lokalisierung und Kartographierung (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM). Ursprünglich aus der Robotik kommend geht man bei dieser Problemstellung davon aus, dass sowohl die eigene Position als auch eine Umgebungskarte aus Messungen abzuleiten sind. Verschiedene Forschungsarbeiten zu diesem Thema werden oft mit Bezug zu autonomen Fahrzeugen oder Robotern durchgeführt [39].

Kapitel 4

Systemkonzept und Umsetzung

Im Folgenden wird zunächst der im vorigen Kapitel dargestellte Stand der Technik in Bezug auf die Anwendung in der ad-hoc Lokalisierung von Personen bewertet. Auf Basis dieser Bewertung wird die in der vorliegenden Arbeit gewählte Herangehensweise erarbeitet und die Systemarchitektur dargestellt und begründet. Zuletzt werden die entwickelten und im Rahmen der experimentellen Untersuchung eingesetzten Hard- und Software Komponenten, sowie der gewählte Versuchsaufbau beschrieben.

4.1 Lösungsansatz und Herangehensweise

Ziel der vorliegenden Arbeit ist die systematische Untersuchung und die Erarbeitung eines Lösungsvorschlags zur ad-hoc Personenlokalisierung. Mögliche Anwendungsgebiete sind beispielsweise Feuerwehrleute im Einsatz, Polizisten in Geiselnahme-Situationen, Wachleute in der Objektbewachung oder auch Messebesucher (Kapitel 1). Kennzeichnend für diese Anwendungen ist, dass eine ad-hoc Lokalisierung benötigt wird. Es ist nicht möglich auf eine bereits vorab installierte Infrastruktur zurückzugreifen oder vorab eine Kalibrierung durchzuführen. Ob Gebäudepläne verfügbar sind oder nicht, ist situationsabhängig und kann nicht vorausgesetzt werden.

Die benötigte Lösung muss auf der einen Seite einer Person die Selbstlokalisierung am Einsatzort erlauben und auf der anderen Seite auch einem möglichen Einsatzkommandanten eine Übersicht über beteiligte Personen und deren Positionen geben.

4.1.1 Anforderungsanalyse

Zusammengefasst ergeben sich aus den angestrebten Anwendungsbereichen insbesondere folgende Anforderungen:

- *Ad-hoc Anwendbarkeit*: Es muss davon ausgegangen werden, dass in den betrachteten Szenarien keine Vorab-Kalibrierung beziehungsweise Einmessung eines Lokalisierungssystems erfolgen kann.
- *Robustheit und Infrastrukturunabhängigkeit*: Das System muss robust gegenüber wechselnden Infrastruktur- und Umgebungsbedingungen sein (Innen-/Außen, verschiedene Gebäudematerialien, ...).
- *Skalierbarkeit*: Das System muss sowohl in Bezug auf die abgedeckte Gebäudegröße als auch auf die Anzahl der beteiligten Personen skalierbar sein.
- *Einfache Handhabung*: Das System muss prinzipiell möglichst einfach handhabbar und anwendbar sein.
- *Überschaubare Kosten*: Die prinzipiellen Systemkosten sollten niedrig genug sein, um eine Verwendung des entwickelten Konzeptes in verschiedenen Szenarien zu erlauben.
- *Genauigkeit*: Die Lösung sollte raumgenaue Lokalisierung erlauben.

4.1.2 Bewertung des Standes der Technik

Im vorangegangenen Kapitel wurde der Stand der Technik zusammengefasst und die verschiedenen verfügbaren und eingesetzten Ansätze zur Personenlokalisierung dargestellt. Es existieren verschiedene Systeme, die eine ausreichend genau, skalierbare und robuste Lösung zu überschaubaren Kosten ermöglichen. Die Anwendbarkeit in ad-hoc Szenarien ist mit aktuellen Systemen jedoch schwierig zu realisieren. Weiterhin basiert der Großteil der publizierten Arbeiten entweder auf rein theoretischen, simulativen Überlegungen oder nur auf einzelnen experimentellen Instanzen.

Sensornetzwerk Lokalisierungslösungen

Im Bereich der Sensornetzwerke und RTLS (Kapitel 3.1) wird bei der überwiegenden Mehrheit der wissenschaftlichen und kommerziellen Ansätze und Lösungen davon ausgegangen, dass eine Vorab-Installation und Kalibrierung eines Systems am Einsatzort möglich ist. Wenn eine Infrastruktur installiert werden kann, existieren bereits verschiedene Lösungen (Kapitel 3.1). Ebenfalls existieren Systeme, bei denen eine vorhandene Infrastruktur, wie zum Beispiel WiFi Netzwerke, "parasitär" genutzt wird (z. B. Fingerprinting Ansätze). Nur sehr wenige Ansätze erlauben jedoch prinzipiell den Einsatz in ad-hoc Anwendungen. In verschiedenen Forschungsprojekten wurden Ansätze zur ad-hoc Personenlokalisierung in vergleichbaren Szenarien (Search and Rescue Szenarien) untersucht. In keinem bekannten Projekt wurde jedoch eine überzeugende ad-hoc Lokalisierungslösung beziehungsweise ein Lösungskonzept präsentiert.

Inertialsensorbasierte Lokalisierung

Der Bereich der Inertialsensornavigation (Kapitel 3.2) bietet die Möglichkeit, Personen in ad-hoc Anwendungen zu lokalisieren. Das Vorab-Ausbringen einer Infrastruktur ist nicht notwendig, das System kann direkt verwendet werden. Weiterhin kann davon ausgegangen werden, dass ein entsprechendes System robust, skalierbar und zu vertretbaren Kosten realisierbar ist.

Problematisch bei Koppelnavigationsprinzipien ist, dass prinzipbedingt keine Langzeitgenauigkeit erreicht werden kann. Auch wenn angenommen wird, dass die erzielbaren Genauigkeiten mit dem technischen Fortschritt weiter zunehmen, werden Koppelnavigationsansätze in absehbarer Zeit keine Lokalisierung auf Raumgenauigkeit über einen Zeitraum einiger Stunden (Dauer eines Feuerwehr- oder Polizeieinsatzes) ermöglichen.

Hybride Lokalisierungsansätze

Abhilfe diesbezüglich schaffen hybride Lösungen (Kapitel 3.3), bei denen durch die Fusionierung mit weiteren Systemen dieses Problem gelöst wird. Davon ausgehend, dass im untersuchten ad-hoc Szenario kein GNSS Empfang möglich und weiterhin auch kein anderes Supplementär-System verfügbar ist, kann dieses Prinzip jedoch nicht ohne weiteres eingesetzt werden. Aufgrund des tech-

nischen Fortschritts im Bereich Inertialsensorik wurden in den letzten Jahren verschiedene Systeme, insbesondere auch für den Smartphone Bereich, präsentiert. Trotzdem besteht nach wie vor Forschungsbedarf sowohl auf der Seite der Algorithmik als auch auf der Seite der praktischen Evaluierung bereits konzipierter Lösungen. Die Mehrheit der Ansätze wird nur auf Basis einzelner Instanzen evaluiert, sodass eine Aussage zu einer Einsetzbarkeit in unterschiedlichen Szenarien nicht getroffen werden kann.

Aus der Analyse der bestehenden System ergibt sich, dass kein vorhandener Ansatz die Anforderungen der ad-hoc Lokalisierung ausreichend abdeckt. Bedarf besteht sowohl an neuen Systemkonzepten als auch an experimentellen Untersuchungen bereits konzipierter Ansätze.

4.1.3 Systemarchitektur

Der in dieser Arbeit verfolgte Ansatz besteht darin, am Ort des Geschehens ein selbstorganisierendes, drahtloses Sensornetzwerk auszubringen. Die Positionierung dieser ausgebrachten Infrastruktur (Ankerknoten) erfolgt auf Basis einer am Fuß getragenen IMU oder, falls verfügbar, auf Basis eines GPS Signals. Die Lokalisierung nachfolgender Personen im ausgebrachten Netzwerk erfolgt auf Basis von Prinzipien der Sensornetzwerklokalisierung. Nachfolgende Personen tragen einen Sensorknoten mit sich, der mit dem Netzwerk kommuniziert und seine eigene Position ermittelt. In diesem mobilen Knoten können verschiedene weitere Sensoren integriert sein, um eine Anwendung hybrider Lokalisierungsprinzipien zu ermöglichen. Neben einer Lokalisierung der Teilnehmer erlaubt das Netzwerk durch Multihop Kommunikation eine Weitergabe der Positionsinformationen zum Beispiel zu einem Einsatzleiter. Eine Visualisierung hilft dann bei der Koordinierung und logistischen Ablaufplanung von Einsätzen.

Abbildung 4.1 gibt einen Überblick über diese Architektur. Es sollen die in 4.1.1 erarbeiteten Anforderungen erfüllt werden.

Ziel dieser Arbeit ist, eine Bewertung dieses Konzeptes in Bezug auf die Anforderungen vornehmen zu können. Auf Basis dieser Architektur und in Bezug auf den Stand der Technik besteht demnach Forschungsbedarf an verschiedenen Stellen:

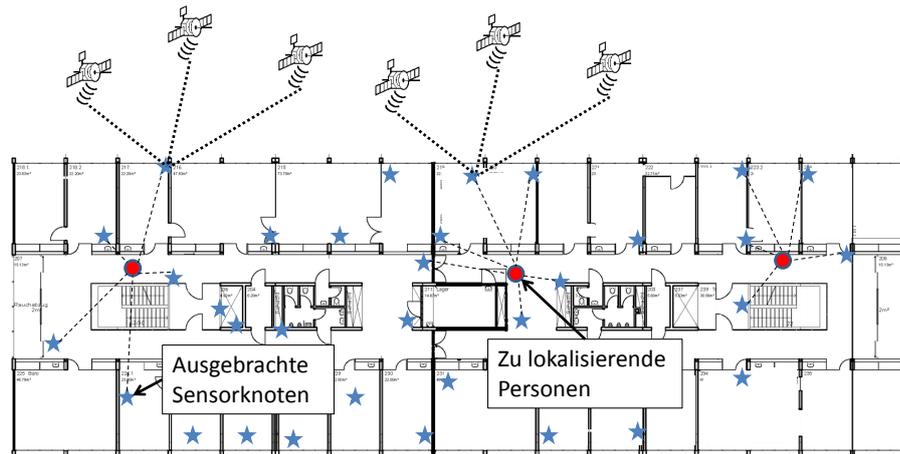


Abbildung 4.1: Systemarchitektur: Das ad-hoc Sensornetzwerk wird mittels Fußgängerinertialnavigation ausgebracht (teilweise ist der Empfang von GPS Signalen möglich); Personen werden lokalisiert und Positionen werden nach außen kommuniziert.

- Selbstorganisation in Sensornetzwerken: Automatischer Aufbau einer Kommunikationsstruktur beim Ausbringen des Sensornetzwerks.
- Lokalisierung durch Inertialsensor-Koppelnavigation.
- Lokalisierung im Sensornetzwerk unter realistischen Bedingungen.
- Datenfusion (IMU und Sensornetzwerk) zur hybriden Lokalisierung unter realen Bedingungen.
- Datenfusion mit Kartenmaterial.
- Lokalisierung auf Basis ungenau positionierter Ankerknoten und unter teilweise schlechter Verfügbarkeit.

4.1.4 Ansatz zur Untersuchung

Um aussagekräftige Ableitungen in Bezug auf das vorgeschlagene Systemkonzept treffen zu können, wird ein experimentelles Vorgehen gewählt. Durch einen gesamtsystemischen Aufbau wird das System ganzheitlich in Bezug auf die Anforderungen analysiert und der entwickelte Ansatz bewertet.

Hierzu wird das Konzept prototypisch soweit umgesetzt, dass reale Testdaten gewonnen werden können, auf deren Basis die Machbarkeit geprüft werden

kann. Weiterhin wird zusätzlich zur experimentellen Untersuchung auch eine Simulation konzipiert anhand derer Aspekte zu Skalierbarkeit und zur Übertragbarkeit getroffen werden können. Die Entwicklung von Algorithmen kann auf Basis realer Daten in Offline-Auswertungen erfolgen. Die gewählte Vorgehensweise erlaubt weiterhin die Trennung in Trainings- und Testdaten.

Um den Hardware Entwicklungsaufwand für die Sensornetzwerklokalisierung im Rahmen zu halten, wird das RSS Messprinzip (Kapitel 3.1.1) gewählt. Da die meisten Funkchips standardmäßig eine Empfangssignalstärke ausgeben, ist dafür kein weiterer Aufwand notwendig. Die Verwendung von RSS Distanzmessung ist jedoch für diese Arbeit nur exemplarisch zu sehen. Die Verwendung anderer Messprinzipien mit speziell angepasster Hardware wäre eine mögliche Fortführung der präsentierten Ansätze (Kapitel 10.2).

4.2 Experimental- und Demonstrationssystem

Durch die Entwicklung eines eigenen Hard- und Software Frameworks konnte eine spezifische Anpassung an die ermittelten Anforderungen erfolgen. Neben der Gewinnung von Experimentaldaten ermöglicht die Implementierung des Konzeptes auch die Demonstration. Als Basis-Plattform wurde ein Sensorknoten entwickelt. Die Software basiert auf einem frei verfügbaren ZigBee Stack (Texas Instruments ZStack¹). Für die inertialsensorbasierte Fußgängernavigation wurden insgesamt drei IMUs in das Sensornetzwerk integriert. Ebenfalls integriert wurde eine serverbasierte Backend-Lösung, die eine Anzeige der ermittelten Positionen an einer zentralen Stelle erlaubt.

Teile des entwickelten Systems wurden bereits dem Fachpublikum vorgestellt [212, 213, 218, 220, 229].

4.2.1 Sensorknoten

Für die Entwicklung der Sensorknoten konnte auf Erfahrungen aus dem am ITIV bearbeiteten Projekt ASS² zurückgegriffen werden [215]. Beiträge zur Hardware Entwicklung wurden im Rahmen von drei studentischen Arbeiten geleistet [187, 196, 198].

Analyse & Design

Als Designkriterien wurden die folgenden Punkte festgelegt:

- Kompatibilität mit TI ZStack ZigBee Stack, da dadurch auf vorige Arbeiten aufgebaut werden kann.
- Verwendung von Texas Instruments (TI) Chipsets soweit möglich (das ITIV kann durch eine Mitgliedschaft im TI University Program Chips zu reduzierten Preisen beziehen und auf den TI Support zurückgreifen).
- Insgesamt kostensparendes Design, um die Herstellung einer Anzahl an Sensorknoten zu ermöglichen.

¹www.ti.com/tool/z-stack

²Förderung durch Bundesministerium für Bildung und Forschung, F-Kennz. 02PK3013.

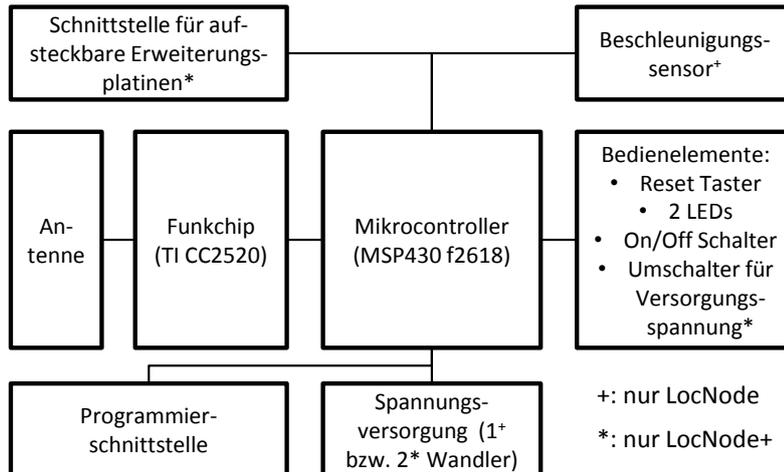


Abbildung 4.2: Design Sensorknoten.

- Modulare Erweiterbarkeit, um Anbindung von Zusatzmodulen (Inertialmesseinheit, Sensorik, Bedienelemente, ...) zu erlauben und flexibel für andere Anwendungen zu bleiben.

Abbildung 4.2 gibt eine Übersicht über den entwickelten Sensorknoten. Als Kernkomponenten wurden der Texas Instruments MSP430F2618 Low-Power Mikrocontroller und der CC2520 Funkchip gewählt. Verschiedene Bedienelemente ermöglichen ein geringes Maß an Benutzer-Interaktion. Um flexibel zu bleiben und trotzdem ein kleines Design bei geringen Kosten zu ermöglichen, wurden zwei verschiedene Versionen entworfen. Der ITIV LocNode, der auch über einen Beschleunigungssensor verfügt und mit einem 1-AAA-Batteriehalter in ein kleines Gehäuse passt, sowie der ITIV LocNode+, der durch eine zweigeteilte Steckerleiste die Ankopplung von einer oder zwei Erweiterungsplatinen für die Anbindung von Sensorik über digitale oder analoge Schnittstellen erlaubt. Beide Sensorknoten werden mit 2,4 V Betriebsspannung versorgt. Dazu ist ein Step-Up Wandler vorgesehen. Zusätzlich kann beim LocNode+ die Betriebsspannung durch einen Schalter auf 3,3 V umgeschaltet werden (Step-Up Wandler), falls die über die Erweiterungssteckerleiste angeschlossenen Peripheriemodule dies erfordern. Für den Hochfrequenzteil und die PCB-Antenne wurde auf das von TI bereitgestellte Referenz-Design zurückgegriffen.

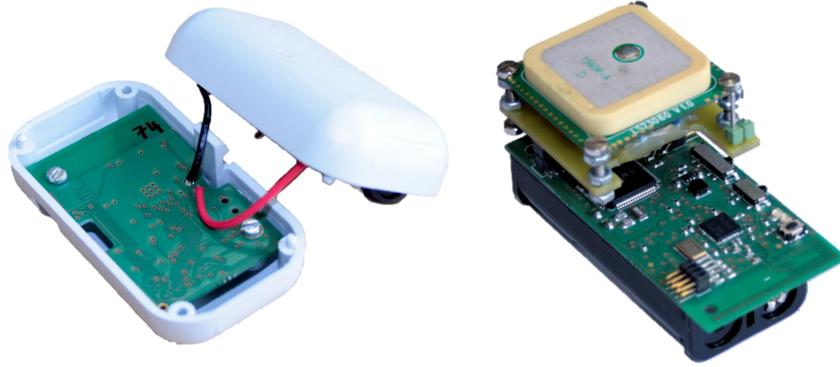


Abbildung 4.3: ITIV LocNode (in Gehäuse) und ITIV LocNode+ mit aufgestecktem GPS Modul.



Abbildung 4.4: Insgesamt wurden 35 Stück ITIV LocNodes, sowie 35 Stück ITIV LocNodes+ gefertigt.

Implementierung & Test

Beide Sensorknoten wurden zunächst prototypisch umgesetzt (Abbildung 4.3) und dann in einer Kleinserie am Institut für Prozessdatenverarbeitung und Elektronik (IPE) am KIT Campus Nord gefertigt (Abbildung 4.4).

Zum Aufzeichnen von Experimentaldaten sowie für die Offline-Auswertung und Algorithmenentwicklung wurde ein MicroSD Karten Erweiterungsmodul realisiert. Ebenfalls realisiert wurde ein GPS Modul. Neben einer Validierung der Funktion der einzelnen Komponenten wurde vor allem die Spannungsversorgung unter verschiedenen Lasten getestet. In einem Reichweitentest konnte eine Reichweite im Außenbereich (Sportplatz, Knoten auf Stativen in 1,2 m

Höhe) von circa 50 *m* ermittelt werden. Für den Stromverbrauch ergeben sich Werte im Bereich von 25 *mA* mit eingeschaltetem Transceiver Modul, 5 *mA* im Aktivmodus bei ausgeschaltetem Transceiver und 2 μA im Schlafmodus. Eine Untersuchung des Energieverbrauchs beim Versenden IEEE 802.15.4 konformer Datenpakete (Präambeln, CSMA Prozedur, ...) durch einen auf Basis derselben Chips aufgebauten Sensorknoten findet sich in [132].

Im Rahmen dieser Arbeit, sowie in zwei studentischen Arbeiten [187, 200] wurden verschiedene Ansätze zur autarken Energieversorgung der Sensorknoten durch Solarzellen untersucht und ein Konzept zum Maximum Power Point Tracking zum Patent [223] angemeldet und publiziert [222].

4.2.2 Sensoreinheiten zur inertialsensorbasierten Fußgänger- navigation

Für die Fußgängerinertialnavigation wurden mehrere IMUs verwendet und Sensoreinheiten aufgebaut. Insgesamt drei verschiedene Einheiten wurden auf Basis der folgenden IMUs entwickelt:

- Xsens MTi-G AHRS³
- Analog Devices ADIS16375⁴
- InvenSense MPU6050⁵

Ein Vergleich der ausgewählten IMUs in Bezug auf Genauigkeit und Preis mit weiteren am Markt verfügbaren Produkten ist in Tabelle 4.1 dargestellt. Beiträge zur Entwicklung wurden im Rahmen von drei Diplomarbeiten geleistet [186, 197, 208].

Analyse

Für die Anbindung der IMU an das Sensornetzwerk sowie für die Datensammlung wurden die folgenden Anforderungen definiert:

³www.xsens.com/en/general/mti-g

⁴www.analog.com/en/mems-sensors/mems-inertial-measurement-units/adis16375/products/product.html

⁵www.invensense.com/mems/gyro/mpu6050.html

Hersteller	Modell	Beschl. [mg]		Drehr. [$^{\circ}/s$]		Preis [EUR]
		Be-reich	Bias Stab.	Be-reich	Bias Stab.	
Analog Devices	ADIS16367	± 18	0,3	± 1200	0,01	500
Intersense	NavChip	± 11	0,05	± 2000	0,003	1500
InvenSense	MPU6050	± 16	<i>n/a</i>	± 2000	<i>n/a</i>	16
MEMSense	NANO IMU	± 10	30	± 1200	$\pm 1,5$	<i>n/a</i>
Sensordynamics	SD746	± 8	0,2	± 2048	5	<i>n/a</i>
STMicro	LSM330DLC	± 16	0,5	± 2000	0,2	5
Xsens	MTi	± 5	0,02	± 300	1	1750

Tabelle 4.1: Vergleich aktueller IMUs.

- Die Kommunikation mit dem Sensornetzwerk erfolgt durch die Anbindung eines Sensorknotens oder Integration eines Funkchips.
- Ein autarker Betrieb für mindestens 6 Stunden (Dauer eines Einsatzes, beziehungsweise eines Versuchs) ist gewährleistet.
- Eine Möglichkeit zur Lageberechnung ist integriert, da die Ressourcen des Sensorknotens hierfür nicht ausreichen.
- Das Gerät eignet sich sowohl für die Inertialnavigation als auch für andere inertialsensorbasierte Fußgängernavigationsansätze.

Da im wissenschaftlichen Umfeld in Bezug auf Fußgängerinertialnavigation die Xsens MTi-G IMU sehr weit verbreitet ist (z. B. [21, 22, 71, 125]) und die Integration/Kommunikation auf Basis des mitgelieferten Softwarepakets effizient realisierbar ist, wurde eine Xsens MTi-G beschafft. Im Laufe der Arbeit wurde weiterhin eine Proof-of-Concept Implementierung auf Basis der Analog Devices ADIS16375 High-End IMU sowie ein weiterer Aufbau auf Basis der seit Ende 2011 verfügbaren Invensense MPU6050 Low-Cost IMU vorgenommen.

Design Xsens MTi-G

Um die Xsens MTi-G ins Sensornetzwerk zu integrieren wurde diese mit einem LocNode+ Sensorknoten, einer Adapterplatine und einem 9 V Batterieblock kombiniert (Abbildung 4.5). Da die MTi-G bereit ein GPS Modul, einen Ma-

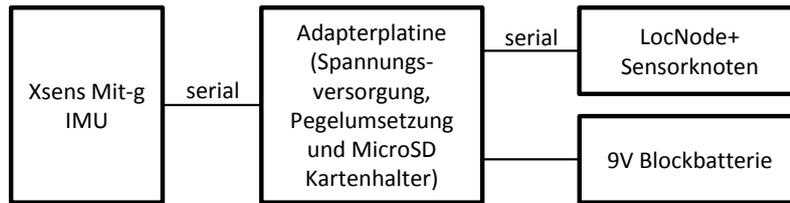


Abbildung 4.5: Design der Fußgänger-Koppelnavigation-Sensoreinheit auf Basis Xsens MTi-G.

gnetafeldsensor, einen Temperatursensor, sowie einen DSP zur Lageschätzung (AHRS) enthält, waren keine weiteren Komponenten nötig. Die Konfiguration des AHRS Moduls (Parametrierung und Auswahl der Datenquellen für die Lageschätzung) kann entweder durch die direkte Realisierung der entsprechenden Low-Level Kommunikation erfolgen oder vom PC aus vorgenommen und auf einem internen Speicher abgelegt werden. Die MTi-G muss dann vor der Verwendung nicht erneut konfiguriert werden sondern beginnt direkt mit dem seriellen Senden der Sensordaten und der aktuellen Lageschätzung.

Design Analog Devices ADIS16375

Die Analog Devices IMU wurde als Proof-of-Concept mit mehreren Sensoren zu einer Fußgänger-Koppelnavigation-Sensoreinheit kombiniert. Als Mikrocontroller wurde der Freescale K10/60 mit Cortex M4 Kern ausgewählt, da dieser Prozessor zusätzlich über eine DSP Einheit verfügt, die zur Datenfusion eingesetzt werden kann. Der MCU wurde als Teil eines Development Boards integriert, bei dem bereits verschiedene Bedienelemente integriert sind und durch welches das Entwicklungsrisiko minimiert werden sollte. Neben der ADIS16375 IMU wurde ein Barometer, ein Magnetfeldsensor, ein GPS Modul, sowie ein LocNode+ Sensorknoten zur Kommunikation mit dem Sensornetzwerk in das Design integriert (Abbildung 4.6). Die ADIS IMU wird ebenfalls bereits vor-konfiguriert geliefert und beginnt direkt nach Inbetriebnahme mit dem Senden der Sensordaten.

Design Invensense MPU6050

Aufbauend auf der im vorigen Abschnitt präsentierten Entwicklung wurde zuletzt eine weitere Sensoreinheit konzipiert, basierend auf der Low-Cost Inven-

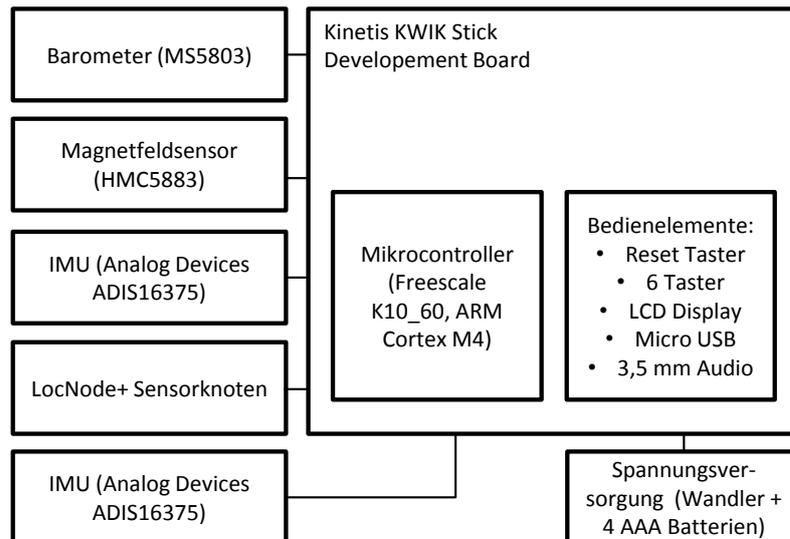


Abbildung 4.6: Design der Fußgänger-Koppelnavigation-Sensoreinheit auf Basis Analog Devices ADIS16375.

sense IMU. Die Einheit sollte miniaturisiert und speziell für einen Betrieb am Fuß ausgelegt sein. Der eingesetzte Mikrocontroller ST Microelectronics 32F103 mit Cortex M3 Kern bietet eine ausreichende Rechenleistung für die Durchführung einer Strapdown-Rechnung. Um den Einsatz in weiterführenden Projekten zu ermöglichen ist eine Bluetooth Schnittstelle vorgesehen, die zum Beispiel die Kommunikation mit einem Smartphone erlaubt. Neben der MPU6050 IMU enthält die Einheit einen Magnetfeldsensor, einen Barometer-Sensor sowie einen TI Transceiver Chip, der eine Kommunikation mit dem Sensornetzwerk ermöglicht (Abbildung 4.7).

Als Designalternative zum TI CC2530 ZigBee SoC kann durch Umlöten eines Brückenwiderstandes auch ein TI CC2570 ANT+⁶ Kommunikationschip verwendet werden. Diese Designalternative erlaubt für zukünftige Forschungsprojekte die Integration in ein ANT+ Netzwerk.

Implementierung und Test

Alle drei Sensoreinheiten wurden implementiert. Aufgrund der zeitlichen Abfolge dieser Arbeit sowie um eine Vergleichbarkeit mit anderen Arbeiten des

⁶Standard zur drahtlosen Kurzstreckenkommunikation, insbesondere für Smartphone Anwendungen.

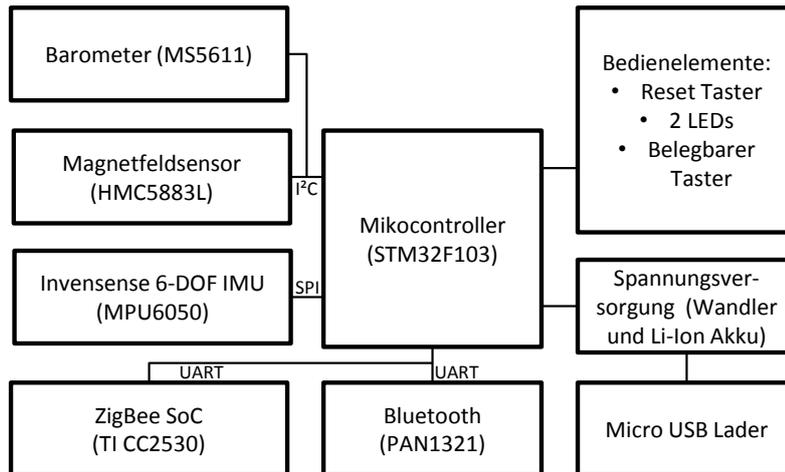


Abbildung 4.7: Design der Fußgänger-Koppelnavigation-Sensoreinheit auf Basis MPU6050 IMU von Invensense.

Standes der Wissenschaft zu erlauben, basiert ein Großteil der in Kapitel 5 präsentierten Auswertungen auf der Xsens MTi-G Sensoranordnung. Beide anderen Einheiten wurden als Proof-of-Concept umgesetzt, insbesondere die auf der MPU6050 IMU basierende Einheit wird in weiteren Projekten am ITIV eingesetzt. Alle Einheiten erlauben auch die Datenaufzeichnung am Computer beziehungsweise Laptop, sodass ohne weitere Embedded Programmierung Experimentaldaten gewonnen werden können.

Implementierung und Test Xsens MTi-G

Die IMU wurde in ein robustes Plexiglas Gehäuse eingebaut (Abbildung 4.8). Das Gehäuse erlaubt die Verwendung der IMU in einer Standard-Gürteltasche, welche an der Hüfte getragen werden kann. Die Kommunikation zwischen MTi-G und LocNode+ funktioniert unidirektional über die serielle UART Schnittstelle des MSP. Neben einem Funktionstest wurden die von der IMU bereitgestellten Daten einer umfassenden Analyse unterzogen (Kapitel 7.2) [186].

Implementierung und Test Analog Devices ADIS16375

Mit denselben Abmessungen wie das im vorangegangenen Abschnitt beschriebene Gehäuse für die MTi-G wurde auch für die auf der ADIS IMU basierenden Inertialsensoreinheit ein Plexiglas Gehäuse für die Anwendung in einer



Abbildung 4.8: Realisierung der Xsens MTi-G Sensoreinheit.

Gürteltasche realisiert (Abbildung 4.9). Für die Anbindung der Sensoren an den Mikrocontroller wurden SPI, I²C und serielle Schnittstellen genutzt. Die Realisierung der entsprechenden Firmware erfolgte auf Basis des Freescale Betriebssystemes MQX⁷ und der integrierten Code Beispiele. Die Ansteuerung des LocNode+ Sensorknotens erfolgt über die serielle Schnittstelle und wurde in das umgesetzte Framework (Kapitel 4.2.3) integriert [197].

Implementierung und Test Invensense MPU6050

Die Realisierung der Invensense MPU6050 erfolgte auf einer einzelnen Platine. Ein circa $2 \times 2 \times 3 \text{ cm}^3$ großes Gehäuse für Platine und Akku wurde im Rapid Prototyping Verfahren durch selektives Lasersintern hergestellt (Abbildung 4.10). Das Gehäuse führt beide Taster und beide LEDs nach außen und kann durch einen Clip am Schnürsenkel befestigt werden.

Die Implementierung der Firmware erfolgte auf Basis einer aus einem anderen Projekt vorhandenen Grundstruktur. Da die IMU durch einen Lötprozess auf der Platine befestigt wurde, war nach der Montage eine Kalibrierung der Biase und Gainfaktoren der einzelnen Sensoren erforderlich. Der Beschleunigungssensor wurde gegen die Erdbeschleunigung kalibriert, der Magnetsensor wurde durch Bewegung in alle Richtungen kalibriert. Für den Drehratensensor

⁷www.freescale.com/mqx

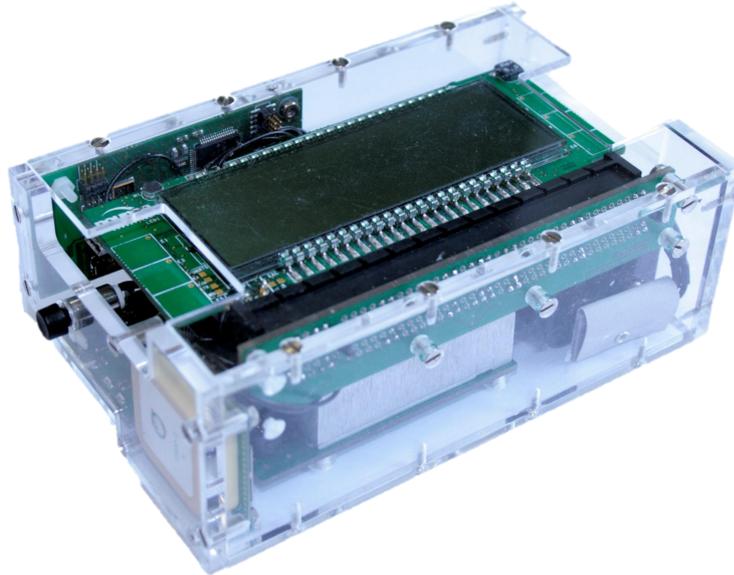


Abbildung 4.9: Realisierung der ADIS Sensoreinheit.

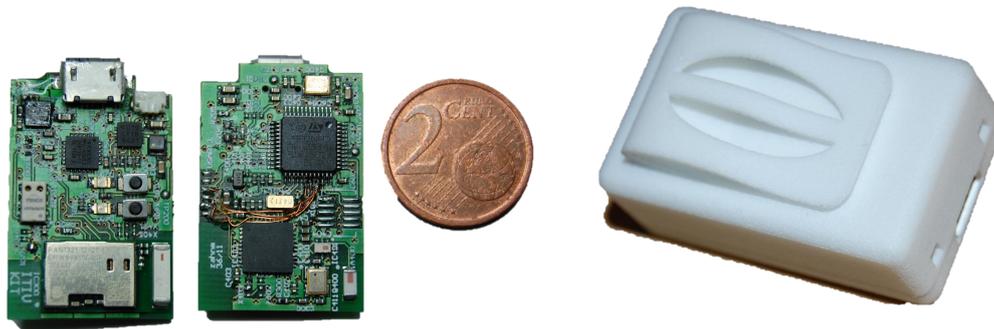
konnte in Ermangelung geeigneten Messequipments nur eine Kalibrierung des Bias durch Halten des Sensors in der Ruheposition vorgenommen werden. Es kann davon ausgegangen werden, dass in der Kalibrierung weiteres Potential für Optimierungen vorhanden ist [208].

4.2.3 Zigbee Framework zur Lokalisierung

Neben der Hardware wurde ein entsprechendes Software Framework umgesetzt, um die beabsichtigte Anwendung im Sensornetzwerk realisieren zu können. Beiträge dazu wurden im Rahmen mehrerer studentischer Arbeiten geleistet [180, 181, 184, 186, 196, 197].

Analyse: Anforderungen und benötigte Funktionen

Ziel der Entwicklungsarbeit war die Umsetzung eines Sensornetzwerk Frameworks, das auf der einen Seite die entsprechende Netzwerkfunktionalität bereitstellt und auf der anderen Seite eine flexible Lokalisierung auf Basis von RSS Messungen ermöglicht. Insbesondere soll das Netzwerk auch die Aufzeichnung von Experimentaldaten für eine Offline-Evaluierung von Lokalisierungsalgorithmen erlauben.



(a) Platine.

(b) Gehäuse.

Abbildung 4.10: Realisierung MPU6050 Sensoreinheit (links) und Gehäuse (rechts).

Für die Netzwerkarchitektur ergeben sich aus der Anwendung daher verschiedene Anforderungen:

- Multihop Kommunikation zur Abdeckung größerer Gebäude.
- Bidirektionale Kommunikation zwischen einzelnen Netzwerkteilnehmern.
- Selbstorganisation beim Ausbringen.
- Robustheit gegenüber Ausfällen einzelner Knoten.
- Skalierbarkeit in Anzahl der am Netzwerk beteiligten Knoten und abzudeckendem Gebiet.
- Unterschiedliche Topologien auch mit mobilen Netzwerkteilnehmern möglich.

Neben diesen Netzwerkfunktionen muss das Framework weitere Funktionen für die Lokalisierung bereitstellen:

- Skalierender Datenaustausch für RSS Lokalisierung.
- Flexible Lokisierungsalgorithmen.
- Möglichkeit zur Interaktion mit einer zentralen Benutzerschnittstelle.
- Möglichkeit zur Anbindung einer externen Fußgänger-Koppelnavigations-einheit.

Um möglichst effizient zu einer funktionsfähigen Netzwerkkonstruktion zu kommen, sollte auf bestehende und getestete Stacks zurückgegriffen werden. Neben dem von Texas Instruments angebotenen ZStack ZigBee Stack wurden verschiedene weitere Alternativen in Betracht gezogen. Alle Alternativen sind entweder direkt für den ausgewählten TI MSP430 verfügbar oder könnten mit überschaubarem Aufwand portiert werden:

Der *SimpliciTI Stack*⁸ wird von TI angeboten und ist ein proprietärer und vereinfachter Stack hauptsächlich für Sensornetzwerke in Stern Topologie. Eine Multihop Kommunikation funktioniert nur durch Repeater und ist damit nicht skalierbar für größere Netzwerke. SimplicitiTI setzt ebenfalls auf IEEE 802.15.4 auf und ist mit einem rudimentären ereignisbasierten Betriebssystem für den MSP430 verfügbar. Insbesondere da die Multihopfähigkeit und Skalierbarkeit jedoch nicht vernachlässigbare Anforderungen sind, müssten eine Anpassung und möglicherweise die Portierung eines separaten Routingprotokolls erfolgen. Dies wäre sehr aufwändig.

Basierend auf dem Open Source Betriebssystem für Sensornetzwerke *TinyOS*⁹ ist eine Bandbreite an verschiedenen Stacks und Routingprotokollen verfügbar. Da der verbreitete TelosB Sensorknoten ebenfalls aus einem TI MSP MCU und einem Chipcon Funkchip aufgebaut ist, gibt es auch eine Reihe von Portierungen für den MSP¹⁰. Die Qualität der verschiedenen Implementierung kann jedoch nicht immer geprüft werden, sodass der für die Entwicklung einer darauf basierenden Applikation erforderliche Testaufwand voraussichtlich höher wäre. Ebenfalls sind viele der verfügbaren Protokolle mit Fokus auf Spezialanforderungen in Bezug auf verschiedene Forschungsfragen entwickelt und müssten zur Verwendung in der beabsichtigten Lokalisierungsanwendung noch angepasst werden.

Ebenfalls möglich wäre die Verwendung des zweiten in Forschungsgruppen weitverbreiteten Betriebssystems für Sensornetzwerke *Contiki*¹¹. Portierungen des Systems existieren für verschiedene MSP430 Varianten und Chipcon Funkchips, sodass eine Anpassung ohne allzu großen Aufwand möglich sein sollte. Allerdings gelten auch hier dieselben Argumente bezüglich eines wesentlich

⁸www.ti.com/tool/simpliciti

⁹www.tinyos.net/

¹⁰Google Code Projekt: <http://code.google.com/p/tinyos-main/>

¹¹www.contiki-os.org/

höheren Testaufwands bei der Verwendung der angebotenen Routingprotokolle. Vorteil bei der Verwendung einer der beiden Open Source Betriebssysteme wäre der offene Quelltext, der alle denkbaren Modifikationen erlauben würde.

Der *TI ZStack*¹² ist ein vollständig dem ZigBee Standard entsprechender Protokoll Stack. TI bietet die Möglichkeit den ZStack als Teil eines ereignisbasierten Betriebssystems für den MSP430 frei herunterzuladen. Funktionen zum Multihop Routing, zum flexiblen und skalierbaren Netzwerkaufbau, sowie zur komfortablen Umsetzung von Applikationen sind bereits vorgesehen. Nach einer anwendungsspezifischen Konfiguration des Netzwerks erfolgt die Realisierung einer Applikation durch die Umsetzung eines ZigBee Device Objects. Nachteil einer Verwendung des ZStacks ist, dass die Netzwerkprotokolle nur als vorkompilierte Bibliotheken eingebunden werden können und damit nicht im Quelltext verfügbar sind. Die Implementierung der Netzwerkschicht ist zwar standardkonform, jedoch nicht quelloffen und damit nur im Rahmen vorgegebener Einstellmöglichkeiten anpassbar.

Weitere Alternativen sind mit wesentlich höherem Aufwand verbunden und wurden daher im Rahmen dieser Arbeit nicht näher betrachtet. Für die Umsetzung der Netzwerkarchitektur wurde der ZStack ausgewählt, insbesondere weil damit das geringste Entwicklungsrisiko verbunden war und am ITIV bereits aus weiteren Projekten Erfahrungen vorhanden waren. In Kauf genommen wurde damit jedoch, dass die Netzwerkarchitektur nur noch innerhalb relativ enger Grenzen konfigurierbar ist.

Design Netzwerkarchitektur und Lokalisierungsapplikation

Für das ZigBee Netzwerk wird ein eigenes Stackprofil, sowie eine zufällig gewählte Netzwerk ID verwendet, um Schwierigkeiten mit anderen am Einsatzort vorhandenen ZigBee Netzwerken zu vermeiden. Um die Verwendung eines Mesh-Netzwerks zu erlauben, werden alle Knoten im Netzwerk als ZigBee Router konfiguriert. Die Adressierung erfolgt über eine nach dem Netzwerkstart vom Koordinator zugeteilte Netzwerkadresse, da die Vorkonfiguration des Adressraumes keine Vorteile in Bezug auf die Anwendung hätte. Auf die Verwendung von Schlaf-Modi und die Festlegung entsprechender Synchronisierungen wurde verzichtet, da Energiesparen nicht das vorwiegende Ziel in der

¹²www.ti.com/tool/z-stack

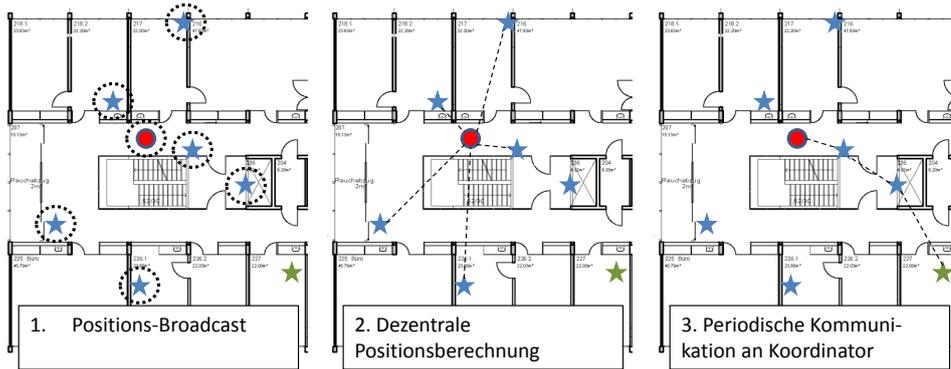


Abbildung 4.11: Konzept Lokalisierungsapplikation: Ankerknoten mit bekannter Position (blau) senden Broadcast-Nachrichten, mobile Knoten (rot) berechnen ihre Position und kommunizieren sie an den Koordinator (grün).

Anwendung ist. Aus einer überschlagenen Energieabschätzung, sowie im Experiment ergibt sich eine Laufzeit von über 12 h bei ständig aktivem Funkchip unter Verwendung des LocNode Sensorknotens mit einer AAA Batterie.

Die Lokalisierungsapplikation wird als Application Object ausgeführt. Um eine Skalierbarkeit für größere Netzwerke zu erlauben, wird die prinzipielle Kommunikation durch Broadcasts erreicht, sodass keine bidirektionale Kommunikation zwischen allen Netzwerkteilnehmern nötig ist. Jeder Teilnehmer im Netzwerk sendet periodisch seine eigene Position sowie optional eine Unsicherheitsinformation (zum Beispiel Positionskovarianz) per Broadcast an alle anderen Knoten in Reichweite (Broadcast Messages). Jeder Knoten unterhält eine Datenbank seiner Nachbarn sowie der Signalstärken der letzten von diesen Nachbarn erhaltenen Pakete. Die Lokalisierung erfolgt dezentral auf jedem Knoten basierend auf den jeweils aktuellen Nachbarn und deren Signalstärken, sowie möglicherweise der Position zum vorherigen Zeitschritt (Tracking Ansätze). Das Application Object erlaubt die Umsetzung verschiedener Lokalisierungsalgorithmen, die auf dieser Basis arbeiten. Darüber hinaus sendet jeder Knoten per Multihop Nachricht seine Position sowie eine Liste der aktuell in Reichweite befindlichen Nachbarknoten an den Netzwerkkoordinator (gewählte Bezeichnung: Property Message). Durch die dezentrale Positionsschätzung und Übermittlung ist die Positionsschätzung sowohl im mobilen Gerät als auch zentral verfügbar. Der Ablauf ist in Abbildung 4.11 dargestellt.

Die Zeitintervalle für Property und Broadcast Messages können flexibel

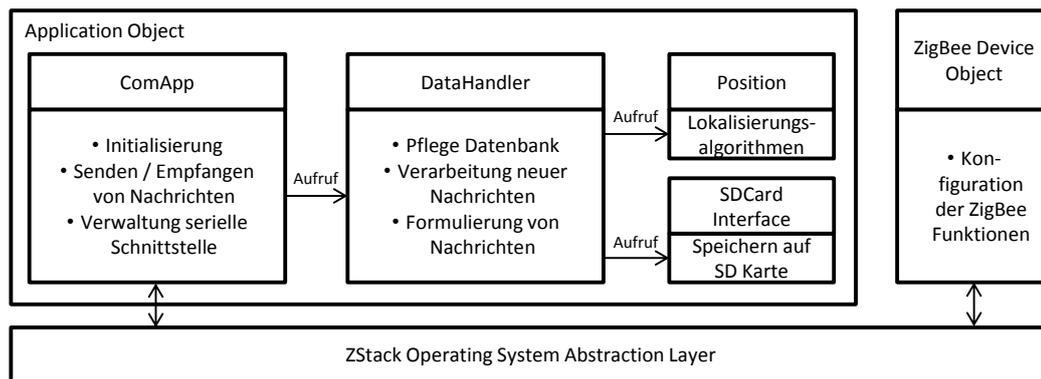


Abbildung 4.12: Realisierung ZigBee Lokalisierungsapplikation in Texas Instruments ZStack.

sein. Da sowohl mobile Knoten als auch stationäre Knoten im Prinzip dieselben Funktionen haben, wird für die Lokalisierungsapplikation nicht zwischen beiden unterschieden. Daneben sieht das Application Object die Anbindung einer SD Karte vor, auf die regelmäßig der Inhalt der gesamten Datenbank geschrieben wird, sodass eine Protokollierung zur späteren Offline-Auswertung erfolgen kann, ohne das Netzwerk sehr stark zu belasten. Die Anbindung weiterer Sensoren erfolgt ebenfalls in diesem Application Object. Falls eine serielle Schnittstelle verfügbar ist, kann eine serielle Kommunikation mit einem externen Gerät zur Visualisierung der Positionsinformationen (z. B. Webanwendung zur Benutzerinteraktion, Kapitel 4.2.4) sowie zur Steuerung des Netzwerks, hergestellt werden. Für das Senden weiterer Nachrichten - zum Beispiel vom Koordinator zu einzelnen Netzwerkteilnehmern - sind Request Message und Error Message als weitere Nachrichtentypen definiert.

Implementierung und Test des Netzwerks

Für die Realisierung der Netzwerkfunktionalitäten wird das ZigBee Device Object entsprechend konfiguriert. Die entsprechenden Funktionen für die Kommunikation im Netzwerk können dann durch die vom ZStack Betriebssystem bereitgestellten Schnittstellen verwendet werden.

Die Realisierung der Lokalisierungsapplikation ist modulbasiert (Abbildung 4.12). Im ComApp Modul werden die Applikation initialisiert und alle ankommenden Nachrichten verwaltet. Weiterhin stellt das ComApp Modul die Kommunikation mit dem Betriebssystem und dem ZStack sicher. Im Data-

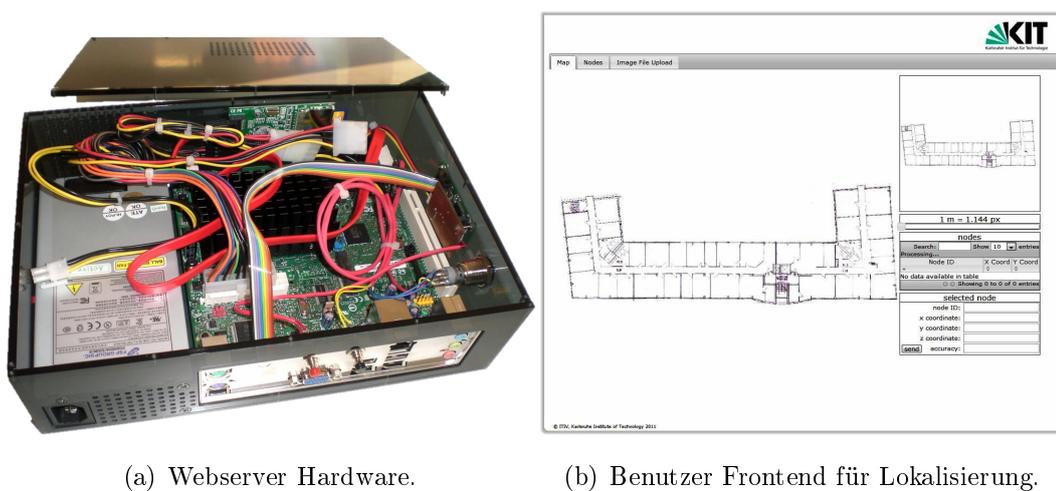
Handler Modul wird die Pflege der Datenbank realisiert sowie die entsprechende Formulierung der Property und Broadcast Messages umgesetzt. Die Datenbank wird dabei als Ringbuffer behandelt, in dem jeweils die Signalstärke der letzten Pakete gespeichert wird, um eine Mittelwertbildung zu erlauben. Die Kalkulation des eigentlichen Lokalisierungsalgorithmus erfolgt im Position Modul. Hierfür werden verschiedene einfache Funktionen wie zum Beispiel eine Matrixinversion zur Verfügung gestellt. Daneben kann vom DataHandler Modul auch eine SD Karte angesteuert werden. Aufgrund des relativ großen und zur Laufzeit variablen Speicherbedarfs des ZStacks sind nur relativ kleine Nachbar-Datenbanken möglich, obwohl bei der Implementierung der Applikation auf eine optimale Speicherausnutzung geachtet wurde. In den meisten durchgeführten Versuchen wurde eine Datenbankgröße von 48 Sensorknoten verwendet.

Der Ablauf des ComApp Hauptprogramms ist ereignisbasiert. Die Initialisierung findet statt sobald der Sensorknoten einem Netzwerk beigetreten ist. Dann lösen regelmäßige Timer das Senden von Broadcast und Property Messages aus. Ankommende Broadcast und Property Messages werden im DataHandler Modul verarbeitet; ankommende Error oder Request Messages werden direkt im ComApp Modul verarbeitet. Weitere Events, wie zum Beispiel ein synchroner Start der Aufzeichnung auf der SD Karte, können mit Tasten oder gesetzten Flags in eingehenden Nachrichten verbunden werden.

Die Verifikation der ZigBee Stack Konfigurationen erfolgte mit einem Packet Sniffer, die Validierung der Lokalisierungsapplikation auf Basis von Versuchen in kontrolliertem Umfeld.

Update im ZStack

Während der Arbeit wurde durch TI eine neue Z-Stack Version veröffentlicht, bei der verschiedene Bugs korrigiert wurden. Die umgesetzte Applikation wurde daraufhin auf die neue Version portiert. Da in der neuen Version unterschiedliche Offsets bei der Ausgabe der Signalstärke definiert wurden, resultiert von dieser Versionsänderung jedoch auch eine Änderung in den aufgezeichneten Signalstärkewerten. Für diese Arbeit wurde der Offset für die aufgezeichneten Signalstärken in den ersten drei Experimenten jeweils entsprechend korrigiert, um eine Vergleichbarkeit zu ermöglichen.



(a) Webserver Hardware.

(b) Benutzer Frontend für Lokalisierung.

Abbildung 4.13: Realisierung Visualisierung: Webserver Hardware (links) und Benutzer Frontend (rechts).

4.2.4 Webanwendung zur Benutzerinteraktion

Um das Sensornetzwerk zur Laufzeit steuerbar zu machen sowie um die Positionsinformationen zu visualisieren, wurde eine Webanwendung konzipiert und umgesetzt (Abbildung 4.13). Beiträge dazu wurden im Rahmen zweier studentischer Arbeiten geleistet [184, 205]. Der aufgebaute Demonstrator wurde auf der IPIN Konferenz dem Fachpublikum vorgestellt [220]. Zielanwendungsszenarien sind hierbei beispielsweise Einsätze, in denen ein oder mehrere Einsatzleiter auf die Positionsinformationen der Sensorknoten im Netzwerk zugreifen und mit dem Netzwerk interagieren möchten. Um dies zu ermöglichen, wurde eine Multi-Benutzer-Schnittstelle in Form einer Webanwendung konzipiert. Physikalisch wird der Server dazu per serieller Schnittstelle mit dem ZigBee Koordinator verbunden. Eine Umsetzung des Servers als Hardware-Demonstrator erfolgte auf Basis eines MiniITX Mainboards mit Intel Atom Prozessor, einem SD-Kartenspeicher sowie einem LocNode+ Sensorknoten in einem Plexiglas Gehäuse (Abbildung 4.13, links).

Auf diesem portablen PC läuft ein Apache Webserver. Durch eine Anbindung an ein (drahtloses) lokales Netzwerk (LAN beziehungsweise WLAN) kann auf den Webserver zugegriffen und das Sensornetzwerk gesteuert werden. Die bidirektionale Kommunikation mit dem Sensornetzwerk ist über die serielle Schnittstelle des ZigBee Koordinators realisiert. Die Schnittstelle auf

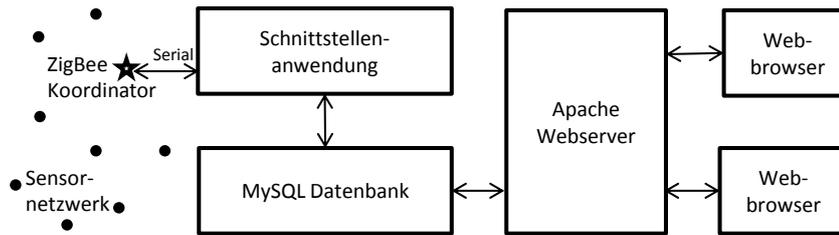


Abbildung 4.14: Aufbau Webanwendung zur Realisierung.

Sensornetzwerkseite wird in Kapitel 4.2.3 erklärt. Auf Serverseite ist hierzu eine Schnittstellenanwendung umgesetzt, die vom Sensornetzwerk kommende Positionsinformationen in einer MySQL Datenbank hält und pflegt. Änderungen aus dem Sensornetzwerk (Positionsänderungen von Netzwerkteilnehmern) werden direkt in die Datenbank übernommen. Der Webserver kann direkt auf die Datenbank zugreifen und neue Positionsinformationen schreiben. Sobald von der Schnittstellenapplikation eine Änderung in der Datenbank festgestellt wird, wird eine entsprechende serielle Nachricht an den ZigBee Koordinator erzeugt, der die Positionsänderung an den entsprechenden Knoten im Sensornetzwerk weitergibt (Abbildung 4.14).

Das Web-Frontend (Abbildung 4.13 rechts) der Applikation ist ähnlich wie der QinetiQ Person Locator [34] aufgebaut. Zur Anzeige der Positionsinformationen kann eine Karte in den Hintergrund geladen werden. Die Anzeige der Karte erfolgt im Hauptfenster und ist zoom-bar. Daneben gibt es im rechten Teil eine Übersichtskarte, eine Liste der aktuell im Netzwerk adressierbaren Sensorknoten sowie ein Formular, um Daten in die Datenbank zu schreiben, beziehungsweise mit dem Sensornetzwerk zu kommunizieren. Auf diese Weise können insbesondere auch neue Positionen der Ankerknoten gesetzt werden, sofern hierzu manuelle Messungen vorliegen. Weiterhin ist es ebenfalls möglich, diese neuen Positionen durch Verschieben der Sensorknoten per Drag-and-Drop direkt auf der Karte zu setzen und über den ZigBee Koordinator in das Sensornetzwerk zu kommunizieren. In weiteren Reitern kann eine ausführlichere Liste der verfügbaren Knoten angezeigt werden sowie eine andere Karte hochgeladen werden. Der Nullpunkt der Karte ist, wie im Scalable Vector Graphic (SVG) Standard vorgesehen, auf die obere linke Ecke der Karte festgelegt. Die Einstellung des Maßstabs der Karte erfolgt per Schieberegler (Pixel zu Metern).

4.3 Untersuchung und Experimentdesign

Neben verschiedenen Vorab-Versuchen zur Verifikation und Validierung der entwickelten Soft- und Hardwarekomponenten wurde im Rahmen der Arbeit ein Versuchsdesign zur Untersuchung der ad-hoc Lokalisierung konzipiert sowie Versuche in unterschiedlichen Umgebungen durchgeführt. Ziel der Versuche war die möglichst realitätsnahe Untersuchung des entwickelten Systems.

4.3.1 Anforderungen an Versuche

Auf der einen Seite sollten die durchgeführten Experimente eine Aussage in Bezug auf das Szenario erlauben. Auf der anderen Seite sollte ausreichend von der Anwendung abstrahiert werden, um möglichst reproduzierbare Resultate zu liefern und allgemeingültige Auswertungen zu erlauben. Unterschiedliche Umgebungs-, Design- und weitere Parameter haben potentiell einen Einfluss auf die RSS Lokalisierung beziehungsweise auf die inertialdatenbasierte Lokalisierung:

- Größe, Gewicht, Kleidung der zu lokalisierenden Person, Position der IMU und des mitgeführten Sensorknotens am Körper.
- Anzahl der Ankerknoten und Dichte des Ankerknotennetzwerks.
- Umfang des abzudeckenden Einsatzgebietes/Gebäudes.
- Geometrie und Substanz des betrachteten Gebäudes.
- Umgebungsbedingungen wie Temperatur, Luftfeuchte, weitere Personen vor Ort, ...
- Art und Güte der verwendeten Sensorik.

Verschiedene dieser Parameter führen insbesondere im Hinblick auf einige der anvisierten Anwendungen (Feuerwehrlaute, Sicherheitskräfte, ...) zu stark nicht-deterministischen Effekten und zu sehr großen Variationsmöglichkeiten. Für eine statistisch signifikante Aussage in Bezug auf alle Parameter wäre eine sehr große Anzahl von Versuchen in verschiedenen Umgebungen notwendig. Ebenfalls wäre die Durchführung von realen Experimenten in einigen Zielszenarien auch aus Gründen der Praktikabilität nicht möglich.

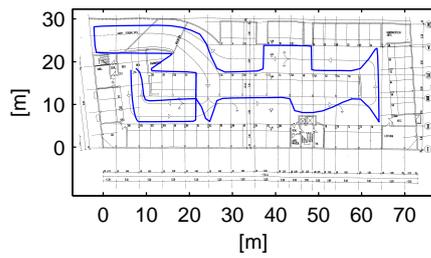
Um den möglichen Designraum einzuschränken und eine Fokussierung zu erlauben, wurden daher bereits in einem relativ frühen Stadium der Arbeit möglichst konkrete Forschungsfragen definiert beziehungsweise zu untersuchende Parameter selektiert. Für eine fundierte Aussage zu Machbarkeit des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Konzeptes unter Berücksichtigung der gesetzten Rahmenbedingungen (Zeit, Aufwand bei der Versuchsdurchführung, ...) wurden die folgenden Fragen als besonders relevant identifiziert:

- Auswirkung der Ankerknotendichte, sowie von Ausfällen im Ankerknotennetzwerk.
- Auswirkung unterschiedlicher Gebäudegeometrien.
- Erzielbare Lokalisierungsgenauigkeit mit unterschiedlichen Lokalisierungsansätzen und auf Basis unterschiedlicher Datenquellen (RSS- oder Inertialdaten beziehungsweise hybride Lokalisierungsansätze) .
- Auswirkung teilweise unbekannter Ankerknotenpositionen.

Insbesondere auch unter Berücksichtigung des nötigen Aufwands wurde im Rahmen dieser Arbeit von weiteren möglichen Variationsmöglichkeiten abstrahiert.

4.3.2 Versuchsdesign

Um eine Untersuchung der im vorangegangenen Abschnitt abgeleiteten Fragen zu erlauben, wurden Versuche in unterschiedlichen Umgebungen (Gebäuden und Freiflächen) durchgeführt. Für die Untersuchung der erzielbaren Lokalisierungsgenauigkeiten wurden alle verschiedenen verfügbaren Datenquellen (Sensornetzwerk, Inertialmesseinheit) aufgezeichnet, um dann in einer Offline-Untersuchung unterschiedliche Lokalisierungsalgorithmen anwenden und weiterentwickeln zu können. Der Ablauf eines Versuchs war dabei wie folgt: Zunächst wurden alle verfügbaren Ankerknoten im zu untersuchenden Bereich ausgebracht und die Broadcast Funktion aktiviert. Dann wurden von einer Testperson verschiedene Trajektorien abgegangen. Die Testperson wurde dazu sowohl mit einer an der Hüfte in einer Fototasche getragenen Inertialmesseinheit als auch mit mehreren Sensorknoten an unterschiedlichen Positionen

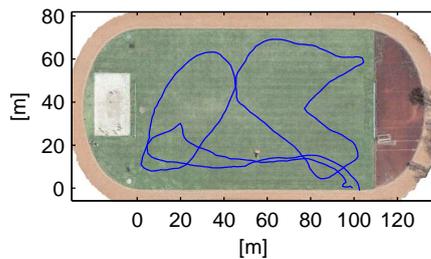


(a) Tiefgarage.

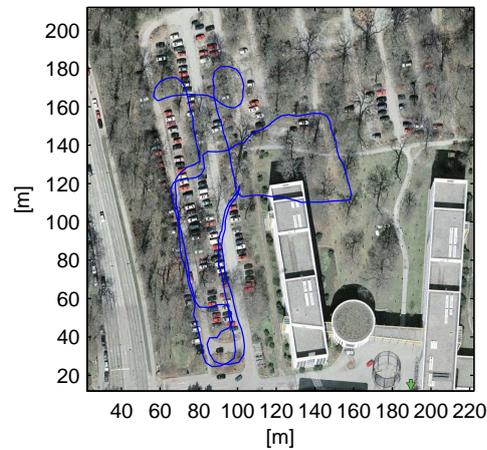


(b) ITIV Gebäude Engesserstraße.

Abbildung 4.16: Innenraum Versuchsumgebungen und Beispieltrajektorien (blau) in Tiefgarage und ITIV Institutsgebäude auf dem Campus.



(a) Sportplatz.



(b) Waldparkplatz.

Abbildung 4.17: Außenbereich Versuchsumgebungen und Beispieltrajektorien (blau) auf Sportplatz und Waldparkplatz.

Herangehensweise erlaubt die effiziente Untersuchung eines Großteils der o. g. Freiheitsgrade, ohne jeweils eine Vielzahl an unterschiedlichen Experimenten durchführen zu müssen. Der gewählte Ansatz stellt damit einen Kompromiss zwischen einem Einsatz des Systems in der realen Anwendung und einer reinen Laboruntersuchung dar. Von der realen Anwendung wird abstrahiert, um eine effiziente Durchführung von Versuchen zur Datensammlung zu erlauben. Damit wird die Gewinnung eines sehr umfangreichen Experimentaldatensets ermöglicht, das aussagekräftige Ableitungen in Bezug auf einen Großteil der identifizierten Freiheitsgrade erlaubt.

Insgesamt werden für die Auswertungen in der vorliegenden Arbeit zehn

Ort	Runs [#]	Zeit [min]	Strecke [km]	Pakete [#]	IMU [Hz]	WSN [Hz]	Anker [#]
a ITIV VP	5	47	1,82	885k	x	4	62
b Sportplatz	9	78	5,69	1.009k	10	4	62
c ITI Gebäude	6	26	1,53	749k	100	4	62
d ITIV VP	8	74	3,19	2.182k	100	4	61
e Sportplatz	9	63	4,39	1.122k	100	4	62
f Waldparkplatz	7	98	5,81	3.692k	100	4	62
g Tiefgarage	13	56	3,67	2.324k	100	4	58
h ITIV Campus	8	46	2,29	643k	100	2	62
i ITIV Campus	10	49	2,78	1.767k	100	4	60
j ITIV Campus	10	47	2,73	1.803k	100	4	60
<i>Gesamt</i>	85	586	33,91	16.180k	-	-	-

Tabelle 4.2: Statistik der durchgeführten Versuche.

Versuche (alphabetisch nummeriert) in den sechs Umgebungen berücksichtigt. Tabelle 4.2 gibt einen Überblick über die durchgeführten Versuche. In einer Gesamtzeit von knapp zehn Stunden wurden über eine Strecke von 34 *km* mehr als 16 Millionen RSS-Pakete aufgezeichnet. Aufgrund der zeitlichen Reihenfolge der durchgeführten Entwicklungsarbeiten werden für die Datenauswertungen hauptsächlich Inertialdaten der XSens IMU zugrunde gelegt - es sei denn es wird explizit darauf hingewiesen.

In Bezug auf den Stand der Technik sowohl im Bereich der Personenlokalisierung in Sensornetzwerken (Kapitel 3.1) als auch im Bereich der inertialsensorbasierten Personennavigation (Kapitel 3.2) ist das gewählte Versuchsdesign sowie der Umfang der durchgeführten Versuche einzigartig.

4.4 Simulationsumgebung

Zentrales Thema dieser Arbeit ist die systemische Untersuchung der Machbarkeit einer Personenlokalisierung in ad-hoc Szenarien (Kapitel 4.1). Es wird ein experimenteller Ansatz verfolgt, bei dem auf Basis eines prototypischen Systems Daten gewonnen werden, die in einer Offline-Untersuchung evaluiert werden. Durch diese Herangehensweise lässt sich, wie im vorangegangenen Ka-

pitel dargestellt, bereits ein Großteil der relevanten Fragestellungen anhand experimentell gewonnener Daten untersuchen. Verschiedene Teilaspekte des entwickelten Systemkonzepts können jedoch durch die Auswertung von Experimenten nur bedingt abgebildet werden:

- *Wechselnde Topologien*: Die Untersuchung unterschiedlicher Topologien ist durch Ausblenden einzelner Knoten auf Basis der realen Daten möglich. Eine Untersuchung einer Vielzahl verschiedener Topologien mit vielen Knoten wäre experimentell sehr aufwändig (jeweils neues Experiment mit neuer Referenz).
- *Skalierbarkeit*: Die limitierte Gesamtzahl an Sensorknoten verhindert Experimente mit sehr großen Instanzen. Ebenfalls ist eine Untersuchung des Verhaltens für mehrere zu lokalisierende Personen schwierig, da die Gewinnung einer Referenz sehr aufwändig ist.
- *Einfluss von Personen auf Signalstärkelokalisierung*: Reproduzierbare Versuche um den Einfluss von Personen evaluieren zu können, sind nur unter sehr hohem Aufwand realisierbar. Es wären viele Wiederholungen nötig, da jeder experimentelle Datensatz jeweils nur eine mögliche Realisierung der zufälligen Bewegung von Personen ist.
- *Zufallseinflüsse beim Ausbringen der Ankerknoten*: Jede mit der entwickelten Fußgänger-Koppelnavigation-Sensoreinheit gegangene Trajektorie resultiert in nur einer Realisierung bezüglich IMU Sensorfehler durch Rauschen und Bias (Kapitel 2.2).

Um diese Aspekte ebenfalls untersuchen zu können, muss ergänzend zur Durchführung von Experimenten eine simulative Untersuchung erfolgen. Wie in Kapitel 3.1.4 dargestellt, existieren verschiedene Ansätze und Werkzeuge für die Simulation von Sensornetzwerken. Zunächst wurde im Rahmen dieser Arbeit daher die Verwendung eines bestehenden Simulationswerkzeugs angedacht. Da jedoch keines der verbreiteten Werkzeuge ohne großen Zusatzaufwand und Kompromisse die Abbildung des Anwendungsfalls ad-hoc Personenlokalisierung erlaubt, wurde im Rahmen dieser Arbeit eine einfache eigene Simulationsumgebung entwickelt [212]. Ziel war die Abbildung des entwickelten Systemkonzepts mit Fokus auf einer Untersuchbarkeit von Fragestellungen, die

nicht auf Basis der realen Datensätze erfolgen kann. Die Simulationsumgebung soll sowohl eine vollständige Simulation von Probleminstanzen als auch eine Verwendung der experimentellen Daten in Verbindung mit simulierten Aspekten (z. B. Simulation von Ausfällen im Ankerknotennetzwerk auf Basis realer Eingangsdaten) erlauben. Beiträge zur Entwicklung wurden im Rahmen zweier studentischer Arbeiten geleistet [183, 186].

4.4.1 Anforderungsanalyse

Durch die Entwicklung eines eigenen Simulationsframeworks sollte vor allem die Untersuchung der in Kapitel 4.4 genannten Punkte ermöglicht werden. Aus diesem Ansatz ergeben sich die folgenden Anforderungen:

- Simulation von Signalstärkewerten für am Körper getragene Sensorknoten.
- Simulation einer mittels inertialsensobasierter Ansätze geschätzten Ausbringtrajektorie auf Basis einer vorgegebenen (realen) Ausbringtrajektorie.
- Simulation des Einflusses zusätzlicher Personen im Sensornetzwerk.
- Miteinbezug experimenteller Daten beziehungsweise Kombination Experiment/Simulation: Ausbring-Simulation/experimentelle Signalstärkewerte, experimentelle Knotenpositionen/simulierte Personen und Trajektorien, ...
- Realistische Nachstellung des gewählten Experimentaldesigns beziehungsweise des Einsatzszenarios.
- Simulation von Ausfällen im Ankerknotennetzwerk.

In Bezug auf die zu untersuchenden Problemstellungen kann von einer genaueren Modellierung der Kommunikation über alle OSI Schichten abgesehen werden. Für die vorliegende Untersuchung liegt der Fokus auf der Lokalisierung. Vom Einfluss von Kommunikations- und Netzwerkprotokollen wird abstrahiert.

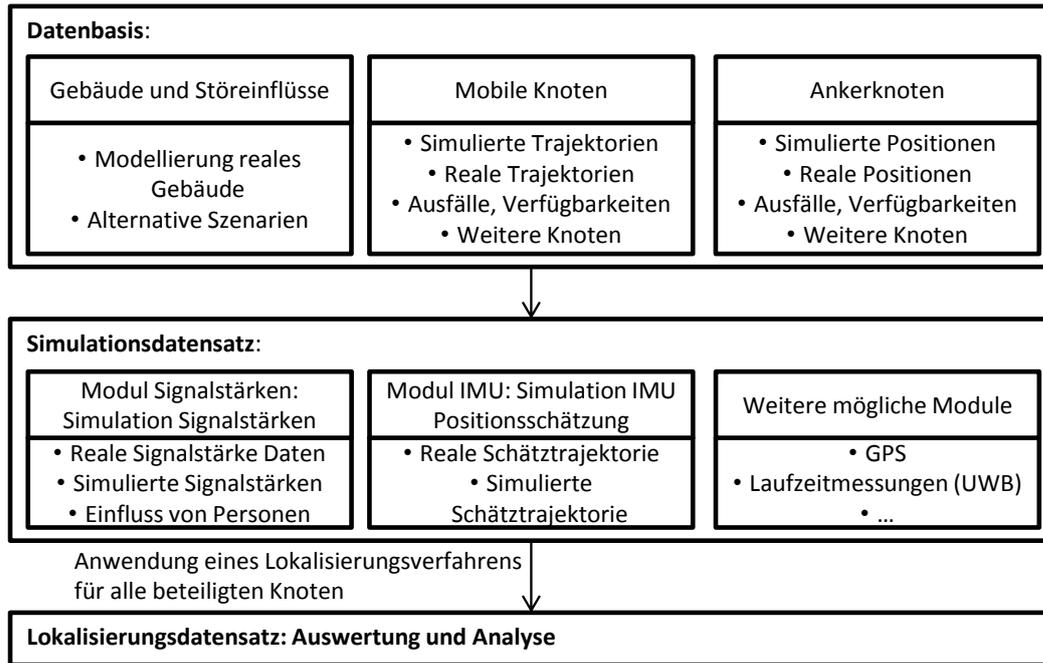


Abbildung 4.18: Dreistufiger Aufbau der Simulation.

4.4.2 Konzept Simulationsumgebung

Simuliert werden Probleminstanzen, die den realen Experimentablauf nachbilden und teilweise auf den experimentellen Daten aufbauen. Der Ablauf dazu ist in Abbildung 4.18 dargestellt. Zunächst wird ein Modell der Umgebung erzeugt. Ebenfalls werden in diesem Gebäude gegangene Trajektorien (mobile Knoten) erzeugt sowie Ankerknotenpositionen und entsprechende Verfügbarkeiten festgelegt. Für reale Umgebungen können dabei real aufgenommene Trajektorien oder Ankerknotenpositionen verwendet werden. Auch können aufgenommene reale RSS-Daten miteinbezogen und beeinflusst werden (Simulation von Ausfällen einzelner Ankerknoten, Hinzufügen weiterer Knoten, ...).

Nachdem diese *Datenbasis* generiert ist, können unterschiedliche physikalische Phänomene wie Signalstärken oder andere Distanzmessungen, Personen im Lokalisierungsbereich oder Positionsschätzung durch Inertialnavigationsansätze simuliert werden (Simulationsdatensatz). Der resultierende *Simulationsdatensatz* ist vergleichbar mit einem Experimentaldatensatz. Auf diesen Simulationsdatensatz können dieselben Lokalisierungsalgorithmen angewandt werden wie auf die realen Daten und ein *Lokalisierungsdatensatz* erzeugt werden (Abbildung 4.19).

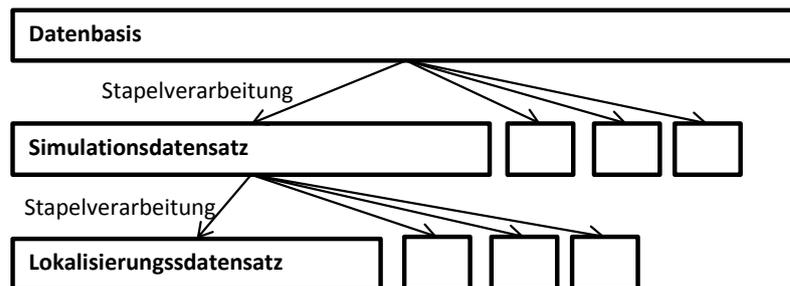


Abbildung 4.19: Mögliche Stapelverarbeitungen für unterschiedliche Kombinationen von Parametern und Einstellungen.

Der dreistufige Aufbau erlaubt dabei eine Stapelverarbeitung unterschiedlicher Parameterkombinationen und Einstellungen.

4.4.3 Umsetzung

Für die Umsetzung der einzelnen Module werden verschiedene Werkzeuge eingesetzt.

Gebäude und mobile Knoten

Sowohl die Realisierung der Gebäudemodellierung als auch die Realisierung der Trajektorien der mobilen Knoten erfolgt durch die 3D-Grafiksoftware Blender. Für die Gebäudemodellierung wurden Quader verwendet. Abbildung 4.20 zeigt das Modell des zweiten Stocks des ITIV Gebäudes. Jeder Quader hat eine Materialeigenschaft (Glas, Stein, Stahlbeton, ...), die dann für die Simulation von Signalstärkedaten verwendet werden kann. Durch die Integration mit der sogenannten Blender Game Engine lassen sich die modellierten Gebäude virtuell begehen, um damit Fußgänger Trajektorien zu erzeugen. Da die Game Engine ein physikalisches Modell enthält, sind die erzeugten Trajektorien in Bezug auf Bewegungsgeschwindigkeit und Bewegungsmöglichkeiten realistisch. Die Protokollierung der aktuellen Position erfolgt periodisch durch ein entsprechendes Skript. Ebenfalls möglich ist das simulierte Ausbringen eines Ankerknotens durch Tastendruck, bei dem die aktuelle Position in einer separaten Tabelle gespeichert wird. Sowohl das Gebäude (Quader-Objekte) als auch die Position von Ankerknoten (Sphere-Objekte) werden in einer X3D Datei gespeichert.

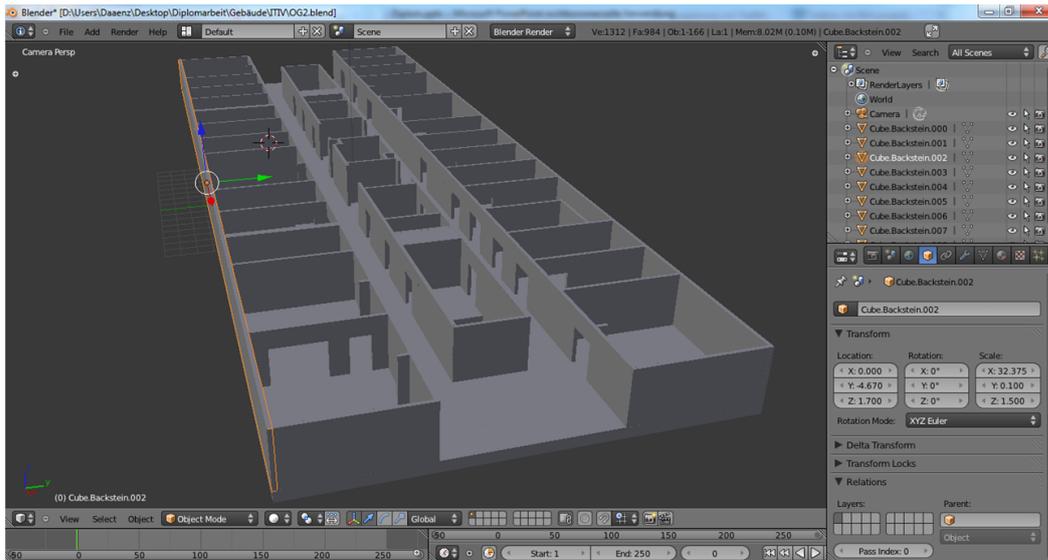


Abbildung 4.20: Modellierung ITIV Gebäude in Blender.

Ankerknoten

Für das Management der Ankerknoten wird eine sogenannte Ankerknotenmatrix erzeugt. Diese Matrix kann durch verschiedene Excel Makros bearbeitet werden. Ankerknotenpositionen können zufällig in einem vorgegeben Bereich erzeugt, aus einer realen Ankerknotenmatrix eingelesen oder aus einer X3D Datei übernommen werden. Diese Ankerknoten können dann für jeden Zeitschritt binär als verfügbar oder ausgefallen markiert werden, um dadurch partielle Ausfälle des Sensornetzwerks oder ein Ausbringen von Knoten abbilden zu können. Weiterhin können die Ankerpositionen zufällig oder systematisch mit Fehlern versehen werden, um Ungenauigkeiten in der Positionierung abbilden zu können.

Simulation von Signalstärken

Wie in Kapitel 2.4.2 eingeführt, existieren verschiedene Ansätze zur Modellierung des Signalstärkeabfalls in Gebäuden. Da die Verwendung von Ray-Tracing Verfahren sehr rechenintensiv ist und vor allem auch eine sehr genaue Modellierung des Gebäudes erfordert, wird für die Simulation ein statistisches Modell (Kapitel 2.4.2) verwendet. Umgesetzt wurde ein Modell, bei dem neben der Entfernung zwischen zwei Knoten auch noch die Wände im direkten Pfad berücksichtigt werden (Abbildung 4.21). Als Grundlage dient dabei das in [31]

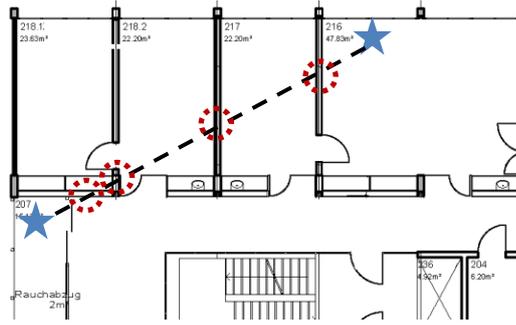


Abbildung 4.21: Simulation der Signalstärke: Wände auf dem direkten Pfad werden berücksichtigt.

vorgeschlagene und in [20] erweiterte Modell. Der Signalstärkeabfall wird zu

$$PL(d)[dB] = PL_0[dB] + 10 \alpha \log_{10}(d) + WAF + FAF \quad (4.1)$$

modelliert. Zunächst wird Freiraumausbreitung angenommen ($\alpha = 2$). Dann wird, um Effekte in Gebäuden abzubilden, eine Dämpfung durch Wände im direkten Pfad (Wall Attenuation Factor, WAF) modelliert. Dieser Term ergibt sich aus der Anzahl an Wänden im direkten Pfad zu

$$WAF = \sum_{i=1}^N WAF_i, \quad (4.2)$$

wobei jede Wand ($i = 1..N$) mit einer normalverteilten Dämpfung $WAF_i \sim \mathcal{N}(\mu_{WAF_i}, \sigma_{WAF_i}^2)$ eingeht. Die Parameter sind dabei abhängig vom Wandtyp. Der maximale Einfluss der Wanddämpfung ist limitiert. Im Vergleich zu dem in [20] vorgeschlagenen Modell wird damit eine weitere Zufallskomponente für jede Wand auf dem direkten Pfad eingebracht. Zusätzlich wird für jeden Knoten ein weiterer Bias (Floor Attenuation Factor, FAF), der sich zu $FAF_k \sim \mathcal{N}(\mu_{FAF}, \sigma_{FAF}^2)$ für jeden Knoten ergibt, simuliert. Die FAF Komponente wird für jeden Knoten einmalig simuliert, solange keine Positionsänderung auftritt. Für mobile Knoten wird die FAF Komponente in jedem Zeitschritt erneut simuliert. Die WAF Komponente beschreibt neben der Abhängigkeit der Signalstärke von Anzahl und Art der Wände durch die Zufallskomponente auch alle weiteren, nicht ermittelten Parameter zur Beschaffenheit der Wände. Es wird von einer symmetrischen Signalausbreitung ausgegangen, sodass für jede Kommunikationstrecke nur ein Simulationsdurchgang erfolgen

muss. Für Knoten, die längere Zeit am selben Ort bleiben, wird ein weiterer mittelwertfreier additiver Rauschfaktor berücksichtigt, um damit sich leicht verändernde Umgebungsbedingungen (z. B. Personen im selben Raum) oder Quantisierungsruschen abzubilden. Die Ermittlung der entsprechenden Parameter für jeden Wandtyp sowie eine sinnvolle Annahme für die knotenabhängigen Parameter erfolgt auf Basis einer Analyse der experimentellen Daten (Kapitel 5.1.4).

Da sich die Gegenwart von Personen stark auf die ermittelten RSS Werte auswirkt, wurde auch eine Berücksichtigung dieser Einflüsse durch eine diskrete Simulation einzelner Fußgänger umgesetzt. Hierzu werden in einem vorgegebenen Bereich eine Anzahl von Fußgängern an zufällig ausgewählten Punkten instanziiert. Durch eine rekursive Aneinanderreihung von Trajektorienstücken wird eine zufällige Trajektorie für jeden Fußgänger generiert. Dabei wird jeweils aus einer Datenbank ein beliebiges Trajektorienstück gewählt und an die letzte Position angehängt, sofern sich kein Schnittpunkt mit einer Wand ergibt. Diese Herangehensweise erlaubt eine einfache erste Betrachtung. Da eine realistischere Simulation komplexer Bewegungsmuster nur auf Basis eines spezifischen Szenarios möglich wäre, wurde im Rahmen der Arbeit darauf verzichtet.

Simulation von Inertialnavigation-Trajektorien

Die realistische Simulation von Ansätzen zur Fußgängerinertialnavigation ist ein vergleichsweise neues Forschungsfeld [12, 175]. Die übliche Herangehensweise ist die Simulation physikalischer IMU Daten basierend auf Annahmen zu Inertialsensor-Fehlermodellen (Kapitel 2.2). Anhand der simulierten Daten können Strapdown- und Lokalisierungsalgorithmen evaluiert werden [12]. Dieser Ansatz ist jedoch rechenintensiv aufgrund der relativ komplexen Modellierung des Fehlerverhaltens von Inertialsensoren.

Das primäre Ziel der Modellierung einer Inertialnavigation-Trajektorie innerhalb der entwickelten Simulationsumgebung ist jedoch nicht ein Vergleich oder eine Evaluierung verschiedener Strapdown-Algorithmen. Ermöglicht werden soll die Abschätzung eines möglichen Fehlers einer geschätzten Ausbringtrajektorie (gegangene Trajektorie beim Ausbringen der Ankerknoten) auf Basis einer realen beziehungsweise angenommenen Ausbringtrajektorie. Daher

wurde von der Modellierung der Sensoren abgesehen und eine Simulation des Fehlerverhaltens in jedem Zeitschritt auf Systemebene konzipiert. Diese Herangehensweise erlaubt die für die Zwecke dieser Arbeit erforderliche Simulation von Positionsinformationen der Ankerknoten. Weiterhin ermöglicht dieser Ansatz eine Abstraktion von einem spezifischen Ansatz für die Koppelnavigation.

Ausgehend von einer vorgegebenen Trajektorie $\vec{x}_1 \dots \vec{x}_{t,end}$ ergibt sich die entsprechende zugehörige PDR Schätzung $\vec{x}'_1 \dots \vec{x}'_{t,end}$ rekursiv aus

$$\vec{x}'_{t+1} = \vec{x}'_t + \Phi \cdot e. \quad (4.3)$$

Hierbei ist $e \sim \mathcal{N}(\mu_e, \sigma_e^2)$ die Realisierung einer normalverteilten Zufallsvariable mit Mittelwert $\mu_e = \vec{x}_{t+1} - \vec{x}_t$ und Standardabweichung $\sigma_e = c_1$ und beeinflusst die während eines Zeitschritts zurückgelegte Strecke. Die 2×2 Drehmatrix Φ wirkt sich auf die jeweilige Bewegungsrichtung aus. Die jeweils aktuelle Bewegungsrichtung α wird in jedem Zeitschritt um einen Bias-behafteten, normalverteilten Offset $\delta\alpha \sim \mathcal{N}(\mu_\Phi, \sigma_\Phi^2)$ inkrementiert.

Durch e lassen sich Fehler in der Längenschätzung (z. B. Schrittweite) modellieren, durch Φ Fehler in der Schätzung der aktuellen Bewegungsrichtung. Beide Parameter beziehen dabei Bias-, sowie Rauscheffekte mit ein. Je nach Wahl der Parameter können durch diese Herangehensweise effizient mehrere Realisierungen einer PDR Positionsschätzung einer Trajektorie generiert werden, ohne jeweils eine statistisch signifikante Anzahl an Experimenten durchführen zu müssen. Für jeweils einen Simulationsdurchgang werden die Werte für die Biasse (μ_e und μ_Φ) einmalig festgelegt.

Simulation von GPS Positionen

Ebenfalls eine Reihe verschiedener Ansätze gibt es für die korrekte Modellierung der Fehler eines GPS Empfängers (Kapitel 2.2.3). Unterschieden wird üblicherweise zwischen Fehlern aufgrund von Multipfadeffekten, Biasfehler durch Wetter oder Geoid-Modellfehler und mittelwertfreien Zufallsfehlern [86]. Je nach Art des Empfängers, der Positionierung und der Umgebung- und Wetterbedingungen ergeben sich in realen Anwendungen sehr unterschiedliche Fehler in der ermittelten Position. Eine Aufschlüsselung der verschiedenen Fehlerquellen und deren Größenordnung ist in [133] und in [42] gegeben. Der sogenannte User Equivalent Range Error (UERE) ist hierbei die Summe aller aktuell wir-

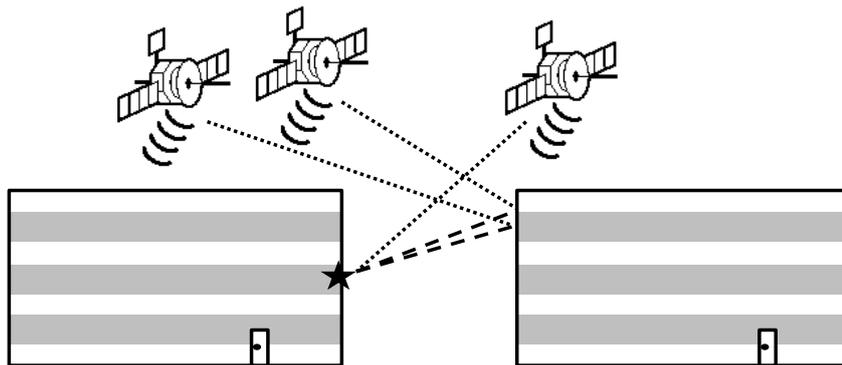


Abbildung 4.22: Auswirkung der Mehrwegeausbreitung bei GPS Empfang.

kenden Größen. Als typische Größe für die Standardabweichung dieses Fehlers im Freifeld werden in [42] 8 m angegeben. Durch die Verwendung eines DGPS Empfängers können, basierend auf einem Korrektursignal, alle Fehler bis auf die Mehrwegeausbreitung korrigiert werden und der Gesamtfehler reduziert sich bis in einen Bereich von $< 1\text{ m}$ im Freifeld. Da Mehrwegeeffekte (Abbildung 4.22) sehr stark von der genauen Positionierung abhängen, kann der entstehende Fehler nur schwer abgeschätzt werden.

Unter der Annahme, dass keine weiteren Informationen über die Positionierung des Empfängers verfügbar sind, wird in [86] von einem mittelwertfreien normalverteilten Fehler durch die Mehrwegeausbreitung ausgegangen. Für die simulierten Positionen der Ankerknoten mit GPS Empfang ergibt sich damit $\vec{a}\vec{n}'_n = \vec{a}\vec{n}_n + \vec{e}_{gps}$ mit $\vec{e}_{gps} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{an,gps}^2)$.

Eine Abschätzung der Größenordnung von $\sigma_{an,gps}$ erfolgt auf Basis verschiedener experimenteller Studien. In [177] wird eine Evaluierung des Fehlers von HSGPS Receivern (High Sensitivity GPS) in Smartphones vorgenommen. Die Autoren ermitteln einen mittleren horizontalen Positionierungsfehler im Bereich von 20 m nach einem Kaltstart für sehr ungünstige Bedingungen (am Fenster, in Straßenschluchten oder im Wald). Vergleichbar dazu wird in [97] ebenfalls eine experimentelle Quantifizierung des Fehlers vorgenommen. Im Freifeldversuch ergeben sich Fehler im Bereich von $2 - 3\text{ m}$ für eine Mittelung über drei Minuten. Für die Positionierung eines GPS Empfängers direkt am (offenen) Fenster (Halbabschattung) werden auch nach einer Mittelung über mehrere Minuten Fehler mit einer Standardabweichung im Bereich von $15 - 20\text{ m}$ festgestellt. Ebenfalls wird experimentell belegt, dass eine Positi-

onsbestimmung in Innenräumen in größerer Entfernung zum Fenster nur in Ausnahmefällen erfolgen kann.

Weitere mögliche Module

Für zukünftige Untersuchungen erlaubt die Simulationsumgebung die Umsetzung und Integration weiterer Simulationsmodule. Für die signallaufzeitbasierte Lokalisierung durch UWB Signale ist die Integration eines UWB Moduls angedacht. Eine erste Untersuchung möglicher laufzeitbasierter Lokalisierungsansätze erfolgte im Rahmen einer studentischen Arbeit [194]. Die Fortführung der laufzeitbasierten Lokalisierung wird im Rahmen eines weiteren Dissertationsprojektes verfolgt.

Kapitel 5

Datenanalyse und Algorithmen

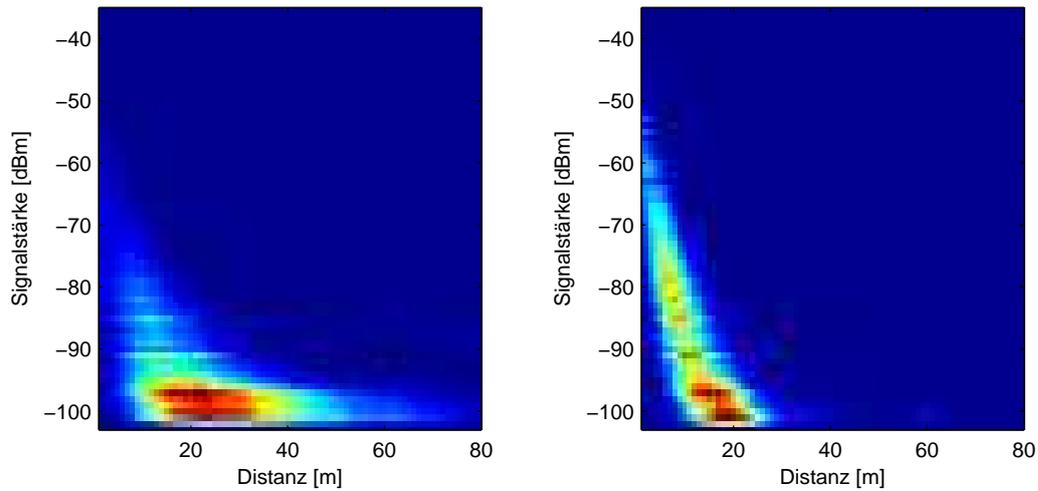
Im folgenden Kapitel werden die experimentell gewonnenen Signalstärkedaten analysiert und die eingesetzten Modelle und Algorithmen zur Personenlokalisierung eingeführt. Insgesamt sechs verschiedene Ansätze zur Lokalisierung wurden auf die in der Arbeit behandelte Problemstellung angepasst und im Vergleich verwendet. Neben drei Kalmanfilterderivaten (Extended Kalmanfilter, EKF, Unscented Kalmanfilter, UKF, Analytic Moment Calculation, AMC) wurden ein Partikelfilter (PF), ein kräftebasiertes Verfahren (SPT) sowie ein einfaches Weighted Centroid Verfahren (WCE) in den Vergleich miteinbezogen.

5.1 Analyse der Signalstärke-Daten

Grundlage für die folgenden Auswertungen stellen immer die experimentell gewonnenen Daten (Kapitel 4.3) dar, es sei denn, es wird explizit auf weitere, ergänzende Experimente hingewiesen. Auf Basis der gewonnenen Signalstärkedaten kann untersucht werden, inwiefern sich aus den aufgezeichneten Empfangsfeldstärken Aussagen in Bezug auf die Distanz treffen lassen und welche Unterschiede zwischen unterschiedlichen Szenarien zu erkennen sind.

5.1.1 Parameterermittlung für Log-Distanz Modell

Betrachtet man die Abnahme der Signalstärken über die Distanz (Abbildung 5.1) ergibt sich die zu erwartende Kurve (exemplarisch dargestellt für die Experimente a und b). Im Vergleich der beiden Szenarien ergibt sich ein deutlich



(a) ITIV 1 Experiment (Experiment a). (b) Sportplatz 1 Experiment (Experiment b).

Abbildung 5.1: Abnahme der Signalstärke über die Distanz, Darstellung der Anzahlen der für jedes Signalstärke/Distanz Paar empfangenen Pakete in den Experimenten a und b.

steilerer Verlauf im Außenszenario. Eine mögliche Ursache könnte sein, dass die Sensorknoten im Außenszenario direkt auf dem Boden ausgebracht wurden. Im Gegensatz dazu waren die Knoten im Innenszenario auf einem bis eineinhalb Meter Höhe angebracht, was vermutlich einen Einfluss auf die Ausbreitungscharakteristik hat.

Für die Umrechnung von Signalstärken in Distanzen wird das Log-Distanz Modell verwendet. Hierbei wird angenommen, dass alle Sensorknoten mit derselben Sendeleistung arbeiten. Dies führt in der Realität aufgrund von Fertigungstoleranzen zu geringen Ungenauigkeiten. Um die Parameter A und α (Kapitel 2.4.2, Gl. 2.37) zu bestimmen, wird ein Fit des Modells

$$RSS(d) = A + 10\alpha \cdot \log_{10}d \quad (5.1)$$

auf die realen Daten berechnet. Wenn die Methode der kleinsten Quadrate angewendet wird ergibt sich die zu lösende Zielfunktion zu

$$\operatorname{argmin}_{A,\alpha} : f(A, \alpha) = \sum_{i \in \text{Pakete}} (PL(d, A, \alpha) - rss_i)^2. \quad (5.2)$$

Um das Optimum zu finden, können iterative Verfahren wie zum Beispiel das Gauss-Newton Verfahren verwendet werden. In Abbildung 5.2 sind die resul-

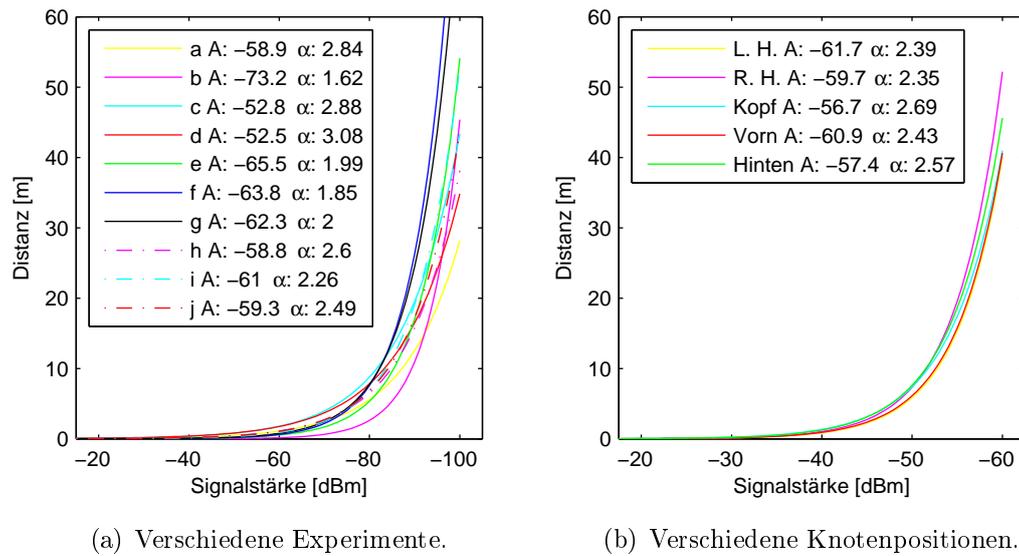


Abbildung 5.2: Vergleich der ermittelten Log-Distanz Modellparameter aus einem Kurvenfit mit der Methode der kleinsten Fehlerquadrate.

tierenden Kurven für die verschiedenen Experimente (links) und Sensorknotenpositionen am Körper (rechts) dargestellt. Man kann erkennen, dass sich die Kurven für die unterschiedlichen Experimente und Knotenpositionen nur geringfügig unterscheiden. Diese Unterschiede sind vor allem durch die unterschiedliche Knotendichte in den Experimenten bedingt (nur in Experiment f kommen sehr großen Distanzen vor). Die jeweils in derselben Umgebung durchgeführten Experimente (a,d und b,e und h,i,j) führen zu reproduzierbaren Resultaten. Andere Knotenpositionen am Körper machen keinen Unterschied aus.

Ein exemplarischer Vergleich zwischen den jeweiligen Mittelwerten für eine Distanz und dem angepassten Modell zeigt, dass das Modell eine gute Näherung erlaubt (Abbildung 5.3, links). Eine Möglichkeit, die Parameter in der Anwendung zu ermitteln, besteht in der Durchführung einer Kalibrierung für eine Umgebung, in der lokalisiert werden soll. In Abbildung 5.3 (rechts) wird analysiert welche Auswirkungen sich auf das Modell ergeben, wenn nur ein Teil der gesammelten Daten für den Fit verwendet wird. Anhand von Experiment c wird exemplarisch gezeigt, dass sich nur ein sehr geringer Unterschied in den optimalen Parametern ergibt, wenn nur ein Teil der Pakete des Experiments verwendet werden. 0.01% der Pakete entsprechen in diesem Beispiel einer benötigten Kalibrierungszeit von ungefähr 15 s. Alternativ dazu kann unter der

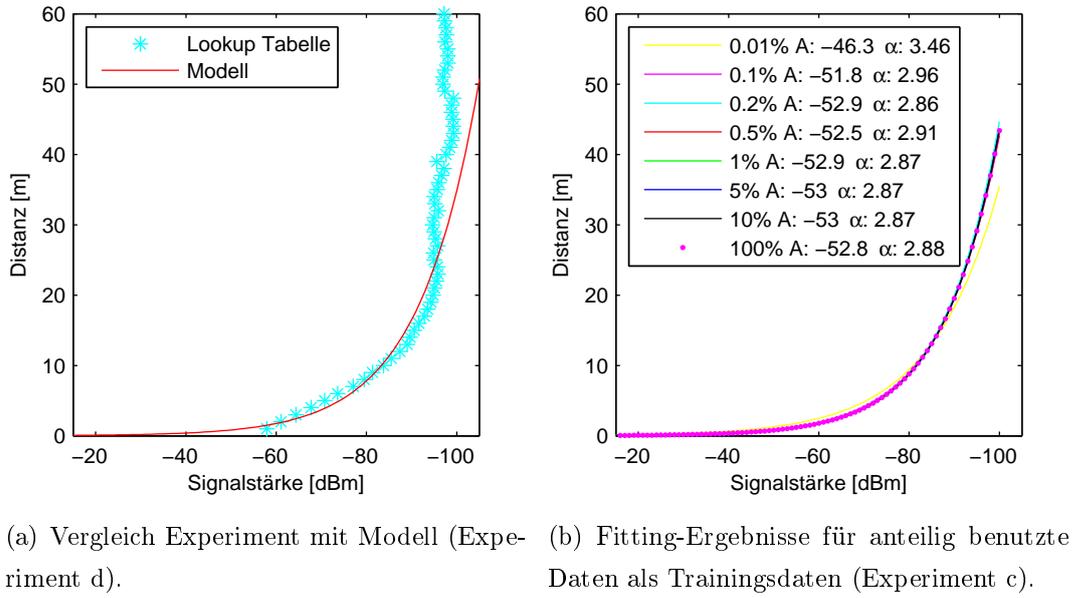


Abbildung 5.3: Modellierung des Signalstärkeabfalls.

Experiment	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
α	2.73	2.57	2.28	2.43	2.37	2.08	2.16	2.5	2.35	2.42

Tabelle 5.1: Pfadverlustkoeffizienten in verschiedenen Experimenten für konstant angenommenes $A = -60 \text{ dBm}$ aus Fit.

üblicherweise verwendeten Modellannahme, dass A der Sendeleistung in einem Meter Entfernung entspricht, der Wert für A festgehalten werden und nur der Pfadverlustkoeffizient α bestimmt werden (Tabelle 5.1). Die sich ergebenden Werte sind mit den Literaturwerten für ähnliche Experimente vergleichbar [25, 117, 145].

Die Distanzschätzung erfolgt auf Basis der Umkehrfunktion von 5.1 durch

$$d_{est} = 10^{\frac{A-RSS}{10 \cdot \alpha}}. \quad (5.3)$$

Eine Untersuchung der Sensitivität der verschiedenen Lokalisierungsansätze in Bezug auf die Modellparameter erfolgt in Kapitel 6.

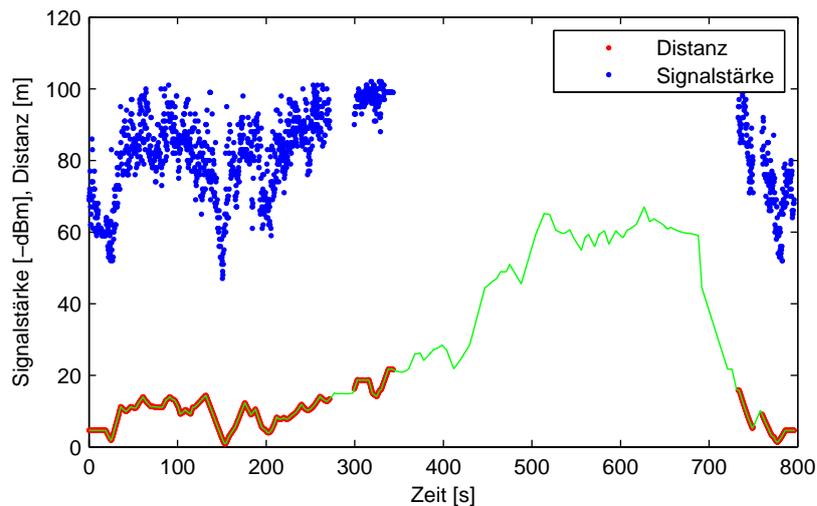


Abbildung 5.4: Signalstärke (blau) und entsprechende Distanz (rot), sowie Referenzdistanz, wenn Knoten nicht empfangen wurde (grün).

5.1.2 Aussagekraft von Signalstärken in Bezug auf die Distanz und Plausibilitätsprüfung

Abbildung 5.4 stellt für ein exemplarisches Experiment und Knotenpaar den Zusammenhang zwischen Signalstärke und Distanz über die Zeit dar. Es ist deutlich zu erkennen, dass die Signalverläufe negativ korreliert sind. Für den mittleren Bereich zwischen circa 400 s und 700 s war der Ankerknoten nicht in Reichweite und es wurden keine Pakete empfangen. Wenn aus den Signalstärken durch das Log-Distanz Modell Distanzen abgeleitet werden, kann die Kreuzkorrelation berechnet werden. Abbildung 5.5 stellt einen Vergleich der für die verschiedenen Knotenpositionen am Körper ermittelten Korrelationskoeffizienten dar. Abbildung 5.6 vergleicht die verschiedenen Experimente. Es ist zu erkennen, dass die Position des am Körper getragenen Knotens nur einen geringen Einfluss auf die Korrelation der Signalstärken mit der Distanz hat. Die höchsten Werte ergeben sich für den auf dem Kopf getragenen Knoten, der mehr oder weniger eine direkte Verbindung in alle Richtungen ermöglicht. Die unterschiedlichen Umgebungen resultieren in leicht unterschiedlichen Korrelationskoeffizienten.

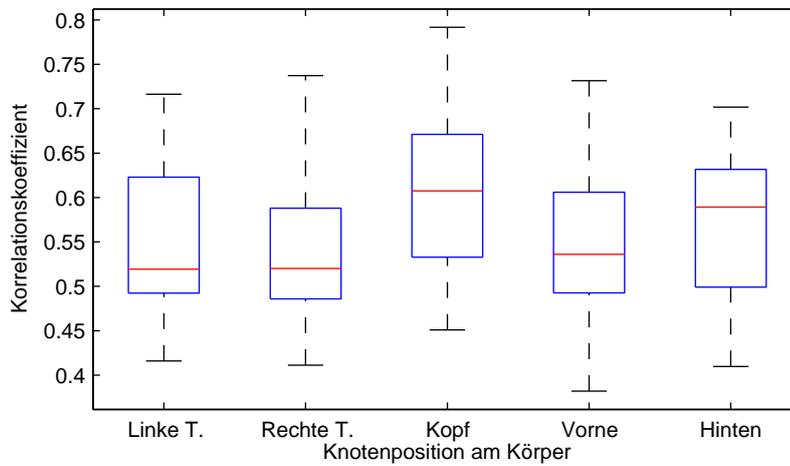


Abbildung 5.5: Vergleich der Verteilungen der Kreuzkorrelationskoeffizienten zwischen berechneten Distanzen aus empfangenen Signalstärken und wahren Distanzen (Ground Truth) für verschiedene Knotenpositionen am Körper.

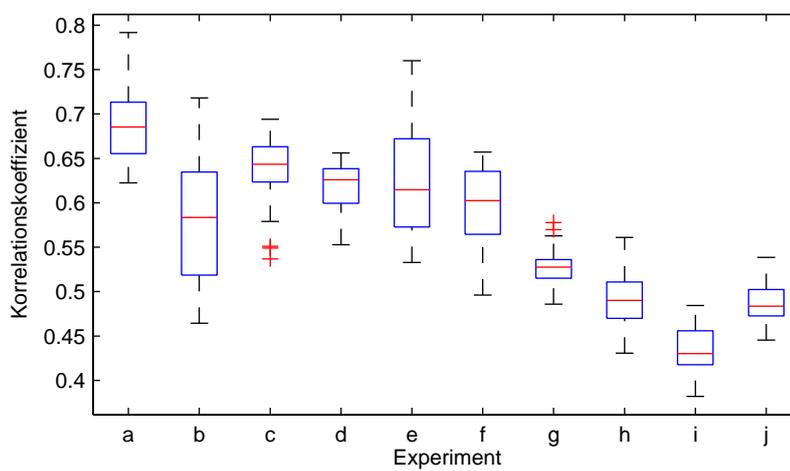
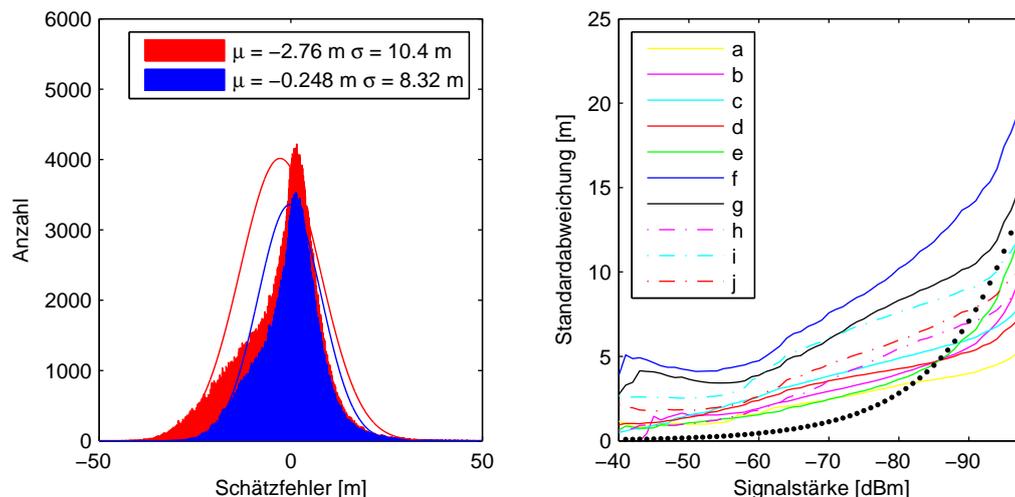


Abbildung 5.6: Vergleich der Verteilungen der Kreuzkorrelationskoeffizienten zwischen berechneten Distanzen aus empfangenen Signalstärken und wahren Distanzen (Ground Truth) für verschiedene Experimente.



(a) Histogramm der sich ergebenden Distanzfehler (Experiment c) im Vergleich zur modellierten Normalverteilung für alle Paketen (rot) und Pakete mit $RSS \geq -98 \text{ dBm}$. (b) Standardabweichung der Distanzschätzung als Funktion der Signalstärke für die unterschiedlichen Experimente (a-j) und gewählte Modellierung (schwarz gepunktete Linie).

Abbildung 5.7: Analyse der Schätzfehler aus dem Log-Distanz Modell.

Insgesamt ergibt die Analyse zwar leichte Vorteile für den Knoten auf dem Kopf, jedoch sind die Schwankungen zwischen den Experimenten größer als die Schwankungen zwischen unterschiedlichen Knotenpositionen.

5.1.3 Abschätzung der Varianz

Um die Güte der Distanzschätzungen bewerten zu können und einen Ansatzpunkt für die Definition des Messrauschens für die weiteren Auswertungen zu bekommen, muss die Standardabweichung der Distanzschätzungen analysiert werden. Abbildung 5.7 zeigt exemplarisch für Experiment c das Histogramm der Fehler, wenn alle Pakete (rot) sowie nur Pakete oberhalb der für den Transceiver angegebenen Sensitivitätsgrenze (-98 dBm) (blau) berücksichtigt werden.

Man kann erkennen, dass die Annahme einer Normalverteilung näherungsweise erfüllt ist. Wie aus vorangegangenen Arbeiten bekannt, ist die Standardabweichung der RSS Werte ($[dBm]$) ungefähr konstant über die Distanz [117]. Für die Modellierung des Messrauschens ($r[m]$) wird daher eine Proportiona-

lität zu 5.3 angenommen. Auf der rechten Seite in Abbildung 5.7 ist die resultierende Standardabweichung in Abhängigkeit der Signalstärke dargestellt. Für das Messrauschen $r(rss)$ ergibt sich in Abhängigkeit der Signalstärke

$$r(rss) = c \cdot 10^{\frac{A-rss}{10 \cdot \alpha}} \quad (5.4)$$

mit den Parametern A und α des Log-Distanz Modells. Der Proportionalitätsfaktor wurde zu $c = 0,45$ bestimmt. Die schwarze, gepunktete Linie zeigt die Modellierung im Vergleich zu den realen Daten.

Um ein Überfitting zu vermeiden, wird auf Basis der Fit Ergebnisse aus dem vorigen Kapitel für alle folgenden Auswertungen dieses Rauschmodell immer mit denselben Parametern $A = 60$, $\alpha = 2,5$ verwendet (ein Parametersatz für alle Umgebungen).

5.1.4 Parametrierung Simulationsmodell

Für das Simulationsmodell (Kapitel 4.4.3) wurde die Parametrierung zum einen auf Basis einer im ITIV Gebäude im Rahmen einer studentischen Arbeit durchgeführten Versuchsreihe vorgenommen [183]. Zum anderen wurde die Untersuchung aus [147] aufgegriffen, in der in einer aufwändigen, experimentellen Studie verschiedene Baumaterialien auf ihre Dämpfungseigenschaften von elektromagnetischen Wellen in unterschiedlichen Frequenzbereichen untersucht wurden. In Tabelle 5.2 werden die am ITIV experimentell ermittelten Werte mit den Literaturwerten verglichen. Durch den Vergleich konnten damit realistische Parameter für die Wandtypen Glas, Backstein, Stahlbeton, Stahl (Aufzug), Gips und Holz ermittelt werden.

Für die Simulation wird, wie in Kapitel 4.4.3 beschrieben, von Freiraumausbreitung ($\alpha = 2$) ausgegangen und jeweils für Objekte im direkten Pfad ein Abzug angenommen. Die mittlere Signalstärke in einem Meter Entfernung wurde ebenfalls experimentell zu -60 dBm bestimmt. Um die Simulation zu verifizieren wurde ein Vergleich der real durchgeführten Experimente mit simulierten Instanzen vorgenommen. Hierzu wurden real durchgeführte Läufe mit entsprechenden Simulationen (gleiche Ankerknoten, gleiche Trajektorien) verglichen. Abbildung 5.8 zeigt den Verlauf der realen und simulierten Signalstärkewerte über die Zeit für ein beispielhaftes Knotenpaar (Anker und mobiler Knoten). Betrachtet man die Kreuzkorrelation zwischen beiden Signalen, er-

Material	# Sample	$\mu_{WAF,eig.}$	$\sigma_{WAF,eig.}$	$\mu_{WAF,lit.}$	μ_{WAF}
Glas	3	1,7	1,2	1,5	2
Backstein	3	15,3	5,7	8	11
Stahlbeton	3	32	8,6	35	34
Stahl	2	>40	%	%	50
Gips	3	12,8	5,7	%	9
Holz	2	4,3	3,9	1,3	3

Tabelle 5.2: Dämpfungseigenschaften unterschiedlicher Wandtypen [dB] (Eigene Messungen, Literaturwerte und resultierende Simulationsparameter).

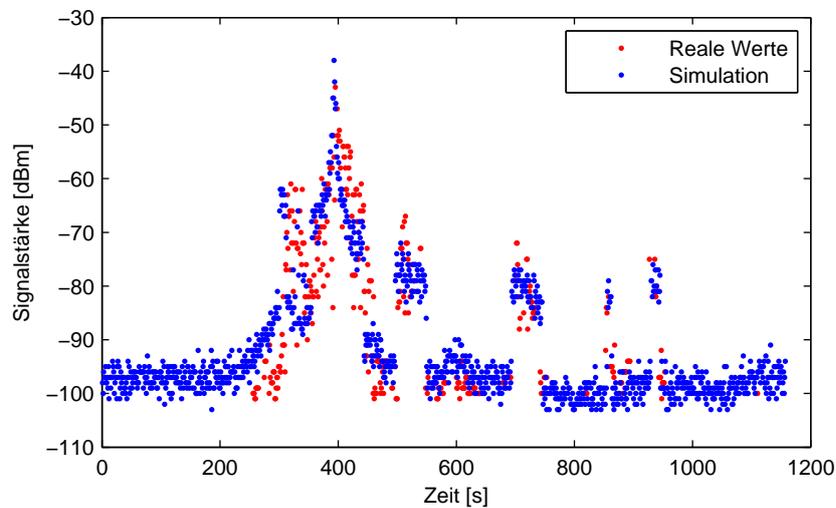


Abbildung 5.8: Vergleich des Signalstärkeverlaufs über die Zeit in Realität (rot) und Simulation (blau) für ein (reales) Beispiexperiment und eine entsprechende Abbildung in der Simulation.

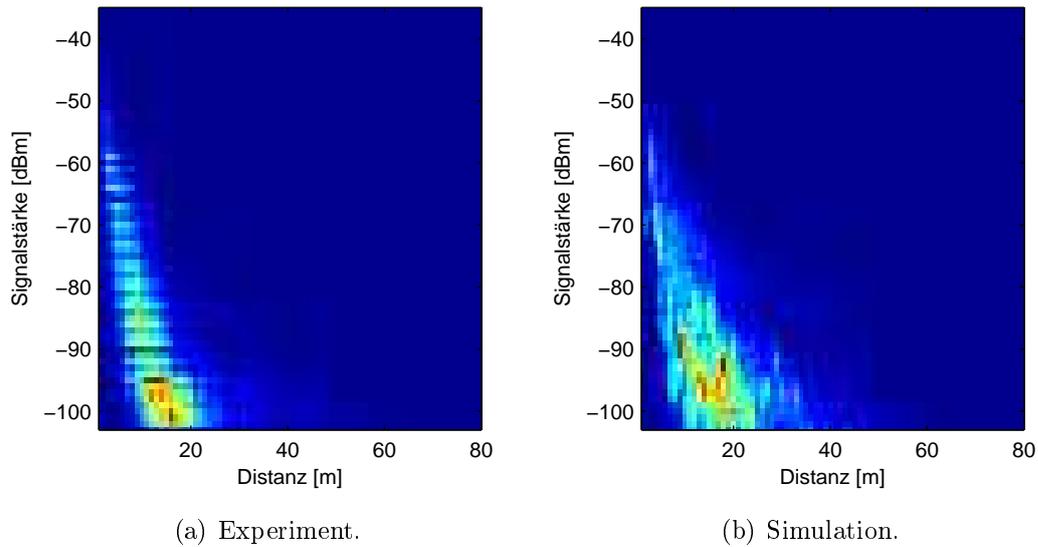


Abbildung 5.9: Vergleich der Anzahlen aufgezeichneter Pakete für Signalstärke / Distanz Paare in Simulation und Realität zeigt ein ähnliches Verhalten.

geben sich für die verglichenen Instanzen Werte zwischen 0,4 und 0,88 mit einem Mittelwert von 0,72. Abbildung 5.9 zeigt die resultierenden Verteilungen der Signalstärken in Abhängigkeit der Distanz. Insgesamt ergeben sich zwar Unterschiede, jedoch ist das simulierte Verhalten in der Gesamtschau ausreichend vergleichbar, um durch die Simulation einen ersten Eindruck des realen Verhaltens gewinnen zu können.

5.2 Systemmodellierung

Für die Verarbeitung von Signalstärkedaten zur Positionsschätzung werden zwei verschiedene Systemmodelle berücksichtigt. Der Zustand wird jeweils durch die beiden ersten Momente (Mittelwert und Kovarianz) repräsentiert. Alle verwendeten Lokalisierungsverfahren arbeiten rekursiv und erfüllen die Markov Annahme.

5.2.1 Position Modell

Zunächst wird nur die aktuelle Position in den Zustandsvektor aufgenommen, sodass für den zweidimensionalen Fall gilt $\vec{x} = [x_1, x_2]^T$. Da keine weiteren

Informationen über die Bewegung der zu lokalisierenden Person berücksichtigt werden, ergibt sich die Systemmatrix A als Einheitsmatrix. In der Prädiktion gilt $\hat{\vec{x}}_{k+1|k} = \vec{x}_k$. Für die Kovarianz des Systemrauschens wird angenommen, dass beide Richtungen (im betrachteten zweidimensionalen Fall) unabhängig und gleichermaßen verrauscht sind, sodass sich

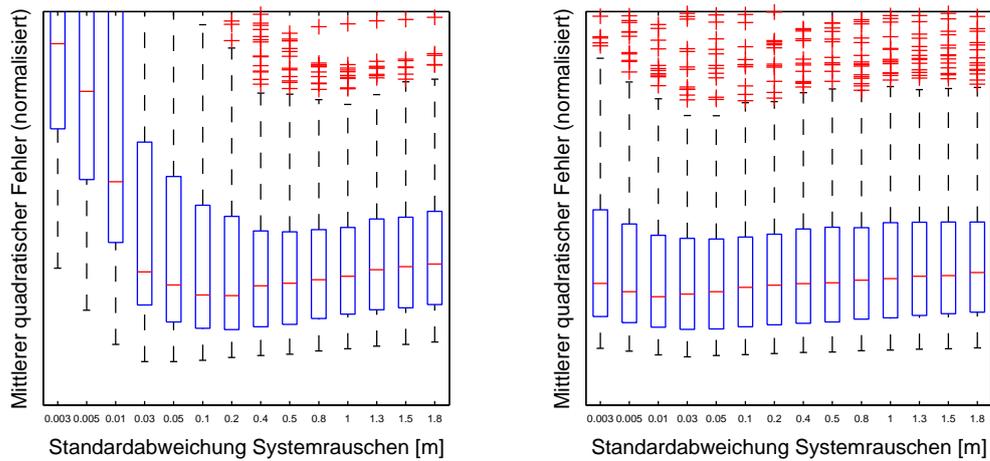
$$Q = \begin{pmatrix} dt \cdot q^2 & 0 \\ 0 & dt \cdot q^2 \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

als symmetrische Matrix in Abhängigkeit der Zeitschrittlänge dt und der Standardabweichung des Systemrauschens q ergibt. Für die Prädiktion der Systemkovarianz ergibt sich damit

$$\hat{P}_{k+1|k} = \hat{P}_k + Q. \quad (5.6)$$

Da das Systemrauschen hier die gesamte Bewegung abbilden muss (kein Bewegungsmodell), müsste für eine experimentelle Ermittlung von q eine umfassende Untersuchung der "normalen" Bewegung unter den spezifizierten Anwendungsbedingungen angestellt werden. Ein zu großer Wert führt zu einem zu trägen Verhalten; die Wahl eines zu kleinen Wertes bedingt eine starke Gewichtung der Messungen und damit einen geringeren Filtereffekt. Da für die Bewegung in der realen Anwendung keine Daten vorliegen, wurde eine Abschätzung getroffen.

Abbildung 5.10 zeigt links eine Darstellung der sich ergebenden (normalisierten), mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten auf Basis eines EKF für verschiedene Werte von q für alle Experimente, Läufe und Knoten. Man kann erkennen, dass das Filter in Bezug auf die mittlere Lokalisierungsgenauigkeit sensitiv gegenüber der Einstellung des Systemrauschens q ist. Insbesondere sehr kleine Werte erlauben dem Filter nicht mehr, der Bewegung zu folgen. Zu große Werte führen zu einer sehr starken Gewichtung der Messungen und damit zu einer geringeren Glättung. Der optimale Wert über die in allen Experimenten gegangenen Trajektorien liegt im Bereich von 0.5 m für eine Updaterate von 1 Hz . In Bezug auf die Ergebnisse führen über alle Experimente Werte zwischen 0.2 und 0.5 m zu sehr vergleichbaren Verteilungen der mittleren Genauigkeiten.



(a) Position Modell.

(b) Position-Geschwindigkeit Modell.

Abbildung 5.10: Verteilung der mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten über alle Experimente in Abhängigkeit des gewählten Systemrauschens (Beispiel EKF Lokalisierung).

5.2.2 Position-Geschwindigkeit Modell

Wenn alternativ zum oben eingeführten Position Modell auch noch die Geschwindigkeit des zu lokalisierenden Fußgängers mitgeschätzt wird ($\vec{x} = [x_1, x_2, v_1, v_2]^T$), ergibt sich die Systemmatrix zu

$$A = \begin{pmatrix} I & T \cdot I \\ 0 & I \end{pmatrix}. \quad (5.7)$$

Für das Systemrauschen wird das in [165] vorgestellte und in [27] aufgegriffene Modell

$$Q = \begin{pmatrix} q^2 \cdot dt^3/3 & 0 & q^2 \cdot dt^2/2 & 0 \\ 0 & q^2 \cdot dt^3/3 & 0 & q^2 \cdot dt^2/2 \\ q^2 \cdot dt^2/2 & 0 & q^2 & 0 \\ 0 & q^2 \cdot dt^2/2 & 0 & q^2 \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

auf Basis der Standardabweichung q benutzt. Da die Schätzung der Geschwindigkeit keine weiteren Informationen über Richtungsänderungen beinhaltet, muss auch in diesem Fall das Systemrauschen Richtungsänderungen mit abbilden. Für eine detaillierte Herleitung des Rauschmodells (5.8) wird auf [165] verwiesen.

In Abbildung 5.10 wird rechts auch für dieses Modell eine entsprechende Sensitivitätsanalyse für die experimentell gewonnenen Daten gezeigt. Bereits ein sehr viel geringer angenommenes Systemrauschen (im Bereich von 0.01 m bei 1 Hz Updaterate) führt zu guten Ergebnissen. Wie zuvor gilt auch hier, dass eine experimentelle Ermittlung der Werte ein sehr viel genaueres Wissen über typische Bewegungen in der Anwendung oder einen umfangreichen und sehr anwendungsnahen Versuchsdatensatz erfordern würde.

5.3 Lokalisierungsalgorithmen

Für die Lokalisierung wurden sechs verschiedene Algorithmen untersucht.

5.3.1 Extended Kalmanfilter

Beim Extended Kalmanfilter wird in der Prädiktion das Systemmodell direkt verwendet

$$\hat{\vec{x}}_{k+1} = A \cdot \vec{x}_k \quad (5.9)$$

Dann werden auf Basis der gemessenen Signalstärken $rss = rss_1..rss_n$ zu den verschiedenen Ankerknoten an Positionen $a\vec{n}_1..a\vec{n}_n$ zunächst durch das Log-Distanz Modell 5.3 die entsprechenden Distanzwerte $d = d_1..d_n$ bestimmt. Da die Distanzen mit $d_i = \|a\vec{n}_i - \vec{x}\|, i = 1..n$ in nichtlinearer Beziehung zum Zustand stehen, muss bei der Messfunktion

$$d_i = \|a\vec{n}_i - \vec{x}\| + \vec{n}_i \quad (5.10)$$

eine Linearisierung erfolgen. Der Rauschterm \vec{n}_i wird hierbei als normalverteilt und mittelwertfrei angenommen. Für die Standardabweichung des Messrauschens r wird die abgeleitete Proportionalität des Rauschens zur gemessenen Distanz (Kapitel 5.1.3, Gl. 5.4) benutzt. Die Messmatrix ergibt sich dann auf Basis der partiellen Ableitungen von $h(\vec{x}) = \|a\vec{n}_i - \vec{x}\|$ zu

$$H = \begin{pmatrix} \frac{\partial h_1(x_1)}{x_1} & \dots & \frac{\partial h_1(x_m)}{x_m} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial h_n(x_1)}{x_1} & \dots & \frac{\partial h_n(x_m)}{x_m} \end{pmatrix} \quad (5.11)$$

für die Länge m des Zustandsvektors ($m = 2$ für das Position Modell, $m = 4$ für das Position-Geschwindigkeit Modell). Für eine effiziente Verarbeitung werden alle während eines Zeitschrittes gemessenen Signalstärkewerte gleichzeitig verarbeitet. Im Messschritt können daraus dann Kalman Gain

$$K_k = \hat{P}_{k+1|k} H^T S_k^{-1} \quad (5.12)$$

mit

$$S_k = H \hat{P}_{k+1|k} H^T + R_k, \quad (5.13)$$

sowie der neue Zustand

$$\vec{x}_{k+1} = \hat{\vec{x}}_{k+1} + K(d - h(\vec{x}_k)), \quad (5.14)$$

und die neue Kovarianz

$$P_{k+1} = \hat{P}_{k+1} - K_k S_k K_k^T, \quad (5.15)$$

wie in Kapitel 2.3.1 (Gl. 2.23-2.28) beschrieben, abgeleitet werden.

5.3.2 Unscented Kalmanfilter

Für die UKF-Lokalisierung wird auf Basis des in [158] dargestellten Algorithmus gearbeitet. Zunächst werden Zustandsvektor und Kovarianzmatrix um Einträge für das System- und Messrauschen erweitert

$$\vec{x}_k^\alpha = [\vec{x}_k^T \vec{\nu}_k^T \vec{n}_k^T], \quad P^\alpha = \begin{pmatrix} P_k & 0 & 0 \\ 0 & P_{k,\nu} & 0 \\ 0 & 0 & P_{k,n} \end{pmatrix}. \quad (5.16)$$

Dann werden für den erweiterten Zustand $2m+1$ Sigma Punkte \mathcal{X}_i gewählt, so dass Mittelwert und Kovarianz der ursprünglichen Zustandsschätzung erhalten bleiben. Die Sigma Punkte und deren Gewichte ergeben sich zu

$$\begin{aligned} \mathcal{X}^0 &= \bar{x}_k \\ \mathcal{X}^i &= \bar{x}_k + \left(\sqrt{m \cdot P_k} \right)_i \\ \mathcal{X}^{i+m} &= \bar{x}_k - \left(\sqrt{m \cdot P_k} \right)_i \\ W^0 &= 0 \\ W^j &= \frac{1}{2m} \quad \forall j = 1..2m, \end{aligned} \quad (5.17)$$

mit $\sum_{j=0}^{2m} W^j = 1$ und der entsprechenden Zeile der Wurzelmatrix von $m \cdot P_k$. Im Prädiktionsschritt werden diese Punkte propagiert. Für die dem ursprünglichen Systemzustand entsprechenden Elemente erfolgt dies durch das Systemmodell, für die anderen Elemente durch das Messmodell. Beide Modelle können dabei nichtlinear sein. Aus den propagierten Punkten können der prädizierte Mittelwert und die prädizierte Kovarianz des Systemzustands berechnet werden. Ebenfalls können aus den propagierten Messungen jeweils Mittelwert und Kovarianz (sog. Innovation Covariance) berechnet werden. Auf dieser Basis ist im Messschritt der Kalman Gain für jeden Sigma Punkt berechenbar und es kann mithilfe des Kalmanfilter-Updates der neue Zustand und die neue Kovarianz berechnet werden.

5.3.3 Analytic Moment Calculation

Im Gegensatz zur Linearisierung in einem Punkt beim EKF sowie zur Samplebasierten Näherung beim UKF erfolgt bei dem in [27] vorgestellten Verfahren eine direkte Ableitung der neuen Momente.

Hierzu wird anstatt des Messmodells aus 5.10 ein sogenanntes "noise-before-nonlinearity model"

$$h_i(\vec{x}) = ||a\vec{n}_i - \vec{x} - \vec{n}_i|| \quad (5.18)$$

verwendet, bei dem das Rauschen als Teil der Messgröße behandelt wird. Eine mögliche Interpretation dieses Modells besteht darin, dass die Unsicherheit in Bezug auf die Position der Ankerknoten und nicht auf die gemessene Distanz interpretiert wird.

In der Prädiktion des Zustandes ergibt sich zunächst kein Unterschied zum EKF. Im Messschritt wird ausgenutzt, dass das verwendete Messmodell eine direkte (analytische) Ableitung der neuen Momente ohne Linearisierung erlaubt. Die Kovarianzmatrizen der Messungen können direkt abgeleitet und damit der neue Zustand berechnet werden. Insgesamt ist die Komplexität des Verfahrens geringer als das UKF, da keine Matrixwurzel berechnet werden muss [27].

5.3.4 Partikelfilter

Alle drei eingeführten Verfahren gehen von einer Beschreibung des Systemzustands durch eine Gauß-Verteilung aus. Bei der Lokalisierung durch das Par-

tikelfilter wird im Gegensatz dazu eine Annäherung durch Samples (Partikel) verwendet. Die Zustandsschätzung erfolgt beispielsweise aus Mittelwert, Median oder Modalwert der Partikel.

Die Implementierung im Rahmen dieser Arbeit erfolgt auf Basis der Beschreibung in [11] als Sequential Importance Resampling (SIR) Filter. Aufgrund der hohen Anforderungen an die Rechenleistung wurde das Partikelfilter nur auf die Position (P-Modell) angewendet. Für einen zweidimensionalen Zustand kann damit beispielsweise mit jeweils 100 verschiedenen Werten pro Dimension initialisiert werden, sodass sich 100^2 Partikel ergeben. Für einen vierdimensionalen Zustand ergäben mit derselben Granularität bereits 100^4 Partikel, was sehr hohe Anforderungen an die Rechenleistung stellen würde und in Anbetracht der hohen Updaterate nur marginale Verbesserungen erwarten ließe.

Jedes der N Partikel besteht aus einer 2D Position $\vec{x}_k^i = [x_{k,1}^i, x_{k,2}^i]$ für $i = 1..N$ und einem Gewicht w_k^i mit $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$. Initial werden die Partikel gleichverteilt und gleichgewichtet im gesamten Lokalisierungsgebiet verteilt. In der Prädiktion wird für jedes Partikel einer Realisierung des Systemmodells verwendet. In Fall des Position Modells wird demzufolge aus der zweidimensionalen Wahrscheinlichkeitsdichte $\mathcal{N}(0, q)$ gezogen. Im Messschritt wird jedes Partikel in Bezug zur Messung durch eine Likelihood Funktion bewertet und das Gewicht entsprechend angepasst. Im Rahmen dieser Arbeit wurde als nahe-liegende Wahl für die Likelihood Funktion für jede Messung direkt die Dichtefunktion einer angenommenen Normalverteilung der Messungen benutzt. Für das Update der Gewichte wird also

$$f_1 : w_{k+1}^i = w_k^i \cdot u_i, \quad (5.19)$$

mit

$$u_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_d} \cdot e^{-0,5 \cdot \left(\frac{d_{an} - \|\vec{a}^n - \vec{x}\|}{\sigma_d}\right)^2} \quad (5.20)$$

verwendet. Für jede aktuelle Ankerknotenposition wird die Wahrscheinlichkeit einer gemessenen Distanz d_{an} auf Basis der aktuellen Positionsschätzung und der Messvarianz σ_d (Modell aus Kapitel 5.1.3) bewertet. Diese Gewichtung wird für jedes Partikel jeweils für alle Distanzmessungen zu den Ankerknoten durchgeführt. Alternativ könnten distanzbasierte Metriken als Likelihoodfunktion verwendet werden.

Da die Integration von Kartenmaterial beim Partikelfilter effektiv realisierbar ist, wird zusätzlich auch vorhandenes Kartenmaterial berücksichtigt. In der Estimation wird dazu für jedes Partikel geprüft, ob die prädizierte Bewegung durch eine Wand verläuft. Gegebenenfalls wird das Gewicht zu Null gesetzt

$$f_2 : w_{k+1}^i = \begin{cases} 0, & \text{wenn Partikelbewegung durch Wand} \\ w_{k+1}^i, & \text{sonst} \end{cases}. \quad (5.21)$$

Insgesamt ergeben sich die neuen Gewichte in der Estimation als Verkettung der beiden Funktionen zu

$$f_{ges} = f_1 \circ f_2. \quad (5.22)$$

Um danach wieder eine Ableitung des Zustandes zu erlauben, erfolgt eine Normalisierung der Gewichte. Um zu verhindern, dass sich das Gewicht immer weiter in sehr wenigen Partikeln akkumuliert (Sample Degeneracy) wird in einem Resample Schritt ein neues Partikelset generiert. Es wäre möglich, in jedem Updateschritt eine entsprechende Resampling Prozedur auszuführen, was jedoch auch zu einer schlechteren Repräsentation der Verteilung führen könnte (Sample Impoverishment). Um dies zu verhindern, wird das Resampling basierend auf einem Qualitätsmerkmal ausgeführt. Im Rahmen dieser Arbeit wird die sogenannte effektive Samplegröße $n_{eff} = 1 / \sum_{i=1}^N (w^i)^2$ verwendet [11]. Verwendet wird das in den meisten Arbeiten eingesetzte "Systematic Resampling", bei dem jedes Partikel entweder gelöscht oder vervielfältigt werden kann. Je höher das initiale Gewicht, desto höher die Wahrscheinlichkeit vervielfältigt zu werden [11].

Die Positionsschätzung erfolgt als gewichteter Mittelwert der Partikel. Die Verwendung von Median oder Modalwert führte in den im Rahmen der Arbeit untersuchten Instanzen nur zu geringen Unterschieden und wurde daher nicht weiterverfolgt.

Für das Partikelfilter muss angemerkt werden, dass die Fusion von Kartenmaterial als zusätzliche Informationsquelle zu einem Vorteil gegenüber den anderen verwendeten Ansätzen führt. Grund für die Miteinbeziehung in den Vergleich ist vor allem die Untersuchung der Einbindung von Kartenmaterial, falls vorhanden.

5.3.5 Weighted Centroid

Ein sehr einfach umzusetzender Lokalisierungsansatz besteht in der Wahl eines gewichteten Mittelwertes (Weighted Centroid, WCE) aller aktuell empfangenen Ankerknotenpositionen [24, 28]

$$\vec{x}_k = \sum_{i=1}^m w_{i,k} \cdot a\vec{n}_{i,k}. \quad (5.23)$$

Für die Wahl des Gewichtungsfaktors wurden verschiedene Ansätze vorgestellt. Ein naheliegender Ansatz ist die Wahl als Funktion der reziproken Distanz $w_i = \frac{(d_i)^{-g}}{\sum d_i^{-g}}$ in Abhängigkeit eines Parameters g [24, 28]. Für den Vergleich in dieser Arbeit wird ähnlich dazu eine Gewichtung in Abhängigkeit der Varianz der Distanzschätzung gewählt

$$w_i = \frac{\sigma_{d_i}^2}{\sum \sigma_{d_i}^2}. \quad (5.24)$$

Zusätzlich wird ein gleitender Mittelwert verwendet, um eine Glättung der geschätzten Bewegung zu erreichen. Für die Positionsschätzung ergibt sich

$$\vec{x}_{k+1} = (1 - c) \cdot \vec{x}_k + c \cdot \sum_{i=1}^m w_{i,k} \cdot a\vec{n}_{i,k}, \quad (5.25)$$

wobei der Glättungsfaktor c in Abhängigkeit der Messfrequenz zu wählen ist. Der gravierender Nachteil des Verfahrens ist, dass keine Positionen außerhalb des Ankerknotennetzwerks als Schätzwert möglich sind.

5.3.6 Spring Tracker

Eine weitere Möglichkeit zur Schätzung der Position besteht in der Verwendung eines kräftebasierten Verfahrens. Die gemessenen Distanzen werden jeweils als Kräfte modelliert und es wird durch eine iterative Annäherung ein Kräftegleichgewicht als Positionsschätzung bestimmt. Hierbei sind verschiedene Kraftdefinitionen möglich. Für diese Arbeit wurden Ansatz und Modell aus [231] verwendet. Für jeden Ankerknoten an Position $a\vec{n}_i$ ergibt sich die entsprechende Kraft zu

$$\vec{F}_i = \underbrace{\frac{a\vec{n}_i - \vec{x}_k}{\|a\vec{n}_i - \vec{x}_k\|}}_{T_1} - \underbrace{\frac{a\vec{n}_i - \vec{x}_k}{d_i}}_{T_2} \quad (5.26)$$

in Abhängigkeit der aktuellen Positionsschätzung \vec{x}_k und der gemessenen Distanz d_i . Eine im Vergleich zur aktuellen Position kleiner gemessene Distanz führt zu einer anziehenden Kraft ($T1 > T2$), ansonsten erfolgt eine Abstoßung. Ähnlich der Berücksichtigung der über die Distanz steigenden Varianz bei den anderen Lokalisierungsansätzen ergibt sich aus dieser Kraftdefinition eine geringere Gewichtung von Messungen großer Distanzen.

Vergleichbar zum Bewegungsmodell beziehungsweise zum gleitenden Mittelwert können zusätzlich Kräfte zwischen aufeinanderfolgenden Positionsschätzungen berücksichtigt werden. Eine Möglichkeit dazu besteht in der Einführung einer maximalen erwarteten Bewegungsdistanz pro Zeitschritt d_{max} und der Modellierung einer Kraft

$$\vec{F}_{mov} = \begin{cases} \|\vec{x}_{k+1} - \vec{x}_k\| - \frac{d_{max}}{\|\vec{x}_{k+1} - \vec{x}_k\|} & \text{für } \|\vec{x}_{k+1} - \vec{x}_k\| > d_{max} \\ 0 & \text{für } \|\vec{x}_{k+1} - \vec{x}_k\| \leq d_{max} \end{cases}, \quad (5.27)$$

wenn diese überschritten wird. Insgesamt ergibt sich der resultierende Kraftvektor aus einer gewichteten Summe aller Kräfte

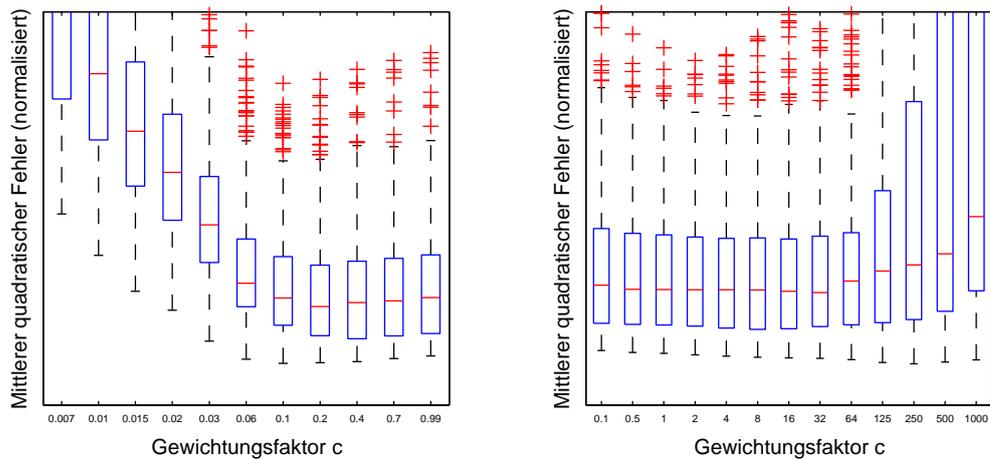
$$\vec{F}_{ges} = c \cdot \sum \vec{F}_i + (1 - c) \cdot \vec{F}_{mov}. \quad (5.28)$$

Auch hier ist der Gewichtungsfaktor c in Abhängigkeit der Zeitschrittlänge zu wählen.

Die Positionsschätzung erfolgt durch eine iterative Annäherung des Kräftegleichgewichtes mittels mehrerer Bewegungen in Richtung des jeweils resultierenden Kraftvektors. Für diese Arbeit wird eine feste Anzahl an Iterationen bei abnehmender Sprungweite verwendet. Weitere Details und Verwendungsmöglichkeiten des Verfahrens werden in [231] diskutiert.

5.4 Parametrierung der Lokalisierungsalgorithmen

Um die beschriebenen Algorithmen vergleichbar zu machen, wurden über alle Läufe, für alle Knoten und für alle Algorithmen dieselben Log-Distanz Modell Parameter verwendet (Kapitel 5.1.1). Für das Messrauschen wurde der hergeleitete lineare Zusammenhang angenommen. Für die Kalmanfilterderivate wurden für beide Systemmodelle geeignete Werte für das Systemrauschen



(a) Weighted Centroid Lokalisierung ($0 < c < 1$).
 (b) Spring Tracker Lokalisierung ($0 < c < \infty$).

Abbildung 5.11: Verteilung der resultierenden Lokalisierungsgenauigkeiten durch Weighted Centroid (links) und Spring Tracker (rechts) Ansätze in Abhängigkeit des Gewichtungsparmeters c (Beispielauflauf).

aus der Sensitivitätsanalyse (Abbildung 5.10) bestimmt. Wie in Kapitel 5.2 gezeigt, sind die Filter in Bezug auf die erreichbare Lokalisierungsgenauigkeit nur wenig sensitiv auf die Wahl des Systemrauschens q . Vergleichbar zu dieser Analyse zeigt Abbildung 5.11 eine entsprechende Sensitivitätsanalyse für den Spring-Tracking Algorithmus und den Weighted Centroid Ansatz. Für den Weighted Centroid Algorithmus zeigt sich, dass nur sehr kleine Gewichtungswerte $c \leq 0,06$ (sehr starke Glättung) zu wesentlich schlechteren Ergebnissen führen, sodass die Positionsschätzung der Bewegung nicht mehr folgen kann. Alle anderen Werte liefern ähnliche Genauigkeiten. Vergleichbar ergeben sich für den Gewichtungsparmeter beim Spring Tracker Ansatz ebenfalls nur geringe Unterschiede für einen relativ breiten Bereich. In Bezug auf die resultierende Genauigkeit sind beide Verfahren sehr robust gegenüber den Parametern.

Parameter	Algorithmus					
	EKF	UKF	AMC	PAR	WCE	SPT
Systemrauschen (q_p)	0,4	0,4	0,4	1	%	%
Systemrauschen (q_{pv})	0,05	0,05	0,05	%	%	%
Gewichtungsfaktor (c)	%	%	%	%	0.3	2

Tabelle 5.3: Verwendete Parameter für den Vergleich der Lokalisierungsalgorithmen für die Verwendung Position Modells (p), des Position-Geschwindigkeit Modells (pv) und Gewichtungsfaktor c für Weighted Centroid und Spring Tracker Ansatz.

Tabelle 5.3 fasst die verwendeten Parameter zusammen. Alle Kalmanfilter-derivate verwenden dieselbe Größe für das Systemrauschen. Für das Partikelfilter wird aufgrund der zusätzlichen Fusionierung der Wände ein höherer Wert verwendet. Aufgrund der aufgezeigten geringen Sensitivität der verschiedenen Algorithmen auf Variationen der Parameter wird darauf verzichtet, eine Trennung in Test- und Evaluierungsdaten vorzunehmen und einen wirklichen Optimalwert abzuleiten. Auf eine Optimierung auf ein einzelnes Experiment oder einen einzelnen Lauf wird bewusst verzichtet.

Kapitel 6

Signalstärken- Personenlokalisierung

Im Folgenden werden die verschiedenen verwendeten Lokalisierungsalgorithmen auf die gesammelten Signalstärkedaten angewendet. Teile der dargestellten Ergebnisse wurden auf mehreren Konferenzen dem Fachpublikum vorgestellt [212, 217, 218, 231].

Verglichen werden die drei dargestellten Kalmanfilterderivate, jeweils mit und ohne Bewegungsmodell (EKFp, UKFp, AMCP, EKFpv, UKFpv, AMCPv), der Spring Tracker Ansatz (SPT), der Weighted Centroid (WCE) Ansatz, sowie das Partikelfilter (PF). Die Initialisierung aller Algorithmen erfolgt im Ursprung und gegebenenfalls mit Geschwindigkeit 0. Für das Partikelfilter erfolgt die Initialisierung durch eine Gleichverteilung der Partikel über das gesamte Gebiet. Für die Kalmanfilterderivate werden die jeweiligen Kovarianzmatrizen mit sehr hohen Werten initialisiert. Die Evaluierung der Algorithmen (Kapitel 3.1.3) im Folgenden wird aus Vergleichbarkeitsgründen hauptsächlich auf Basis der Lokalisierungsgenauigkeit, also des mittleren quadratischen Fehlers für die Fehler in x_1 und x_2 Richtung, vorgenommen. Weiterhin werden auch Präzision (Fehlerverteilung), Komplexität und Robustheit in Bezug auf unterschiedliche Szenarien und Positionierungen am Körper betrachtet. Alle Auswertungen beziehen sich auf die realen Daten, solange nicht explizit auf die Verwendung simulierter Daten hingewiesen wird.

Abbildung 6.1 zeigt ein Beispiel für eine geschätzte Trajektorie im ITIV Gebäude. Auf der linken Seite ist als Beispiel die Positionsschätzung durch das



(a) EKF, mittlerer quadratischer Fehler 2,28 m. (b) Partikelfilter, mittlerer quadratischer Fehler 2,07 m.

Abbildung 6.1: Lokalisierung einer Person im ITIV Institutsgebäude durch EKF und Partikelfilter, Referenz (blau) und geschätzte Trajektorie (rot) für Beispiellauf.

EKF dargestellt, auf der rechten die Partikelfilterlokalisierung (Mittelwerte der Partikelwolke) auf Basis derselben Eingangsdaten. Die höheren Schwankungen beim EKF erklären sich durch das relativ hoch angenommene Systemrauschen. Geringere Werte für q führen zu deutlich glatteren Trajektorien, jedoch auch zu einem langsameren Filterverhalten (Nachlaufen) und damit zu größeren mittleren Fehlern. Die Partikelfilterlokalisierung führt zu einer geringfügig höheren Genauigkeit, was jedoch vor allem an der Miteinbeziehung der Karte liegt. Ein Anteil des Fehlers resultiert aus der Initialisierung im Ursprung. Die Filter benötigen jeweils einige Zeitschritte, um zu Beginn des Experiments in die Nähe der korrekten Position zu kommen.

6.1 Erzielbare Genauigkeiten

Im Vergleich der verschiedenen Filter für alle Experimente ergeben sich mittlere Genauigkeiten im Bereich von 4 m über alle Läufe in allen Experimenten (Abbildung 6.2). Die dargestellte Auswertung vergleicht die Verteilung der resultierenden mittleren Genauigkeiten in den verschiedenen Läufen aller Experimente. Alle Filter resultieren in vergleichbaren mittleren Fehlern. Bemerkenswert ist hierbei das gute Abschneiden des Weighted Centroid Lokalisierungsalgorithmus. Für das gewählte Setup entspricht die erzielte Genauigkeit in etwa den komplexeren Kalmanfilterderivaten oder graphentheoretischen Ansätzen. Beim SPT Algorithmus muss angemerkt werden, dass durch die Wahl anderer Parameter für den Einschwingvorgang möglicherweise weiteres Optimierungspotential besteht [231].

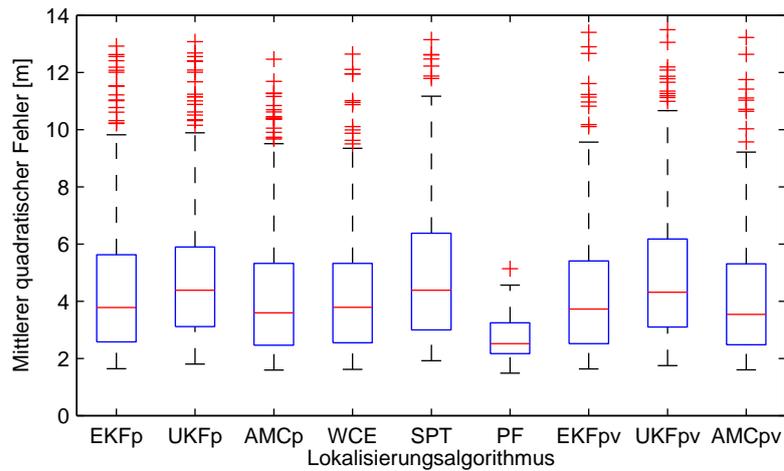


Abbildung 6.2: Verteilung der mittleren quadratischen Fehler für alle neun verschiedenen Lokalisierungsalgorithmen in den Läufen aller Experimente.

Da für diese Auswertung nur eine Karte des neuen ITIV Gebäudes berücksichtigt wurde, ist die in Abbildung 6.2 dargestellte Genauigkeit für das Partikelfilter auch nur auf die Experimente h,i und j bezogen. Betrachtet man auch bei den anderen Lokalisierungsalgorithmen ebenfalls nur die letzten drei Experimente (h-j), ergeben sich die in Abbildung 6.3 dargestellten Genauigkeiten. Man kann erkennen, dass das Partikelfilter zwar erwartungsgemäß die höchste Genauigkeit liefert, die Verbesserung jedoch im Bereich von einem halben Meter liegt. Grund hierfür ist vor allem der Miteinbezug von Kartenmaterial als zusätzliche Informationsquelle.

Im Vergleich der durchgeführten Experimente ergeben sich höhere Genauigkeiten in den Innen-Experimenten (Abbildung 6.4). Dargestellt sind die resultierenden Genauigkeiten für eine Lokalisierung durch das EKF mit Position Modell (EKFP). Die erzielbaren Genauigkeiten für die anderen Algorithmen liegen jedoch jeweils in einem sehr ähnlichen Bereich. Die unterschiedlichen Genauigkeiten in den durchgeführten Experimenten ergeben sich vor allem aus den Unterschieden in der Knotendichte (Anzahl Knoten pro Fläche). In den Außen-Experimenten auf Sportplatz (b,e) oder Waldparkplatz (f) wurden wesentlich weniger Ankerknoten pro Fläche eingesetzt als in den Gebäuden. Die Experimente a und d beziehungsweise c und e, sowie h, i, j zeigen, dass die erzielten Ergebnisse in derselben Umgebung reproduzierbar sind. Unterschiede

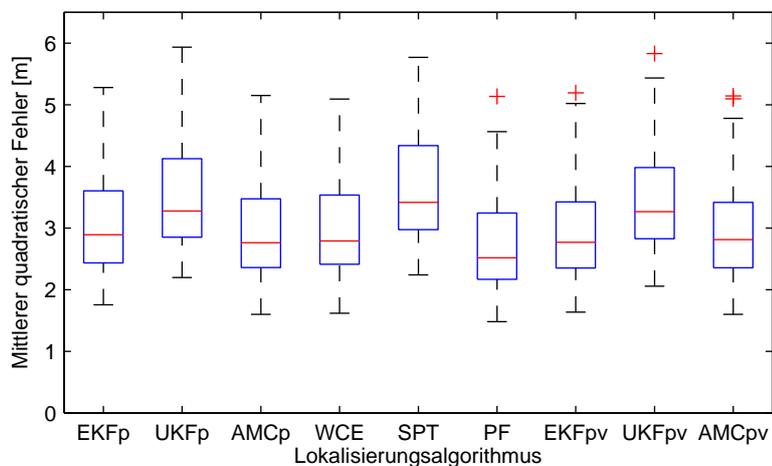


Abbildung 6.3: Verteilung der mittleren quadratischen Fehler für alle neun verschiedenen Lokalisierungsalgorithmen in den Läufen der drei Experimente in Gebäude 30.10. (h-j).

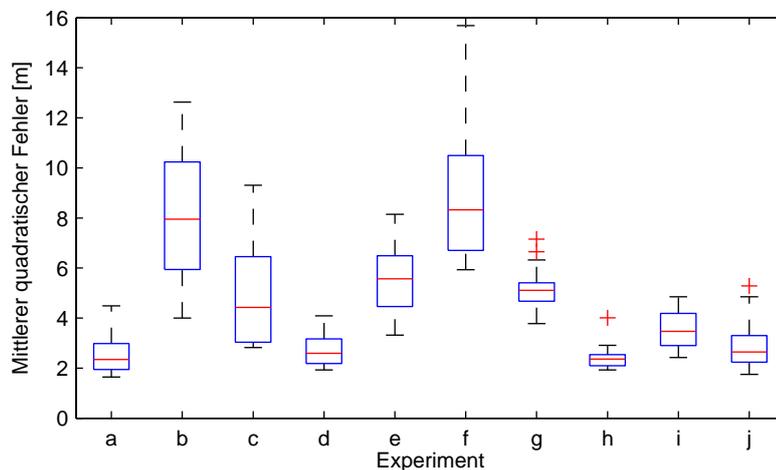


Abbildung 6.4: Verteilung der mittleren quadratischen Fehler in den Läufen aller zehn durchgeführten Experimente (EKF Lokalisierung).

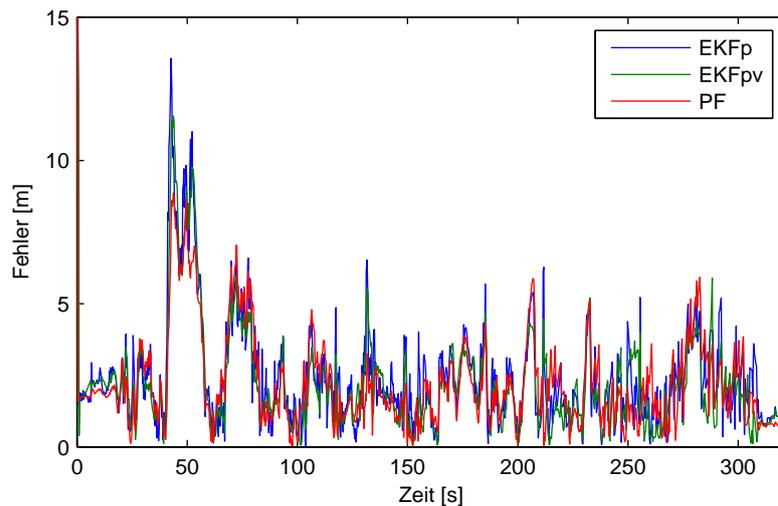


Abbildung 6.5: Verlauf des Lokalisierungsfehlers über die Zeit für drei Filter (exemplarisches Experiment). Zwischen $t = 40 \text{ s}$ und $t = 60 \text{ s}$ ergibt sich in diesem Beispiel eine Abweichung mit Fehlern im Bereich von 10 m .

ergeben sich durch die unterschiedlichen gegangenen Trajektorien und Ankerknotenpositionen. Eine Analyse des Einflusses der Ankerknotendichte sowie der Ankerknotenpositionen erfolgt in Kapitel 8.2.

Vergleicht man den Fehlerverlauf für verschiedene Lokalisierungsalgorithmen über die Zeit, ergibt sich, beispielhaft für einen Lauf in Experiment h, der in Abbildung 6.5 dargestellte Verlauf. Die Verläufe für die verschiedenen Filter sind nach dem Einschwingen prinzipiell vergleichbar und hauptsächlich von der gegangenen Trajektorie und den aufgezeichneten Daten abhängig. Schwachpunkte ergeben sich vor allem an Stellen mit einer sehr geringen Ankerknotendichte, was sich jedoch auf alle Filter auswirkt. Die geschätzten Trajektorien durch die verschiedenen Filter sind sehr ähnlich.

Betrachtet man für dasselbe Beispiel die Verteilung der Fehler während jedes Zeitschritts zeigt sich, dass alle Filter zu kurzzeitigen Abweichungen führen. Jedoch kann in der überwiegenden Zeit ($\geq 95\%$) durch alle Filter eine Lokalisierungsgenauigkeit unter 5 m gewährleistet werden kann (Abbildung 6.6). Die Abweichungen sind auf der einen Seite durch den Einschwingvorgang begründet und auf der anderen Seite durch mehrere Ausreißer-Messungen.

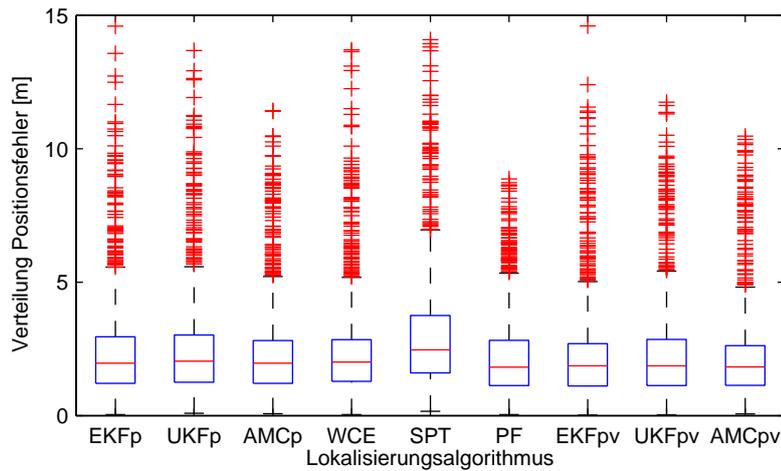
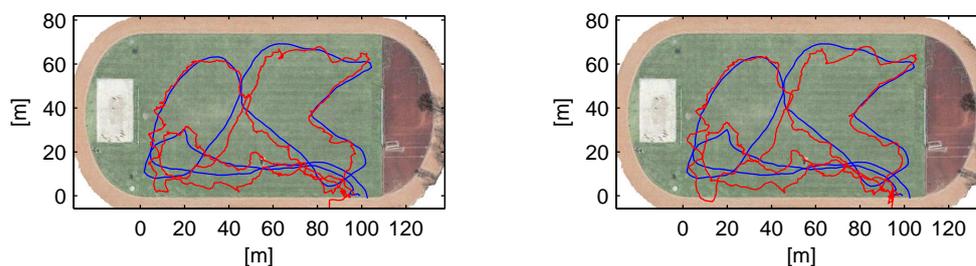


Abbildung 6.6: Verteilung der Positionsfehler zu jedem Zeitschritt eines exemplarischen Experiments für alle Filter.

6.2 Miteinbezug des Bewegungsmodells

Im Vergleich zwischen einer Lokalisierung mit (EKFPv) und ohne Bewegungsmodell (EKFP) ergeben sich nur geringe Unterschiede. Abbildung 6.7 zeigt eine beispielhafte Trajektorie für beide Varianten. Vorteile für die Verwendung des Bewegungsmodells ergeben sich vor allem für Trajektorien mit einem hohen Anteil an längeren geraden Strecken. Aufgrund der sehr hohen Updaterate von 4 Hz sind die erzielbaren Verbesserungen in den durchgeführten Experimenten jedoch ebenfalls marginal (Abbildung 6.8). In Experiment f ergibt sich sogar



(a) EKFP (Position Modell), mittlerer quadratischer Fehler $6,37\text{ m}$.

(b) EPFPv (Position-Geschwindigkeit Modell), mittlerer quadratischer Fehler $5,53\text{ m}$.

Abbildung 6.7: Vergleich EKF Lokalisierung mit (EKFP) und ohne Bewegungsmodell (EKFPv), Referenz (blau) und geschätzte Trajektorie (rot) für Beispiel.

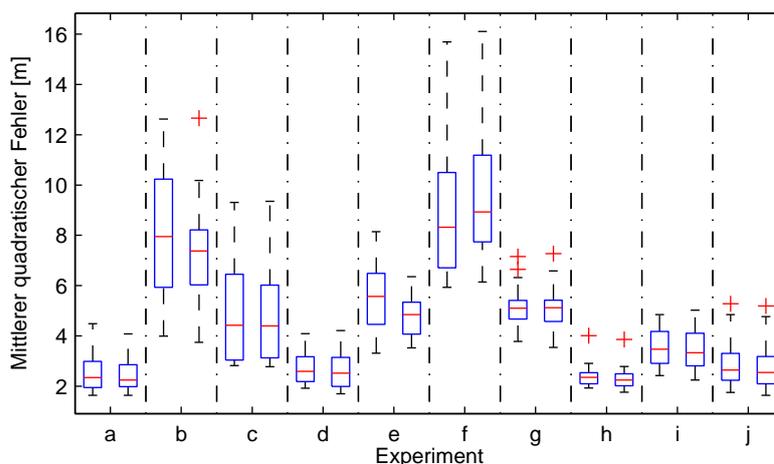


Abbildung 6.8: Vergleich Lokalisierung ohne (jeweils linke Box) und mit (jeweils rechte Box) Bewegungsmodell für alle Experimente (EKF Lokalisierung).

ein geringer Vorteil für das Position Modell. Es kann abgeleitet werden, dass die zusätzliche Komplexität, die die Verwendung eines Bewegungsmodells mit sich bringt, im gewählten Aufbau nur einen geringen Einfluss auf die erzielbaren Genauigkeiten hat.

Diese Frage müsste jedoch erneut bewertet werden, wenn beispielsweise aus Energiespargründen mit einer geringeren Updaterate gearbeitet werden sollte.

6.3 Abschätzung Komplexität

Vergleicht man die Komplexität der betrachteten Algorithmen, ergeben sich wie erwartet deutliche Vorteile für die einfacheren Ansätze (Abbildung 6.9). Die angegebenen Rechenzeiten wurden hierbei für die Durchführung eines Updateschrittes (0.25 s) im selben Lauf auf einem Intel Core-i7 Desktop PC ermittelt. Die dargestellten Verteilungen beziehen sich auf die jeweiligen Rechenzeiten aller Updateschritte im Lauf. Die Werte erlauben eine Abschätzung der unterschiedlichen Rechenkomplexität. Man kann erkennen, dass das Partikelfilter um bis zu 2 Größenordnungen komplexer ist als die anderen Algorithmen. Dies liegt vor allem an den in jedem Zeitschritt durchzuführenden Überprüfungen, ob eine prädizierte Partikelbewegung durch eine Wand verläuft. Die aufwändigen Schnittoperationen sind für jedes Partikel und jede

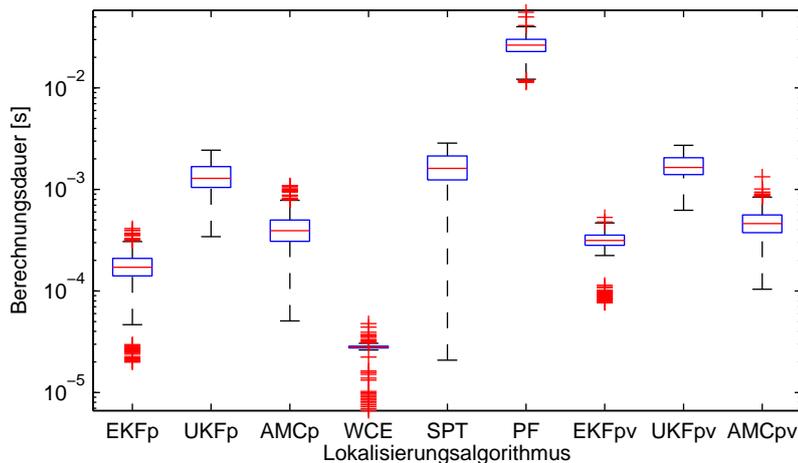


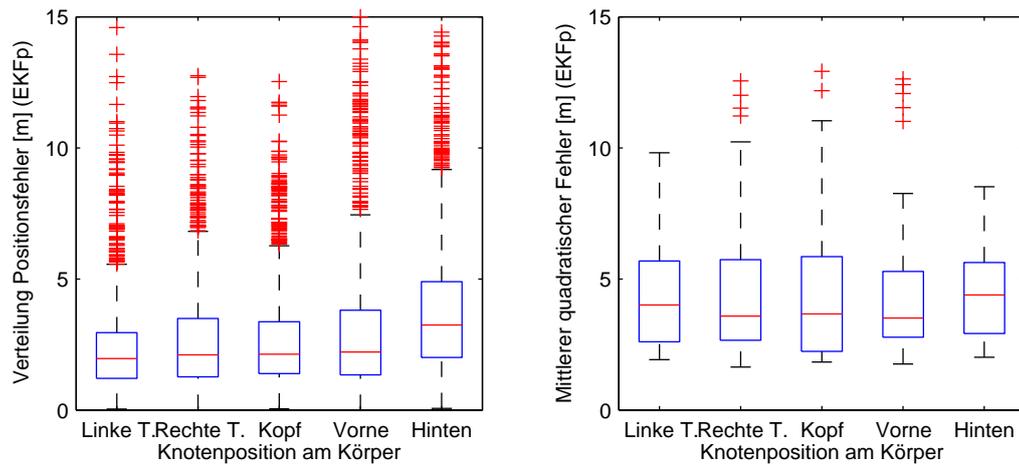
Abbildung 6.9: Vergleich des Rechenaufwands für einen Update-Schritt für die verschiedenen Lokalisierungsalgorithmen (logarithmische Skala).

Wand zu berechnen. Trotzdem ist auch die Berechnung des Partikelfilters für die gewählte Anzahl von 5000 Partikeln immer noch wesentlich schneller als in Echtzeit möglich. Bemerkenswert ist, dass der Weighted Centroid Ansatz einen wesentlich geringeren Rechenaufwand mit sich bringt, aber trotzdem zu vergleichbaren mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten über alle durchgeführten Experimente führt.

Die Auslegung der Algorithmen wirkt stark mit der Prozessorarchitektur zusammen. Beispielsweise können beim Partikelfilter die Verarbeitungsschritte parallelisiert und Messungen beim Spring Track nur sequentiell und nicht parallel, wie bei den Kalmanfilterderivaten, verarbeitet werden. Ebenfalls ergeben sich große Unterschiede im Speicherverbrauch. Daher kann aufgrund der grundsätzlich verschiedenen Architekturen des verwendeten Core-i7 Prozessors und einem Mikrocontroller mit anderer Cache-Architektur, nur einem Kern und wesentlich kleinerem Speicher, der dargestellte Vergleich nur als erste Abschätzung dienen.

6.4 Vergleich Knotenposition am Körper

Wenn man die unterschiedlichen Positionen der am Körper getragenen Sensorknoten (rechte und linke Hosentasche, auf dem Kopf, vor und hinter dem



(a) Fehlerverteilung für verschiedene Knotenpositionen in Experiment j (EKFp Lokalisierung).

(b) Mittlerer quadratischer Fehler in allen Experimenten für verschiedene Knotenpositionen (EKFp Lokalisierung).

Abbildung 6.10: Fehlerverteilungen für verschiedene Knotenpositionen am Körper in allen Zeitschritten eines exemplarischen Experiments (links) und Verteilung der resultierenden mittleren Fehler in allen Experimenten (rechts).

Körper am Schlüsselband) vergleicht zeigt sich, dass nur die Knotenposition hinter dem Körper zu geringfügig schlechteren Ergebnissen führt (Abbildung 6.10). Auf der linken Seite ist die Fehlerverteilung während eines exemplarischen Experimentes dargestellt. Rechts findet sich die Verteilung der mittleren Fehler der Läufe aller Experimente. In beiden Auswertungen ergeben sich schlechtere Werte für eine Knotenposition hinter dem Körper.

Die Vermutung, dass die Anbringung des Sensorknotens am Kopf der zu lokalisierenden Person zu höheren mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten führt, bestätigt sich nicht. Obwohl die Bedingungen viel eher einer Line-of-Sight Verbindung entsprechen, ergibt sich in Bezug auf die mittlere Lokalisierungsgenauigkeit kein Vorteil. Über alle Experimente kann in 75% der Zeit eine Genauigkeit zwischen circa 2 und 6 m erzielt werden.

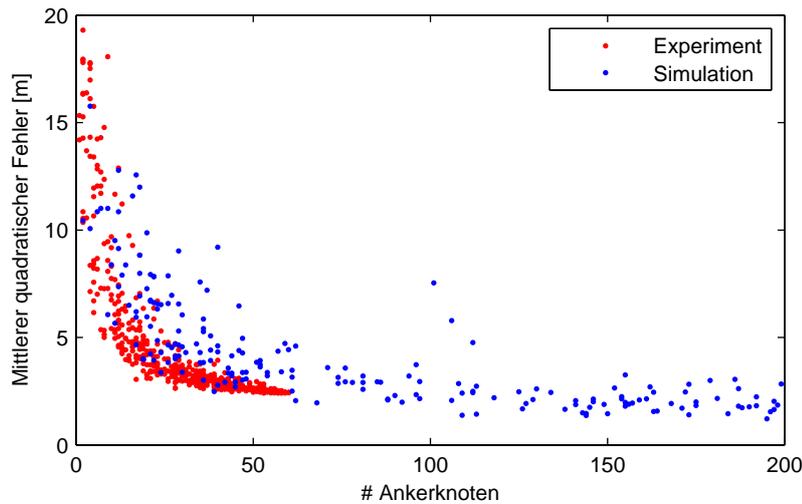


Abbildung 6.11: Vergleich der mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten für RSS Lokalisierung durch EKFP in Abhängigkeit der Anzahl benutzter Ankerknoten in Realität (rot) und Simulation (blau) für jeweils 200 zufällige Ankerknotensätze.

6.5 Variierende Ankerknotendichte

Ebenfalls untersucht werden kann die Lokalisierungsgenauigkeit in Abhängigkeit der Ankerknotendichte sowie in Abhängigkeit der Ankerpositionen. In den durchgeführten Experimenten wurden die Ankerknoten ausgebracht und dann verschiedene Trajektorien für denselben Ankerknotensatz aufgenommen. Eine Möglichkeit für die Untersuchung geringerer Ankerknotendichten besteht darin, auf Basis der realen Daten Pakete einzelner Ankerknoten auszublenden. Durch dieses Herangehen kann die Auswirkung geringerer Ankerknotendichten anhand der realen Daten für die gegangenen Trajektorien untersucht werden.

Abbildung 6.11 zeigt die resultierenden Lokalisierungsgenauigkeiten am Beispiel von Experiment i (EKFP Lokalisierung) in Abhängigkeit von zufällig ausgewählten Teilmengen der ausgebrachten Ankerknoten (rote Punkte). Die Lokalisierung erfolgte auf Basis der Pakete der jeweils ausgewählten Knoten. Es wurden 200 Instanzen generiert (Monte Carlo Simulation). Jeder Datenpunkt wurde für einen zufällig ausgewählten Lauf von Experiment i erzeugt.

Man kann erkennen, dass die Genauigkeit unterhalb einer Anzahl von ungefähr 20 Ankerknoten stark abnimmt. Für Ankerknotensätze mit mehr als 20

Ankerknoten wird eine Genauigkeit im Bereich von 3 m erreicht.

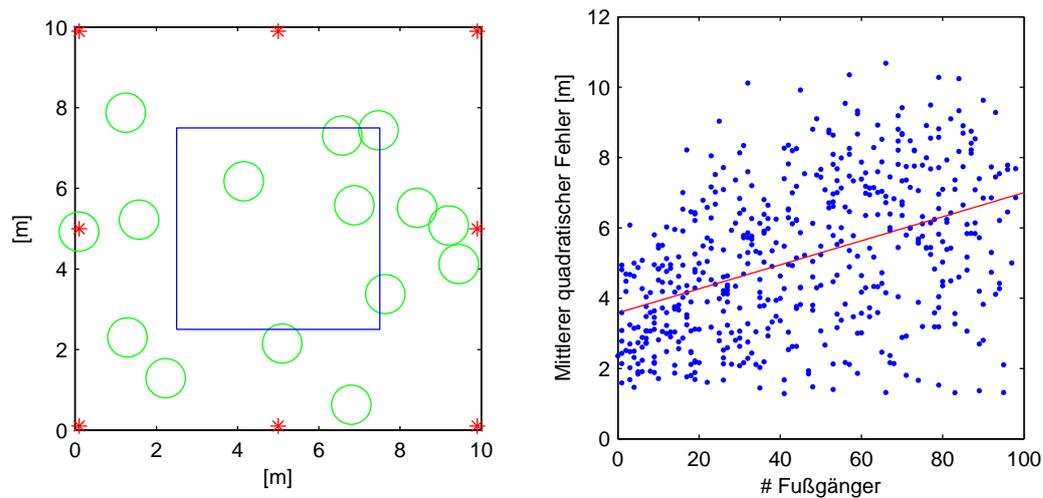
Da für die realen Daten die Positionen der Ankerknoten vorgegeben sind, ergeben sich für große Teilmengen nur geringe Variationsmöglichkeiten in Bezug auf die Positionen. Dies führt dazu, dass die Streubreite für hohe Ankerzahlen geringer wird. Weiterhin war, durch den Versuchsaufbau bedingt, auf der Seite des Gebäudes, in der die Trajektorien hauptsächlich verliefen, die Ankerknotendichte größer (Abbildung 8.16, in Kapitel 8.3).

Wenn der Einfluss der Positionierung der Ankerknoten in der Simulation verglichen wird, zeigt sich aus diesem Grund, dass die Lokalisierungsgenauigkeit erst für höhere Anzahlen dieselben Werte erreicht (Abbildung 6.11, blaue Punkte). Simuliert wurden für die (realen) Trajektorien des Experiments die RSS Werte einer zufälligen Anzahl von 1 – 200 Ankerknoten an zufälligen Positionen. Es wurden 200 Instanzen erzeugt und die mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten berechnet. Die simulierten Daten zeigen, dass die erzielbare Verbesserung auch für wesentlich größere Anzahlen an Ankerknoten nur noch gering ist.

6.6 Robustheit gegenüber Personen

Der Einfluss von Personen am Einsatzort konnte aufgrund des sehr hohen Aufwands nicht anhand von realen Daten untersucht werden. Um trotzdem eine erste Abschätzung zu ermöglichen wurde eine simulative Untersuchung durchgeführt.

Die Simulation von Personen erfolgt als "mobile Wände" die sich in Form von Zylinderobjekten auf zufälligen Trajektorien durch das Lokalisierungsgebiet bewegen. Entsprechende Parameter für das Simulationsmodell (Kapitel 4.4.3 beziehungsweise Kapitel 5.1.4) wurden aus einer separaten Versuchsserie zu $\mu_{WAF, Pers.} = 5$ und $\sigma_{WAF, Pers.} = 5$ ermittelt [183]. Um effizient simulieren zu können wurde ein $10 \cdot 10 \text{ m}^2$ großer Raum verwendet und eine zufällige Anzahl von 1 – 100 Personen simuliert. Am Rand des Raums wurden 8 Ankerknoten platziert. Als Trajektorie wurde ein Quadrat gewählt, dass jeweils mehrfach abgegangen wurde. Abbildung 6.12 stellt auf der linken Seite den Versuchsaufbau dar. Evaluiert wurde die resultierende mittlere Lokalisierungsgenauigkeit für EKFP Lokalisierung in 500 simulierten Durchläufen. In Abbildung 6.12 sind auf



(a) Simuliertes Setup: 8 Ankerknoten (rot), (b) Ergebnis: 500 simulierte Durchläufe mit 1-100 Fußgänger (grün) und eine quadratische Trajektorie.

Abbildung 6.12: Aus der Untersuchung des Einflusses von Personen auf die Lokalisierungsgenauigkeit ergibt sich eine deutliche Reduktion der erreichbaren Lokalisierungsgenauigkeit für eine hohe Anzahl an Personen am Einsatzort.

der rechten Seite die Ergebnisse und eine lineare Regressionsgerade dargestellt. Man kann erkennen, dass diese erste Abschätzung auf Basis der gewählten Parameter einen deutlichen Einfluss von Personen zeigt. Wenn weniger als 10 Personen angenommen werden, ergeben sich Genauigkeiten zwischen circa 1,5 und 5 *m*. Für über 90 Personen zeigt die Simulation Genauigkeiten zwischen 1,5 und 11 *m*.

Kapitel 7

Inertialdaten- Personenlokalisierung

Neben der Lokalisierung durch die Auswertung von Signalstärken (Kapitel 6), kann auch die Inertialsensorik zur Lokalisierung benutzt werden. Im Rahmen der Arbeit wurden dazu inertialsensorbasierte Koppelnavigation durch eine an der Hüfte getragene IMU und Inertialnavigation mit einer IMU am Fuß der Testperson verglichen (Abbildung 7.1). Teile der im folgenden Kapitel dargestellten Ergebnisse wurden bereits publiziert [209, 210, 213, 225].

7.1 Inertialsensorbasierte Fußgänger- Koppelnavigation

Aus Sicht des Anwenders ist die IMU Positionierung an der Hüfte (beispielsweise kann ein Smartphone in der Hosentasche getragen werden) zunächst von Vorteil. Da an der Hüfte jedoch keine Zero-Velocity-Updates (Kapitel 3.2.3) möglich sind, kann aufgrund der Sensordrift der verwendeten Sensoren keine inertielle Navigation erfolgen. Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein Verfahren entwickelt, welches auf Basis einer Schritterkennung die Schrittrichtung und die Schrittlänge schätzt. Beiträge wurden im Rahmen zweier studentischer Arbeiten geleistet [186, 197]. Basis für die folgenden Auswertungen sind Daten der Xsens IMU, da hierfür simultane WSN und IMU Daten vorliegen.



(a) IMU in Fototasche an der Hüfte.



(b) IMU am Fuß.

Abbildung 7.1: Vergleichene IMU Positionen für inertialsensorbasierte Lokalisierung.

Um eine Koppelnavigation zu realisieren wurde ein Verfahren basierend auf der Erkennung von Schritten sowie einer Ableitung der Schrittrichtung und Schrittlänge realisiert.

7.1.1 Schritterkennung und Schrittlängenschätzung

Wie in Kapitel 3.2.2 dargestellt, ist die Schritterkennung aus einem Beschleunigungssignal ein mit relativ einfachen Mitteln zu lösendes Standardproblem. Um einen Vergleich verschiedener Ansätze zu ermöglichen sowie um eine Parametereinstellung für die durchgeführten Experimente vornehmen zu können, wurde ein Kalibrierungsexperiment in kontrollierter Umgebung durchgeführt. Hierzu gingen 3 Testpersonen (Körpergrößen 1,53 m, 1,71 m, 1,90 m) eine vordefinierte circa 30 m lange Strecke ab. Vorgabe war eine möglichst konstante Gehgeschwindigkeit zu halten. Die vorgegebene Strecke wurde je dreimal in den Geschwindigkeiten langsam, mittel und schnell abgegangen. Die genaue Auslegung dieser Geschwindigkeiten wurde den Probanden überlassen. Als Referenz dienen die Länge der Strecke, sowie die Anzahl der gegangenen Schritte. Für die Schritterkennung wurde der *Peak-Detection* Ansatz [92, 149] umgesetzt (Kapitel 3.2.2).

Auf Basis der Signalenergie $E(t) = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} - g$ wird ein Schritt zum Zeitpunkt t detektiert, wenn ein vordefinierter Schwellwert überschritten, ein Peak in der Signalenergie vorliegt und in einer vordefinierten Zeit dd_{period} zuvor

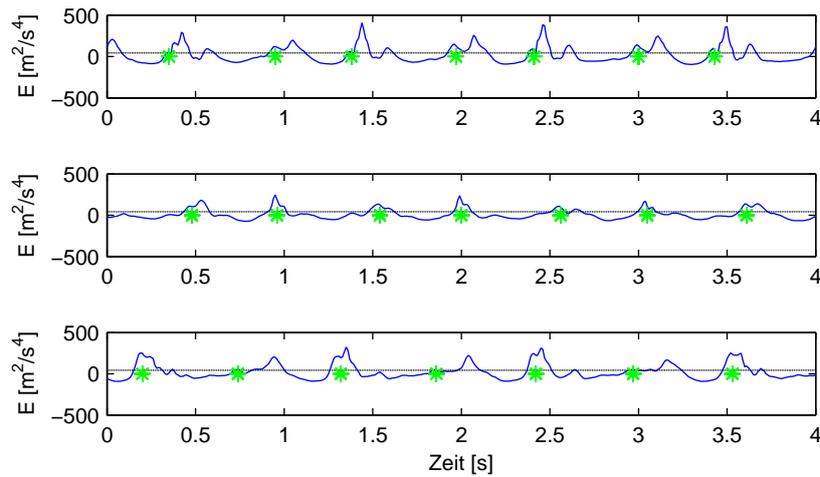


Abbildung 7.2: Beispiele für aufgenommene Beschleunigungssignale (blau) und detektierte Schritte (grün) für 3 verschiedene Personen bei mittlerer Gehgeschwindigkeit.

kein Schritt detektiert wurde (Vermeidung von Doppeldetektion):

$$step(t) = \begin{cases} 1, & \text{wenn} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad \begin{cases} 1. E(t-1) \geq th \text{ und} \\ 2. E(t-2) \geq E(t-2) \geq E(t) \text{ und} \\ 3. \sum_{i=t-dd_{period}}^t step(i) = 0 \end{cases} \quad (7.1)$$

Abbildung 7.2 zeigt drei Beispiele der aufgenommenen Beschleunigungssignale bei den drei verschiedenen Testpersonen für mittlere Gehgeschwindigkeit und visualisiert die jeweils detektierten Schritte. Schwierigkeiten bei der Erkennung ergeben sich vor allem, wenn ein Parametersatz für verschiedene Personen und Gehgeschwindigkeiten gefunden werden soll. Da die Fototasche eine leicht federnde Bewegung ausführt, stimmen Schritt und detektierter Peak nicht zwangsweise genau überein. Trotzdem kann bereits durch diesen Ansatz eine sehr gute Detektionsrate erreicht werden (Abbildung 7.3, links).

Für die Schrittlänge SL wurde der in [163] präsentierte Proportionalitätsansatz

$$SL = c(a_{max,z} - a_{min,z})^{\frac{1}{4}} \quad (7.2)$$

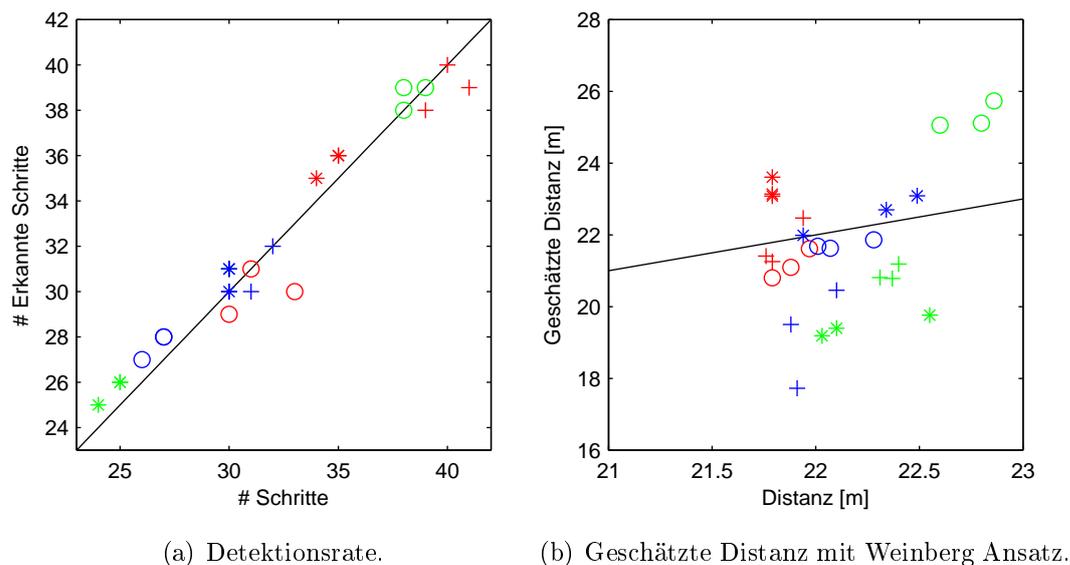
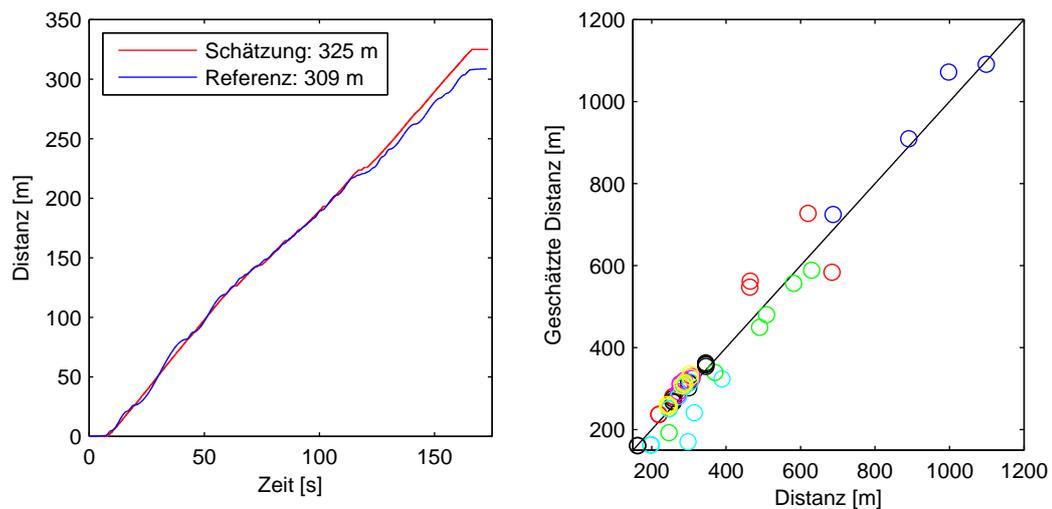


Abbildung 7.3: Ergebnisse des Kalibrierungsexperiments: Drei Personen: rot, blau, grün und drei Experimente: langsam ("+"), mittel ("*"), schnell ("o").

umgesetzt (Kapitel 3.2.2). Zusätzlich wird das Signal durch einen gleitenden Mittelwert tiefpassgefiltert, um Ausreißer abzufangen.

Abbildung 7.3 gibt auf der linken Seite einen Überblick über die im Kalibrierungsexperiment erzielten Detektionsraten, wenn ein Parameterset für alle Personen und alle Geschwindigkeiten gewählt wird. Auf der rechten Seite ist ein Vergleich der im Kalibrierungsexperiment gegangenen wahren Distanzen sowie der resultierenden geschätzten Distanzen für die insgesamt 27 Läufe dargestellt. In Bezug auf eine Abschätzung der Erkennungssicherheit kann davon ausgegangen werden, dass mit der verwendeten Sensorik über 95% aller Schritte erkannt werden. Auch für die Schätzung der Distanzen ergeben sich trotz der Verwendung eines Parametersets für alle Personen und Schrittgeschwindigkeiten ausreichend genaue Distanzschätzungen. Die im Kalibrierungsexperiment ermittelten Werte für $c = 0,18$, $th = 43 \text{ m}^2/\text{s}^4$ und $dd_{period} = 0,38 \text{ s}$ wurden für alle weiteren Auswertungen benutzt.

Für die Evaluierung der Schritterkennung und Distanzschätzung werden alle in den unterschiedlichen Umgebungen durchgeführten Experimente a-j verwendet. Abbildung 7.4 zeigt auf der linken Seite ein Beispiel für den Verlauf der Distanzschätzung und der Referenz über die Zeit anhand eines Beispiels. Auf der rechten Seite sind die jeweiligen Ergebnisse für alle durchgeführten Expe-



(a) Verlauf Distanz / Referenz am Beispiel. (b) Auswertung aller Experimente und Läufe.

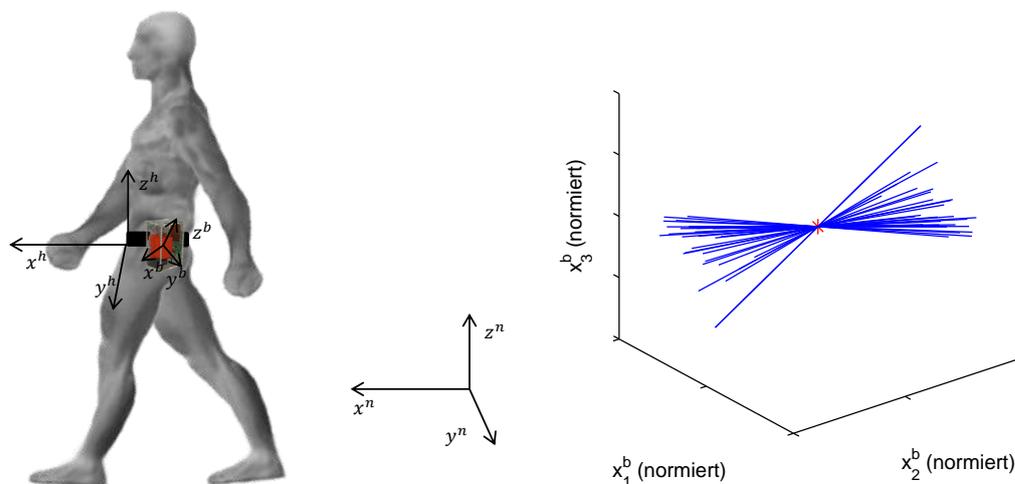
Abbildung 7.4: Evaluierung der Distanzschätzung auf Basis erkannter Schritte in den durchgeführten Experimenten.

perimente dargestellt. Man kann erkennen, dass die Distanzschätzung mit den ermittelten Parametern zu einem Fehler im Bereich von 5% der gegangenen Distanz führt. Verschiedene andere Ansätze zur Ermittlung einer gegangenen Distanz aus Beschleunigungswerten erreichen höhere Genauigkeiten im Bereich deutlich unter 5% [69] (Kapitel 3.2.2). Dabei erfolgt jedoch zumeist eine Kalibrierung auf eine bestimmte Person und eine konstante Gehgeschwindigkeit, sodass das Ergebnis verzerrt wird.

Die mit dem Weinberg Ansatz erzielten Resultate sind für eine Reihe von Anwendungen ausreichend und stellen eine Grundlage für die im Rahmen der Arbeit zu entwickelnde ad-hoc Lokalisierungslösung dar.

7.1.2 Schrittrichtungsschätzung

Da die IMU nicht fest mit dem Körper verbunden ist, kann nicht von einer konstanten Lage der IMU in Relation zum Körper der Person ausgegangen werden (Abbildung 7.5, links). Insbesondere wenn von einem Smartphone in der Hosentasche einer Person ausgegangen wird, muss neben der eigentlichen IMU Lageschätzung (b-frame in Bezug auf i- beziehungsweise n-frame) auch eine Schätzung der Lage der IMU in Bezug zum Körper der Person erfolgen.



(a) Beziehung zwischen aufgenommenen Daten der IMU (b-frame), dem Koordinatensystem der zu lokalisierenden Person (h-frame) und dem Navigationskoordinatensystem (n-frame).

(b) Ergebnis der Hauptkomponentenanalyse für 30 Schritte: Näherungsweise konstante Ausrichtung der IMU.

Abbildung 7.5: Schrittrichtungsschätzung im b-frame auf Basis der Beschleunigungen in Vorwärts-/Rückwärts-Richtung.

Hierfür wird das h-frame als körperfestes Koordinatensystem der zu lokalisierenden Person definiert.

Um die Lage von h-frame und b-frame festzustellen, wurde im Rahmen dieser Arbeit der in [85] präsentierte Ansatz aufgegriffen und angepasst. Ausgenutzt wird, dass während eines Schrittes die auftretenden horizontalen Beschleunigungen in Vorwärts-/Rückwärts-Richtung stärker sind als die Seitwärts-Beschleunigungen. Durch eine Hauptkomponentenanalyse der Beschleunigungswerte kann daher eine Schätzung der Bewegungsrichtung vorgenommen werden. Zunächst werden von den aufgenommenen Beschleunigungen im b-frame die Gravitation sowie alle Beschleunigungskomponenten in vertikaler Richtung abgezogen

$$\vec{a}^{b,plane} = \vec{a}^b - C_n^b \cdot [0, 0, g]^T - C_n^b \cdot [0, 0, a_3^n]^T. \quad (7.3)$$

Hierfür wird auf Basis der Lageschätzung der IMU die entsprechende DCM bestimmt. Bei Verwendung eines AHRS ergibt sich C_n^b als Transponierte der ausgegebenen C_b^n Matrix.

Alle während eines Schrittes aufgezeichneten Beschleunigungswerte werden einer Hauptkomponentenanalyse

$$HKA(\vec{a}^{b,plane}) = [HK_1, HK_2, HK_3] \quad (7.4)$$

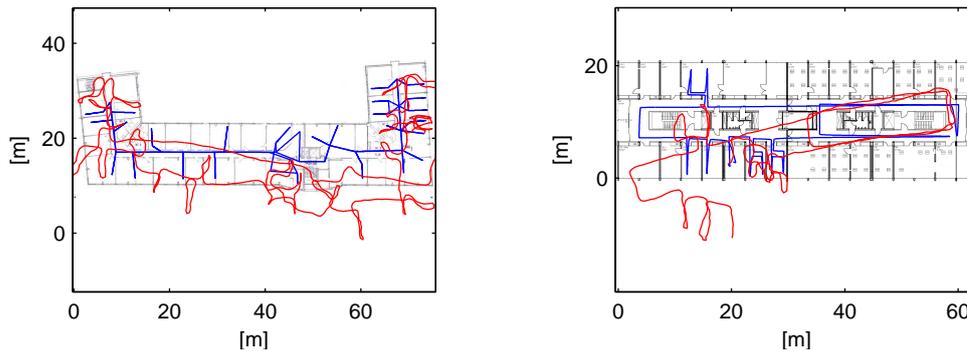
unterzogen. Aufgrund des beschriebenen Bewegungsablaufs kann auf Basis der ersten Hauptkomponenten HK_1 die Vorwärts-/Rückwärts-Richtung und aus der zweiten die Seitwärts-Richtung bestimmt werden. Um zwischen Vor- und Rückwärtsbewegungen zu unterscheiden, wird in [85] eine Analyse des tiefpassgefilterten Beschleunigungssignals in Oben-/Unten-Richtung vorgeschlagen. Je nachdem ob es sich um einen Vor- oder Rückwärtsschritt handelt, ist die Reihenfolge der auftretenden Signalpeaks unterschiedlich. Alternativ dazu kann auch vorausgesetzt werden, dass sich die IMU Ausrichtung zum Körper nur geringfügig ändert (priors Wissen).

In Erweiterung des Verfahrens aus [85] wird das Verhältnis der jeweils zu den ersten beiden Hauptkomponenten gehörenden Eigenwerte der Kovarianzmatrix der Samples überprüft. Eine neue Schrittrichtung wird übernommen, wenn dieses Verhältnis über einem Schwellwert liegt, also die erste Hauptkomponente eine klare Aussage über die Verteilung der Beschleunigungen zulässt. Abbildung 7.5 zeigt auf der rechten Seite ein Beispiel der für 30 Schritte ermittelten ersten Hauptkomponenten. Man erkennt, dass sich die Lage der IMU während dieser Schritte nur geringfügig ändert und verrauscht ist. Um aus der ermittelten Richtung im b-frame die Schrittrichtung im n-frame φ^n abzuleiten, kann auf Basis der Lageschätzung transformiert werden

$$\varphi^n = HK1 \cdot C_b^n. \quad (7.5)$$

7.1.3 Koppelnavigation

Auf Basis der erkannten Schritte, geschätzten Schrittlängen und Richtungen kann schritthaltend die Position bestimmt werden. Abbildung 7.6 zeigt zwei Beispiele von rekonstruierten Trajektorien in zwei der durchgeführten Experimente. In beiden Beispielen ist der gegangene Weg gut zu erkennen. Jedoch sind die resultierenden absoluten Genauigkeiten bereits nach relativ kurzer Zeit zu weit abgedriftet, als dass noch ausreichend genau lokalisiert werden könnte. In einem Vergleich der relativen Fehler zeigt sich, dass die Positionslösung bereits zu guten Ergebnissen in den durchgeführten Experimenten führt



(a) Absoluter Fehler 12,58 *m*, relativer Fehler 2,70%. (b) Absoluter Fehler 13,49 *m*, relativer Fehler 4,78%.

Abbildung 7.6: Zwei Beispiele für rekonstruierte Trajektorien auf Basis der Hüft-IMU Koppelnavigation: Referenz (blau) und Schätzung (rot).

(Abbildung 7.7). In den Läufen ergeben sich fast durchweg relative Fehler von unter 7% in Bezug auf die gegangene Distanz. Vergleichbare Ansätze aus dem Stand der Technik erreichen Werte im selben Bereich [13, 58, 85, 135].

Bei der Betrachtung des Fehlerverlaufs über die Zeit für einen relativ langen Lauf von circa 15 Minuten ist jedoch deutlich zu erkennen, dass die absolute Genauigkeit keinesfalls ausreichend ist (Abbildung 7.8). Der resultierende absolute Fehler im Beispiel beträgt am Ende knapp 90 *m*, obwohl der relative Fehler konstant im Bereich von 10% bleibt.

7.1.4 Vergleich von Ansätzen zur Lageschätzung

Der Vorteil der Verwendung des Xsens AHRS liegt vor allem darin, dass die ausgegebene Lageschätzung bereits unter Miteinbeziehung der Magnetfeldsensoren berechnet wird und daher eine relativ gute Langzeitgenauigkeit bietet. Alternativ können andere Prinzipien zur initialen und schritthaltenden Lageschätzung angewendet werden (Kapitel 3.2.1). Für die Analyse der Auswirkung der initialen Lageschätzung wurden der QUEST-, TRIAD- [139], sowie FQA-Ansatz [173] näher betrachtet und im Experiment mit der Lageschätzung des Xsens AHRS verglichen [197]. Da die implementierten Algorithmen gegenüber der vom Xsens AHRS gelieferten Lageschätzung keine Vorteile ergaben, wurde auf eine genauere Untersuchung im Rahmen dieser Arbeit verzichtet.

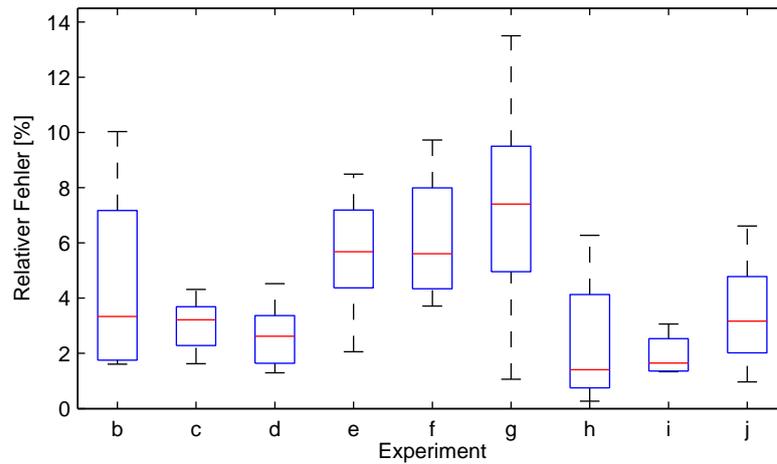


Abbildung 7.7: Vergleich der Verteilungen der resultierenden relativen Fehler in den verschiedenen Läufen der Experimente durch Hüft-IMU Lokalisierung.

7.2 Inertiale Fußgängernavigation

Für die inertielle Navigation wurden zwei verschiedene Ansätze untersucht. Zum einen wurde die Nutzung der bereits vorverarbeiteten Lagedaten des AHRS, wie in [46] vorgeschlagen, umgesetzt. Zum anderen wurde der in [49] präsentierte und in [72] aufgegriffene Strapdown-Ansatz benutzt.

7.2.1 Xsens Lageberechnung

Durch die Verwendung der bereits vorhandenen Lageschätzung aus dem Xsens AHRS müssen keine weiteren komplexen Berechnungsschritte durchgeführt werden. Prinzipiell eignet sich der Ansatz daher für eine Low-Power Mikrocontroller Implementierung. Auf Basis der mittels der IMU Lageschätzung ins n-frame übertragenen Beschleunigungswerte kann durch Aufsummieren die Geschwindigkeit ermittelt werden

$$\vec{v}_k^n = \sum_{t=0}^k \vec{a}^b \cdot C_b^n. \quad (7.6)$$

Eine weitere Summation liefert die zurückgelegte Strecke

$$\vec{s}_k^n = \sum_{t=0}^k \vec{v}^n. \quad (7.7)$$

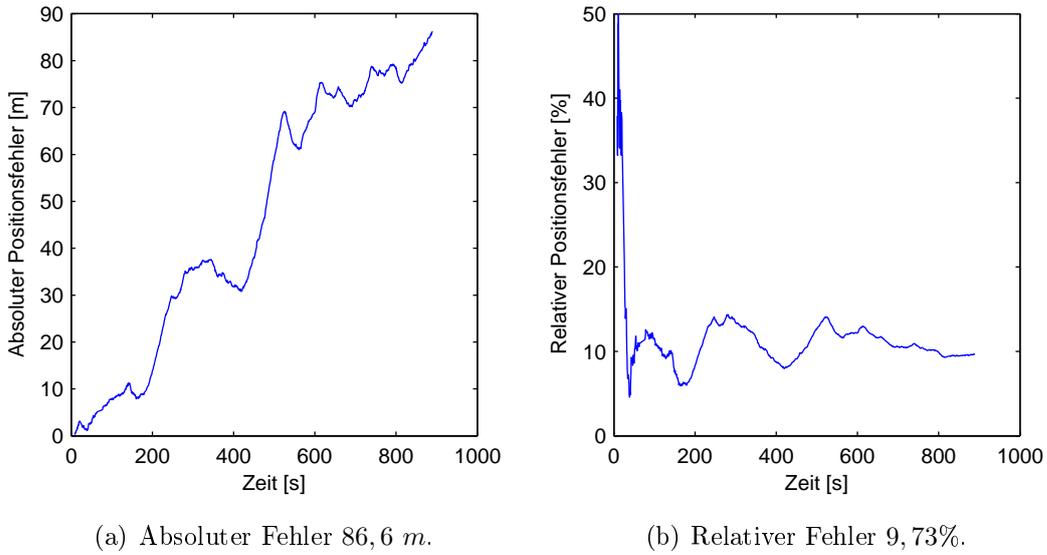


Abbildung 7.8: Vergleich der Verläufe von absolutem und relativem Fehler im Zeitverlauf für Hüft-IMU Lokalisierung in Beispiexperiment.

Um die Drift der Beschleunigungssensoren zu korrigieren, wird zusätzlich ein Zero Velocity Update durchgeführt, wenn der Fuß am Boden ist. Abbildung 7.9 visualisiert das Prinzip: Die Detektion eines Schrittes erfolgt basierend auf der Anwendung eines Schwellwerts auf der Signalenergie des Gyro-Signals in alle drei Richtungen $\vec{\omega}_{tot}^b < threshold$. Hierdurch kann zwischen Ruhe- (Stance-Phase) und Bewegungsphase (Swing-Phase) unterschieden werden. Sobald eine Ruhephase detektiert wird, wird die Abweichung κ der aktuellen Geschwindigkeitsschätzung von Null ermittelt. Um den während des letzten Schrittes entstandenen Fehler zu korrigieren, wird κ gleichgewichtet von den Geschwindigkeitswerten des letzten Schrittes abgezogen

$$\hat{\vec{v}}^n = \vec{v}^n - \frac{\kappa}{t_{end} - t_{start}}. \quad (7.8)$$

Während einer detektierten Stance-Phase wird die Geschwindigkeit gleich Null gesetzt. Abbildung 7.10 zeigt eine entsprechend berechnete Trajektorie. Man kann erkennen, dass die Trajektorie zwar der real gelaufenen Strecke entspricht, jedoch keine Langzeitgenauigkeit erreichbar ist aufgrund der Yaw-Winkel Drift der Drehratensensoren.

Nachteil der Verwendung der AHRSLagedaten ist, dass keine weiteren Korrekturen, wie zum Beispiel eine Stützung durch den Magnetfeldsensor, vorge-

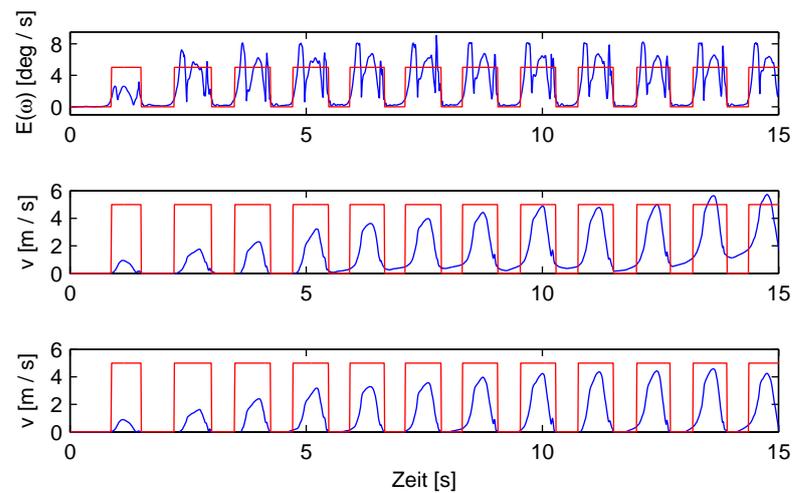


Abbildung 7.9: Schritterkennung (rot) für die Durchführung von ZUPT basierend auf Drehraten (blau, oben) für IMU am Fuß: Die unkorrigierte Geschwindigkeitsschätzung (blau, mitte) driftet weg und kann durch ZUPT korrigiert werden (blau, unten).

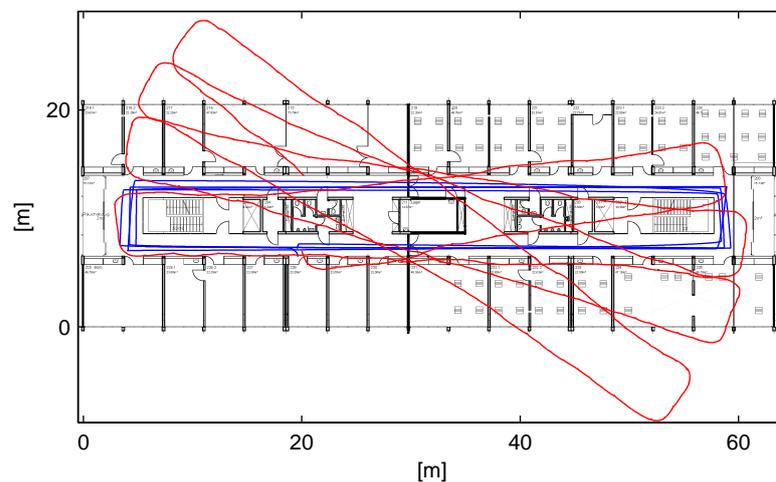


Abbildung 7.10: Inertialnavigation-Trajektorie mit IMU am Fuß auf Basis Xsens AHRS Lageschätzung: Referenz (blau) und Schätzung (rot).

nommen werden können. Ebenfalls ist die verwendete Xsens MTi-G IMU nicht auf die relativ hohe Bewegungsdynamik einer Verwendung am Fuß ausgelegt. Bei diesem Ansatz können lediglich die Schwellwerte oder die Art der Schritterkennung geändert werden. Hierbei sind verschiedene Alternativen möglich (z. B. [72]). Im Rahmen dieser Arbeit wurde der Ansatz der Verwendung der vorverarbeiteten Lage nicht weiter optimiert.

7.2.2 Strapdown-Rechnung

Alternativ wurde die direkte Verwendung der Sensordaten ohne die intern geschätzte Lage untersucht [49, 72]. Hierbei wird ein Error State Kalmanfilter eingesetzt, das auf Basis der jeweils aktuellen Fehler in Lagewinkel $\delta\varphi$, Drehraten $\delta\vec{\omega}$, Position $\delta\vec{p}$, Geschwindigkeit $\delta\vec{v}$ und Beschleunigung $\delta\vec{a}$ arbeitet. Bedingt durch den Zustandsvektor

$$\delta\vec{x} = [\delta\varphi, \delta\vec{\omega}, \delta\vec{p}, \delta\vec{v}, \delta\vec{a}]^T. \quad (7.9)$$

mit 15 Elementen sind die im Kalmanfilter durchzuführenden Matrixinversionen sowie die Lageberechnung rechenaufwändig. Eine Portierung auf den MSP430 ist aufgrund der Komplexität nicht möglich. In einer studentischen Arbeit wurde gezeigt, dass der Ansatz auf einem aktuellen Smartphone (Sony Xperia Arc) einsetzbar ist [208]. Vorteil der Verwendung der Fehler im Error State Kalmanfilter gegenüber der direkten Verwendung der Größen ist, dass keine Linearisierung durchgeführt werden muss.

Wie in Kapitel 3.2.1 beschrieben, wird die Lageschätzung durch eine Potenzreihenentwicklung, die mit einer Padé Approximation (3.23) gelöst werden kann, erreicht. Rekursiv ergibt sich die neue Lage zu

$$C_{b,k+1}^m = C_{b,k}^n \cdot \frac{2I_{3\times 3} + \delta\Omega \cdot \delta t}{2I_{3\times 3} - \delta\Omega \cdot \delta t} \quad (7.10)$$

mit

$$\delta\Omega = \begin{pmatrix} 0 & -\omega_{nb,3}^b & \omega_{nb,2}^b \\ \omega_{nb,3}^b & 0 & -\omega_{nb,1}^b \\ -\omega_{nb,2}^b & \omega_{nb,1}^b & 0 \end{pmatrix}. \quad (7.11)$$

Für die Initialisierung wird die Xsens Lageschätzung verwendet, wobei jedoch auch weitere Prinzipien zur initialen Lageschätzung verwendet werden könnten (Kapitel 3.2.1). Die INS Berechnung wird zu jedem Zeitschritt auf Basis der

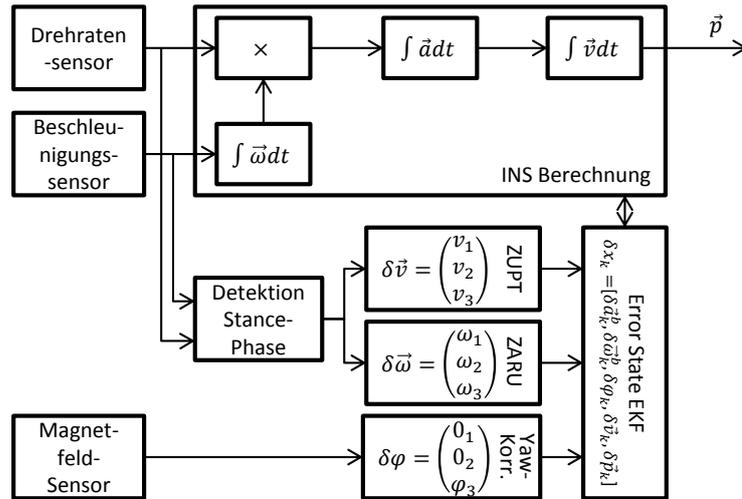


Abbildung 7.11: Blockchart des umgesetzten integrierten Navigationssystems auf Basis der Daten des Xsens MTi-G Sensors.

aktuell geschätzten Fehler korrigiert (Abbildung 7.11). Im Messupdate wirken sich ZUPT und ZARU Pseudomessungen sowie gemessene Magnetfelddaten aus. ZUPT und ZARU Pseudomessungen können direkt verwendet werden und wirken sich auf Geschwindigkeits- beziehungsweise Drehratenfehler aus. Für die Stützung des Yaw-Winkels φ_3 müssen die gemessenen Magnetfelddaten zunächst vom b-frame ins n-frame überführt werden

$$b^n = \begin{pmatrix} \cos\varphi_1 & 0 & \sin\varphi_1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\varphi_1 & 0 & \cos\varphi_1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varphi_2 & -\sin\varphi_2 \\ 0 & \sin\varphi_1 & \cos\varphi_1 \end{pmatrix} \cdot b^b. \quad (7.12)$$

Hieraus lässt sich zu

$$\varphi_{mag} = -\arctan2(b_2^n, b_1^n) - M \quad (7.13)$$

der Messwert für den Yaw Winkel auf Basis der ortsabhängigen magnetischen Abweichung M (Deklination) berechnen. Im Prädiktionsschritt wird der neue Zustand zu

$$\vec{x}_{k+1} = A_k \vec{x}_k \quad (7.14)$$

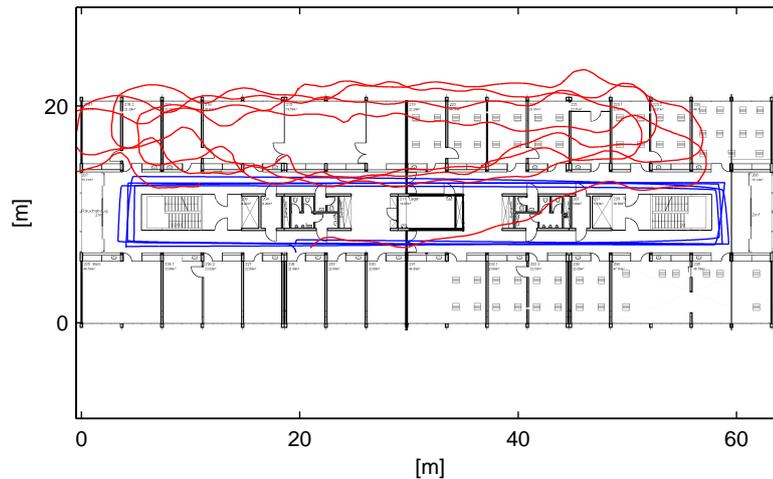


Abbildung 7.12: Inertialnavigation-Trajektorie auf Basis des Fuß-IMU Strap-down-Ansatzes, Schätzung (rot) und Referenz (blau).

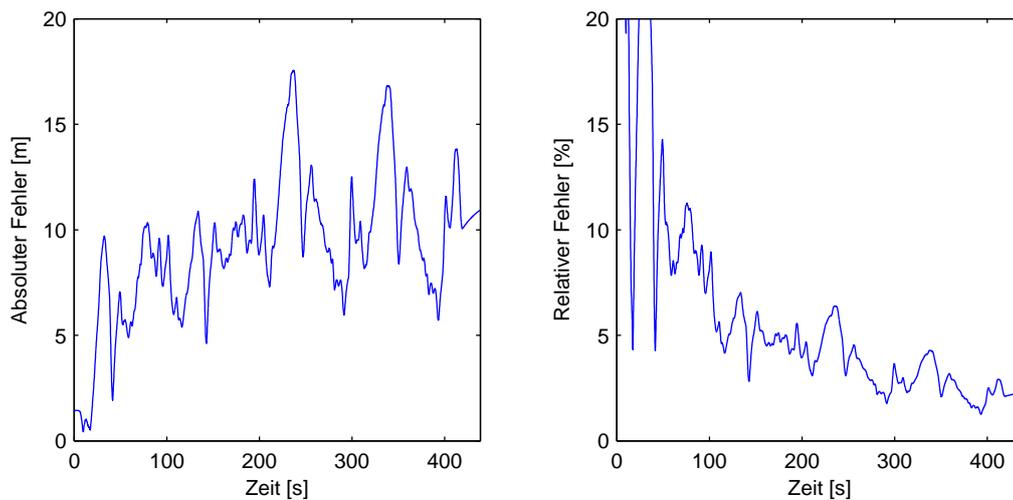
mit

$$A_k = \begin{pmatrix} I & \Delta t \cdot C_{b,k-1}^n & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & \Delta t \cdot I & 0 \\ -\Delta t \cdot S(a_k^n) & 0 & 0 & I & \Delta t \cdot C_{b,k-1}^n \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I \end{pmatrix}. \quad (7.15)$$

prädiziert. Eine detaillierte Beschreibung der Datenverarbeitung findet sich in [72]. Dieselbe Datenverarbeitung wurde 2012 erneut in Form eines Tutorials veröffentlicht [47].

Abbildung 7.12 zeigt die mit direkter Lageschätzung im Error State Kalmanfilter berechnete Trajektorie. Man kann erkennen, dass die Richtung größtenteils korrekt geschätzt wird und die Trajektorie damit besser der Referenz entspricht als zuvor. Dies liegt jedoch vor allem daran, dass die verwendete IMU nicht für diesen Anwendungsfall optimiert ist. Am Markt verfügbar sind verschiedene auf die Fußgängerinertialnavigation optimierte Sensoranordnungen, die voraussichtlich auf Basis desselben Ansatzes deutlich bessere Ergebnisse erlauben würden. Ebenfalls könnte eine Optimierung des Filters die Lösung weiter verbessern. Da der Fokus dieser Arbeit auf dem ad-hoc Aspekt liegt, wurden an dieser Stelle keine weiteren Optimierungen vorgenommen.

Für das vorliegende Beispiel zeigt Abbildung 7.13 den Verlauf des absoluten

(a) Absoluter Fehler 10,95 *m*.

(b) Relativer Fehler 2,3%.

Abbildung 7.13: Vergleich der absoluten und relativen Fehler im Zeitverlauf für die realisierte Strapdown-Navigation (IMU am Fuß).

und des relativen Fehlers über die Zeit. Insgesamt wird im Beispiel ein relativer Fehler im Bereich von 3% der gegangenen Distanz erreicht. Trotz dieses guten Wertes ist der absolute Fehler bereits nach dem circa 7-minütigen Experiment auf ungefähr 12 *m* angewachsen, womit eine raumgenaue Lokalisierung nicht mehr möglich ist. In weiteren Versuchen im Rahmen einer studentischen Arbeit wurden ähnliche Fehlerverhalten gezeigt [186].

7.3 Fusion von Kartenmaterial

Eine naheliegende Verbesserungsmöglichkeit sowohl des Hüft-IMU Ansatzes wie auch der Inertialnavigation ist die Miteinbeziehung von Kartenmaterial durch das Partikelfilter.

Hierbei wird die IMU Messung jeweils als Systemeintrag verwendet. Jedes Partikel wird entsprechend der IMU Messung propagiert. Dabei können sowohl das vorgestellte Hüft-IMU Verfahren als auch das Fuß-IMU Verfahren verwendet werden. Im Messschritt wird für die Gewichtung von Partikeln ausgenutzt, dass nur Bewegungen in Gängen oder durch Türen möglich sind. Gewichte von Partikeln, die sich durch eine Wand bewegt haben, werden zu Null gesetzt (5.21).

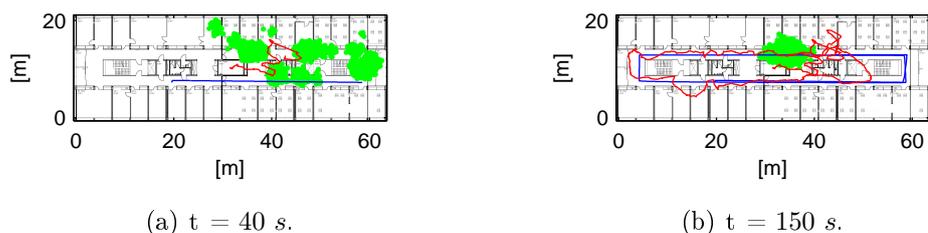


Abbildung 7.14: Anwendung der Partikelfilter Lokalisierung auf den Strap-down-Ansatz (Fuß-IMU): Partikel (grün), Positionsschätzung (rot) und Referenz (blau).

Im Prädiktionsschritt werden neue Partikelpositionen wie zuvor (Kapitel 5.3.4) aus einer zweidimensionalen Normalverteilung $\mathcal{N}(0, q)$ gezogen. Hierbei kann das Systemrauschen q im Vergleich zur Verwendung von RSS Werten geringer gewählt werden, da die eigentlich Bewegung bereits im Messschritt miteinbezogen wurde.

Abbildung 7.14 visualisiert die Partikel Verteilung nach 40 und 150 Sekunden sowie die bis dahin geschätzte Trajektorie. Man kann erkennen, dass die Schätzung zunächst multimodal ist, sich dann aber zu einer einzigen Partikelwolke zusammenzieht. Für die Positionsschätzung wurde wie zuvor der Mittelwert der Partikel gewählt. Für das gezeigte Beispiel erlaubt die Fusion von Kartenmaterial eine deutliche Verbesserung der Positionsschätzung über die gesamte Länge des Experiments.

Ebenfalls möglich ist die Anwendung des Partikelfilter-Ansatzes auf die Hüft-IMU Daten der Experimente h-j mit Schritterkennung, Längen- und Richtungsschätzung. Abbildung 7.15 zeigt den Fehlerverlauf über die Zeit für jeweils alle Läufe der Experimente. Man kann erkennen, dass die resultierende Positionsschätzung in allen Fällen zunächst einige Sekunden braucht, um nach der Initialisierung eine gute Positionsschätzung zu liefern (multimodale Verteilungen). In fast allen Fällen ist die resultierende Positionsschätzung nach diesem Einschwingvorgang sehr genau und der Fehler bleibt im Bereich von 2 m (z. B. Abbildung 7.16). In zwei Läufen in Experiment i (grün) bleiben die Fehler jedoch im Bereich von 10 m (Abbildung 7.15). Hier führen beispielsweise magnetische Störungen oder falsch detektierte Schritte dazu, dass die Partikelwolke keine gute Abbildung der tatsächlichen Wahrscheinlichkeitsverteilung mehr darstellt. Wenn die reale Position einmal verloren ist, kann ohne langzeit-

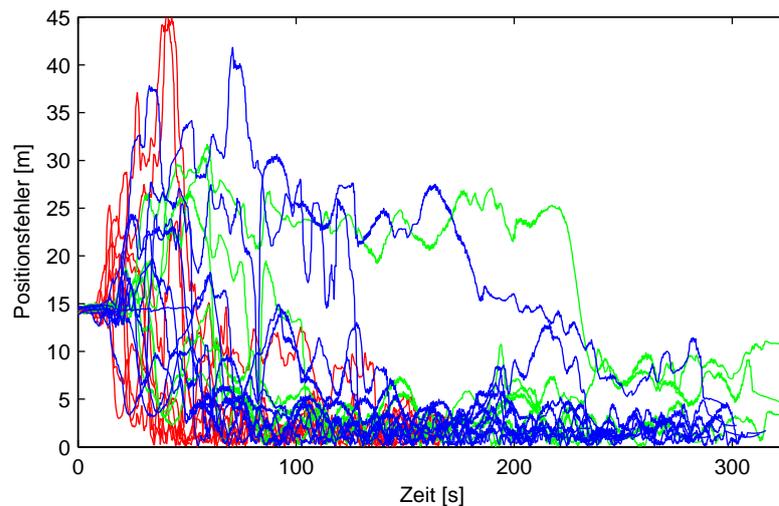


Abbildung 7.15: Fehlerverlauf über die Zeit für alle Läufe der Experimente h (rot), i (grün) und j (blau) für Partikelfilter Lokalisierung auf Basis des Hüft-IMU Ansatzes.

genaue Stützung keine Positionsschätzung mehr erfolgen. In den vorliegenden Beispielen führt die relativ geringe Gebäudeausdehnung dazu, dass der Fehler trotzdem nur im Bereich von 10 m bleibt und nicht weiter anwächst. Obwohl also die Schätzung in den allermeisten Fällen sehr gute Resultate liefert, kann nicht vermieden werden, dass die Position in Ausnahmefällen verloren wird. Auch das Partikelfilter erlaubt prinzipbedingt keine Langzeitgenauigkeit für rein inertialsensorbasierte Lokalisierungsansätze.

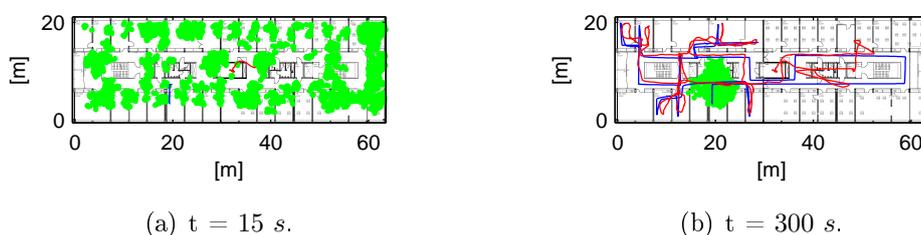


Abbildung 7.16: Anwendung der Partikelfilter Lokalisierung auf den Hüft-IMU Ansatz: Partikel (grün), Positionsschätzung (rot) und Referenz (blau) zu Beginn des Experiments während des Einschwingvorgangs (links) und nach 300 s (rechts).

Eine Abbildung aller Ausnahmefälle durch die Annahme einer höheren Varianz führt zu wesentlich schlechteren Schätzergebnissen.

Um Aussagen über die jeweils aktuelle Güte der Schätzung treffen zu können, kann beispielsweise der Gewichtsverlust der Partikelwolke pro Zeitschritt ausgewertet werden [11]. Eine Möglichkeit, das Problem von Ausreißer-Messungen durch den Einsatz hybrider Lokalisierung zu lösen, wird in Kapitel 8 gezeigt.

7.4 Bewertung und Parametrierung des Simulationsmodells

Für die Analyse von Fehlern beim Ausbringen der Ankerknoten und bei der Positionierung durch Fußgänger-Koppelnavigation wurde das in Kapitel 4.4.3 beschriebene Simulationsmodell verwendet. Um eine realistische Simulation in Bezug auf Fehlerverhalten und Lokalisierungsgenauigkeit zu erlauben, müssen die durch die vorgestellten Prinzipien zur Koppelnavigation erreichbaren Genauigkeiten analysiert werden.

7.4.1 Erreichbare Genauigkeiten

Da nur auf Basis einer sehr breit angelegten Untersuchung statistisch signifikante Aussagen in Bezug auf die erreichbaren Genauigkeiten möglich wären, können die im Rahmen der vorliegenden Arbeit durchgeführten Fuß-IMU Experimente nur als erster Anhaltspunkt dienen. Insgesamt ergibt sich aus den durchgeführten Analysen, dass Genauigkeiten im Bereich von 5% mit der verwendeten Hardware realisierbar sind. In verschiedenen Arbeiten wurden entsprechende Analysen zur Genauigkeit unter wechselnden Bedingungen und mit unterschiedlichen IMUs durchgeführt (Kapitel 3.2.4, [1, 22, 23, 47, 49, 54]). Angegebene Genauigkeiten reichen von $> 5\%$ bis unter $0,5\%$. Entscheidend ist vor allem die Güte der verwendeten IMU. Weiterhin wird in allen Arbeiten davon ausgegangen, dass mit dem technischen Fortschritt die erreichbare Genauigkeit weiter zunehmen wird. Trotzdem wird die Fußgängerinertialnavigation in absehbarer Zeit keine ausreichend genauen Lokalisierungsergebnisse über einen Zeitraum von einigen Stunden erlauben.

7.4.2 Auswahl Parameter

Für das verwendete Modell wurden die Parameter im Hinblick auf den Stand der Technik etwas optimistischer als die gezeigten Ergebnisse angenommen. Dies begründet sich vor allem dadurch, dass die verfügbare Xsens IMU mittlerweile nicht mehr zum aktuellsten Stand der Technik gehört und auch nicht auf die Verwendung am Fuß ausgelegt ist. Im Simulationsmodell (4.3) wird, ausgehend von einer initialen Richtung (Lage), rekursiv die neue Richtung nach einem Zeitschritt ermittelt. Hierbei werden Fehler aus einem konstanten Bias und einem Rauschterm berücksichtigt. Das verwendete Modell geht nicht von einer Langzeitstabilität, wie sie beispielsweise durch die Miteinbeziehung von Magnetfeldsensoren erreicht werden könnte, aus.

Als Anhaltspunkt für das Fehlerverhalten in der Simulation wurden Angaben aus dem Datenblatt des Intersense NavChip verwendet (Tabelle 4.1, Kapitel 4.2.2). Die initiale Richtungsschätzung (Lageschätzung) wird als optimal angenommen. In der Simulation verwendet werden die in Tabelle 7.1 dargestellten Parameter.

Parameter	$\mu_{\Phi} [^{\circ}/s]$	$\sigma_{\Phi} [^{\circ}/s]$	$\mu_e [m]$	$\sigma_e [m]$
Wert	$\sim \mathcal{N}(0, 0.03)$	0,05	$\sim \mathcal{N}(0, 0.015)$	0,07

Tabelle 7.1: Verwendete Parameter für die Simulation der Ausbringtrajektorie.

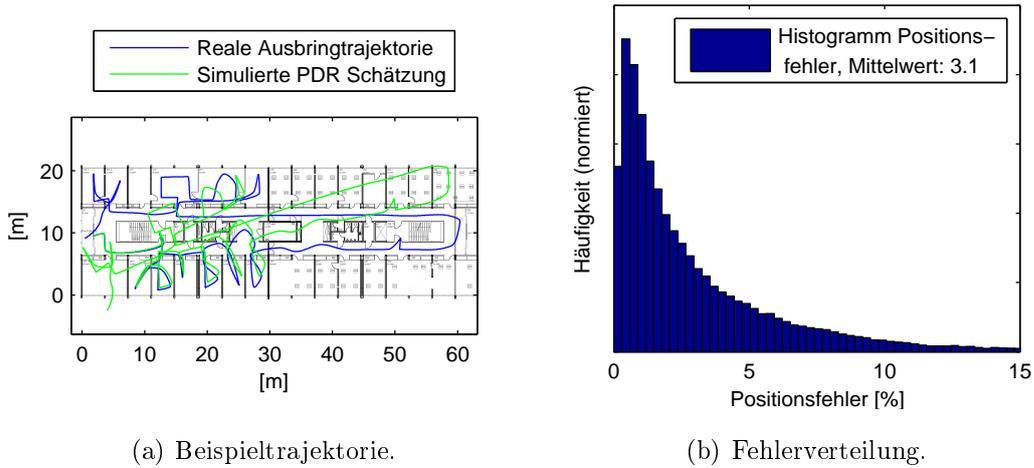


Abbildung 7.17: Ergebnis der Simulation der inertialsensorbasierten Fußgängerlokalisierung: Beispiel einer simulierten Schätzung (grün) auf Basis einer Ausbringtrajektorie (blau).

Für jeden Simulationsdurchlauf werden beide Biase als Realisierung der angegebenen Verteilungen festgelegt. Abbildung 7.17 zeigt auf der linken Seite ein Beispiel für eine simulierte Trajektorie. Auf der rechten Seite ist die Verteilung der prozentualen Fehler zu jedem Zeitpunkt in 1000 Realisierungen der simulierten Trajektorie dargestellt. Es ergibt sich in Übereinstimmung mit den Literaturangaben ein mittlerer Fehler im Bereich von 3,1% der gegangenen Distanz für die gewählten Parameter.

Kapitel 8

Hybride Lokalisierung durch Fusion von Signalstärken und Fußgänger-Koppelnavigation

Um die Vorteile der langzeitgenauen Sensornetzwerklokalisierung (Kapitel 6) mit der kurzzeitgenauen Lokalisierung durch inertialsensorbasierte Koppelnavigation (Kapitel 7) zu kombinieren, können Ansätze zur hybriden Lokalisierung eingesetzt werden.

Zunächst wird im Folgenden aufgezeigt wie sich beide Datenquellen kombinieren lassen. Dann wird analysiert unter welchen Voraussetzungen die hybriden Ansätze besonders sinnvoll einsetzbar sind und die erreichbare Verbesserung quantifiziert. Teile der Auswertungen im folgenden Kapitel wurden bereits publiziert [211, 214, 219, 224, 225].

8.1 Anpassung der Lokisierungsalgorithmen

Je nach Lokalisierungsalgorithmus (Kapitel 5.3) erfolgt die Fusion der Sensornetzwerklokalisierung mit verfügbaren Inertialdaten durch unterschiedliche Prinzipien. Zunächst werden die im Rahmen der Arbeit entwickelten und untersuchten Fusionsansätze für die Kalmanfilterderivate und die Partikelfilter-Lokalisierung dargestellt. Sowohl der Weighted Centroid Ansatz als auch der Spring Tracker Algorithmus werden in diesem Zusammenhang nicht weiter betrachtet. Ansätze für die Fusion von Inertialdaten beim Weighted Centro-

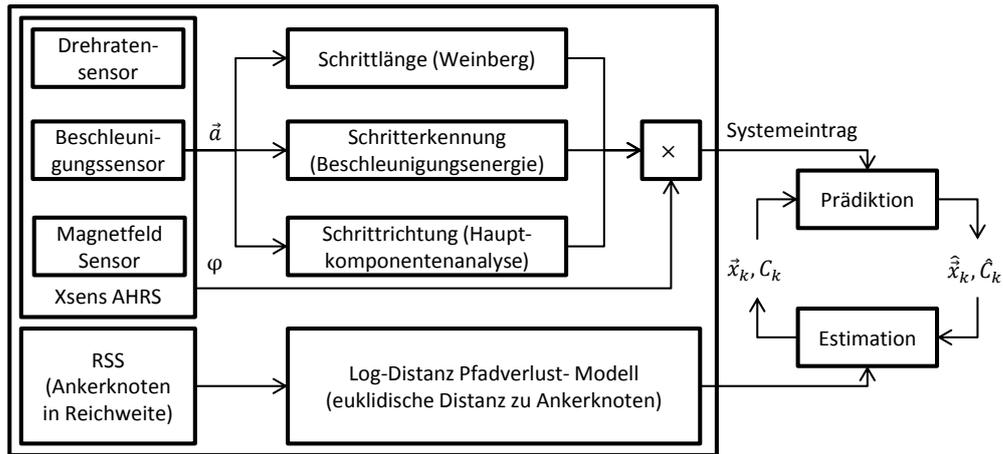


Abbildung 8.1: Informationsverarbeitung: Verwendung von Beschleunigungen, vorverarbeiteter Lageschätzung und Signalstärkewerten zur schritthaltenenden hybriden Lokalisierung.

id Algorithmus wären beispielsweise Anpassungen des Bewegungsmodells. Für die Spring Tracker Lokalisierung wird eine vielversprechende Möglichkeit zur Miteinbeziehung von Inertialsensorik in [231] gezeigt. Hierbei wird eine weitere abstoßende Kraft zwischen alter und neuer Position modelliert, wenn ein Schritt detektiert wird.

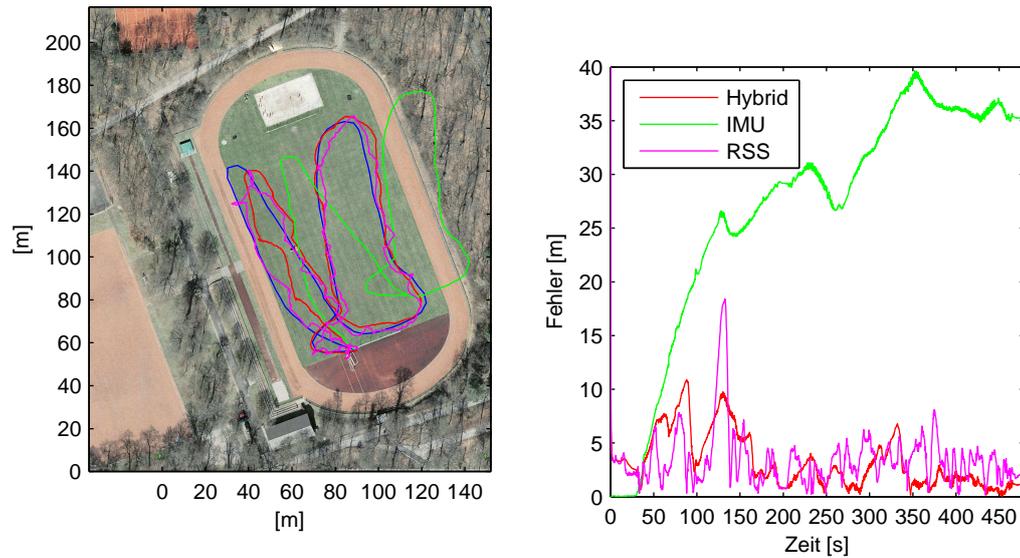
8.1.1 Kalmanfilterderivate

In den Kalmanfiltervarianten wird die mittels Inertialsensorik bestimmte Positionsdifferenz (Kapitel 7) $\vec{x}_{inert} = [x_{inert,1}, x_{inert,2}]^T$ als Systemeingang behandelt. Für das Position Modell (Kapitel 5.2) gilt in der Prädiktion anstelle von (5.9) dann

$$\hat{\vec{x}}_{k+1} = A \cdot \vec{x}_k + B \cdot \vec{x}_{inert,k} \quad \text{mit} \quad A = B = I. \quad (8.1)$$

Die Gleichungen für Kovarianz-Prädiktion (5.6) und Estimation (5.12-5.15) bleiben erhalten. Da das Systemrauschen q nicht mehr die gesamte Bewegung der Person mitabbilden muss, kann q geringer gewählt werden, um eine bessere Schätzqualität zu erlauben. Abbildung 8.1 zeigt eine Übersicht über den entwickelten Ansatz.

Grundlage für Schritterkennung, Richtung und Länge sind die Beschleunigungsdaten. Zusammen mit der AHRS Richtungsschätzung kann daraus die



(a) Geschätzte Trajektorien.

(b) Verlauf absoluter Positionsfehler.

Abbildung 8.2: Vergleich der hybriden Lokalisierung (rot) mit der IMU (grün) und RSS Lokalisierung (magenta) und der Referenz (blau) durch EKFp in einem Beispielexperiment.

Schrittrichtung \vec{x}^n im n-frame bestimmt werden. Erkannte Schritte werden jeweils in der Prädiktion verwendet.

Durch die Fusion können die Lokalisierungsergebnisse im Vergleich zur Verwendung von nur einer Lokalisierungsmethode verbessert werden. In Abbildung 8.2 werden der Fehlerverlauf über die Zeit sowie die resultierenden Trajektorien für RSS, Inertial- und hybride Lokalisierung anhand eines Beispiels verglichen. Die Lokalisierung im dargestellten Beispiel erfolgte durch das EKF. Man erkennt, dass der vorgeschlagene hybride Lokalisierungsansatz zu wesentlich geringeren Abweichungen und einer glatteren Trajektorie führt. Insgesamt ergeben sich mittlere Positionsfehler von $3,2\text{ m}$ für hybride, $3,5\text{ m}$ für RSS und $26,6\text{ m}$ für IMU Lokalisierung. Obwohl die im gezeigten Beispiel erreichte Verbesserung der mittleren Genauigkeit durch den hybriden Ansatz gegenüber der RSS Lokalisierung nicht sehr groß ist, weist die Positionsschätzung eine geringere Varianz und damit eine bessere Schätzqualität auf.

Abbildung 8.3 gibt eine Übersicht über die erzielbaren Verbesserungen in Bezug auf die resultierende Fehlerverteilung in allen Experimenten für die Ver-

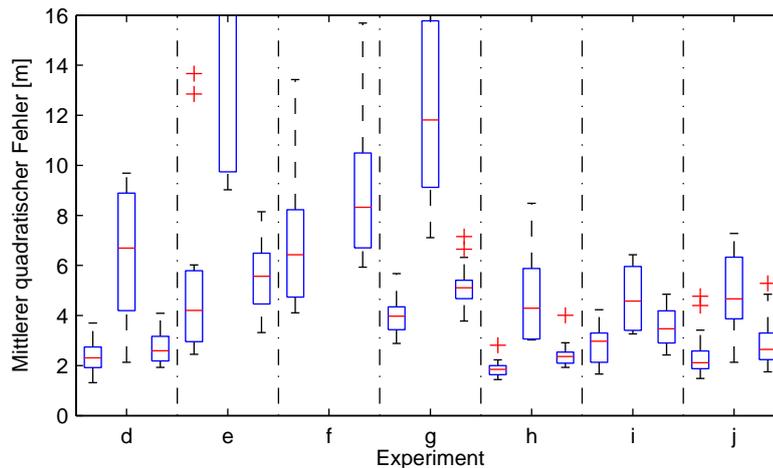


Abbildung 8.3: Vergleich der Verteilung der mittleren Positionsfehler in den Experimenten d-j für hybride (jeweils linke Boxen), IMU (mittlere Boxen) und RSS Lokalisierung (rechte Boxen) mit dem EKFP Ansatz.

wendung des EKF. Zum besseren Vergleich ist der Bezugsbereich des Diagramms auf 0 – 16 m beschränkt. Je nachdem wie lang die durchgeführten Läufe im jeweiligen Experiment sind, sind die mittleren absoluten Fehler durch Inertialsensorik deswegen außerhalb des dargestellten Bereichs (Experimente e und f). Insgesamt kann man sehen, dass durch die Kombination von kurzzeitgenauer inertialsensorbasierter Lokalisierung mit langzeitgenauer RSS Lokalisierung durchweg eine Verbesserung erreichbar ist.

8.1.2 Partikelfilter

Beim Partikelfilter wurden zwei Ansätze für die Fusion untersucht: Zunächst kann analog zum Vorgehen im vorigen Kapitel 7.3 und zur hybriden Kalmanfilterlokalisierung eine Berücksichtigung als Systemeingang erfolgen. Die Partikel werden auf Basis der IMU Messung propagiert (Prädiktion). In der Estimation bleibt die Likelihood Funktion im Vergleich zur Verwendung von ausschließlich RSS Messungen (5.22) unverändert.

Ergänzend dazu kann die Schätzqualität auch durch starke RSS-Messungen $rss(an_j) \subseteq rss(an)$ erhöht werden, die jeweils zu einer Partikelinjektion als zusätzlichem Systemeingang führen, wie in [219] vorgeschlagen. Eine starke

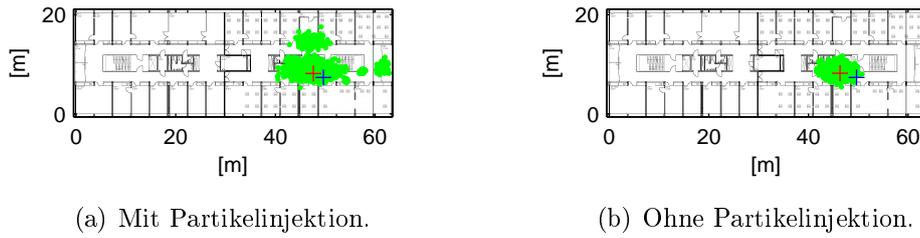


Abbildung 8.4: Vergleich der hybriden Partikelfilterlokalisierung mit (links) und ohne (rechts) Partikelinjektion; Partikelverteilung (grün) aktuell geschätzte Position (rot) und Referenz (blau) im Beispiexperiment.

Messung zu Anker j führt in der Prädiktion also zu einer Fallunterscheidung

$$f(rss_k(an_j), \vec{x}_k^i) = \begin{cases} \vec{a}\vec{n}_{j,k} & \text{für } mN \text{ Partikel} \\ \vec{x}_k^i \sim \mathcal{N}(0, q) & \text{für } (1 - m)N \text{ Partikel} \end{cases}, \quad (8.2)$$

bei der ein Anteil der Partikel mN direkt an der Position des Ankerknotens injiziert wird. Messungen unterhalb des Schwellwertes führen nicht zu einer Injektion. Dies kann im vorliegenden Modell dadurch gerechtfertigt werden, dass die Partikel eine Näherung der Wahrscheinlichkeitsverteilung des Zustandes darstellen und es keine prinzipbedingten Einschränkungen der Modellierung gibt.

Das Vorgehen erlaubt der Partikelwolke auch dann wieder in einer guten Schätzung zu resultieren, wenn zwischenzeitlich die wahre Position verloren wurde. Die Injektion führt kurzzeitig zu einer multimodalen Verteilung, die dann erneut wieder einschwingen kann. Wie zuvor ergeben sich für die durchgeführten Experimente zunächst nur geringe Vorteile, da bereits die reine IMU Lokalisierung in den aufgezeichneten Instanzen zu guten Lokalisierungsergebnissen führt. Abbildung 8.4 zeigt am Beispiel von Lauf 3 in Experiment j die geschätzte Position, ohne und mit Injektion zusätzlicher Partikel. In Bezug auf die resultierenden mittleren Genauigkeiten ergeben sich unter Verwendung aller Ankerknoten zunächst keine signifikanten Verbesserungen. Vorteile der Injektion werden ersichtlich, wenn die Anzahl der Ankerknoten reduziert wird (Kapitel 8.2.1).

8.2 Sensitivität und Robustheit

Für die durchgeführten Experimente sind die erzielbaren Verbesserungen in Bezug auf die Genauigkeit durch den entwickelten hybriden Lokalisierungsansatz zunächst relativ gering (Abbildung 8.3). Dies ist vor allem dadurch bedingt, dass das Sensornetzwerk in den Experimenten relativ dicht ist und damit nur wenig Platz für Verbesserungen lässt. Wenn allerdings zwar ein relativ dichtes Sensornetzwerk vorhanden ist, dieses jedoch nur unzuverlässig funktioniert, beispielsweise aufgrund einer Störung, kann durch den Miteinbezug einer inertialsensorbasierten Lokalisierung eine Redundanz erreicht werden. Im Folgenden wird analysiert, welche Genauigkeit sich durch den entwickelten hybriden Ansatz erreichen lässt, wenn Knoten ausfallen beziehungsweise weniger Knoten vorhanden sind.

8.2.1 Anzahl eingesetzter Ankerknoten

Zunächst wird untersucht, wie sensitiv sich Lokalisierungsgenauigkeit gegenüber dem Ausfall einer Teilmenge der ausgebrachten Ankerknoten verhält. Abbildung 8.5 visualisiert die resultierenden Positionierungsgenauigkeiten für EKFP Lokalisierung auf Basis von RSS Messungen sowie auf Basis des präsentierten hybriden Ansatzes anhand eines beispielhaft ausgewählten Experiments. Jeweils 500 Mal wird, basierend auf den Experimentaldaten, ein Ankerknotensatz mit 1 bis 60 zufällig ausgewählten Ankerknoten gezogen und die resultierende mittlere Lokalisierungsgenauigkeit berechnet. Hierzu wurden die realen Daten verwendet. Alle Pakete nicht berücksichtigter Ankerknoten werden nicht miteinbezogen.

Erwartungsgemäß zeigt sich, dass die Lokalisierung auf Basis von RSS Messungen für geringere Ankerknotenanzahlen schnell wesentlich schlechter wird. Durch den hybriden Ansatz können im Vergleich zur Lokalisierung durch Kopelnavigation (mittlerer Fehler circa 15 m) deutliche Verbesserungen erzielt werden. Insbesondere bis zu einer Anzahl von ungefähr 20 Ankerknoten verschlechtert sich die erreichte Lokalisierungsgenauigkeit, unabhängig davon welche Knoten ausfallen, kaum.

Im Vergleich dazu kann durch RSS Lokalisierung mit 20 Sensorknoten nur noch in Ausnahmefällen lokalisiert werden. Günstige Positionierungen von An-

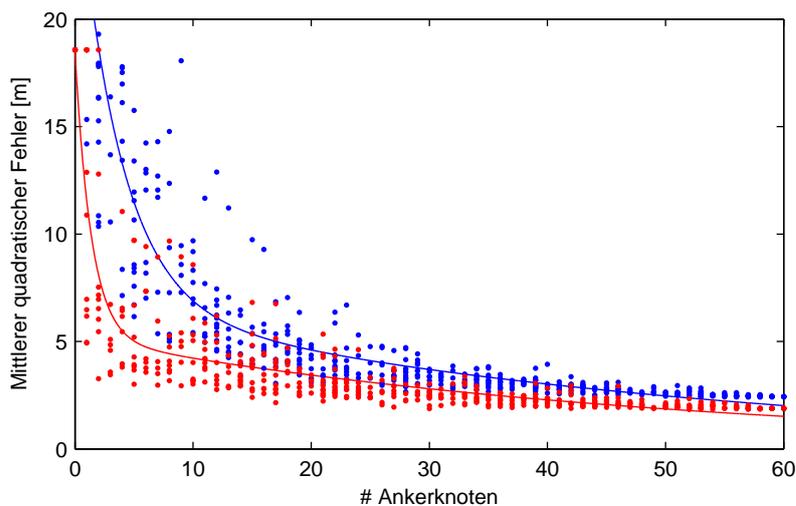


Abbildung 8.5: Vergleich der Sensitivität von RSS (blau) und hybrider Lokalisierung (rot) durch EKFp Algorithmus in Bezug auf die Anzahl benutzter Ankerknoten; resultierende mittlere Genauigkeit für 500 zufällig generierte Ankerknotensätze mit 1-60 Ankerknoten und Exponential-Fit.

kerknoten sind vor allem von einer gleichmäßigen Verteilung gekennzeichnet (Abbildung 8.6). Geringere Genauigkeiten ergeben sich vor allem, wenn sich die zu lokalisierende Person überwiegend in Bereichen befindet, die nicht abgedeckt sind.

Bei der Lokalisierung durch das Partikelfilter erlaubt in Fällen von weniger dichten Netzwerken vor allem die Partikelinjektion eine Verbesserung der Genauigkeit. In Abbildung 8.7 werden die erreichten mittleren Genauigkeiten für 500 zufällig simulierte Ankerknotensets für RSS Lokalisierung mit und ohne Partikelinjektion verglichen. Es zeigt sich, dass die mittleren Genauigkeiten zwar vergleichbar sind, es jedoch im Falle der Partikelinjektion keine Ausreißer mehr gibt. Ausreißer sind vor allem dadurch bedingt, dass von vornherein kein Konvergieren zur korrekten Position stattfindet und auch während des gesamten Laufs nicht mehr nachgeholt wird. Durch die Injektion von Partikeln kann dieses Problem umgangen werden bei trotzdem nur geringfügiger Beeinträchtigung der Schätzqualität.

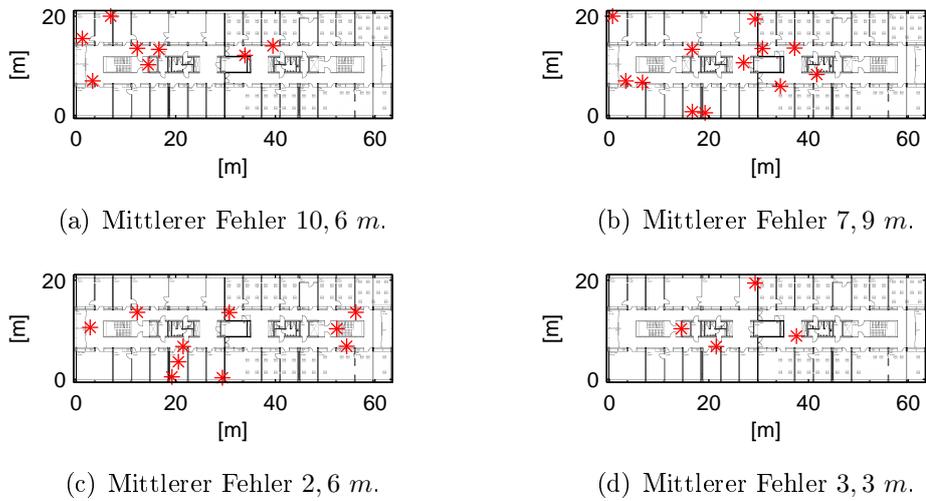


Abbildung 8.6: Ankerknotensätze, die auf Basis der realen Daten zu schlechten (oben) und guten (unten) Lokalisierungsergebnissen (hybride EKF Lokalisierung) führen.

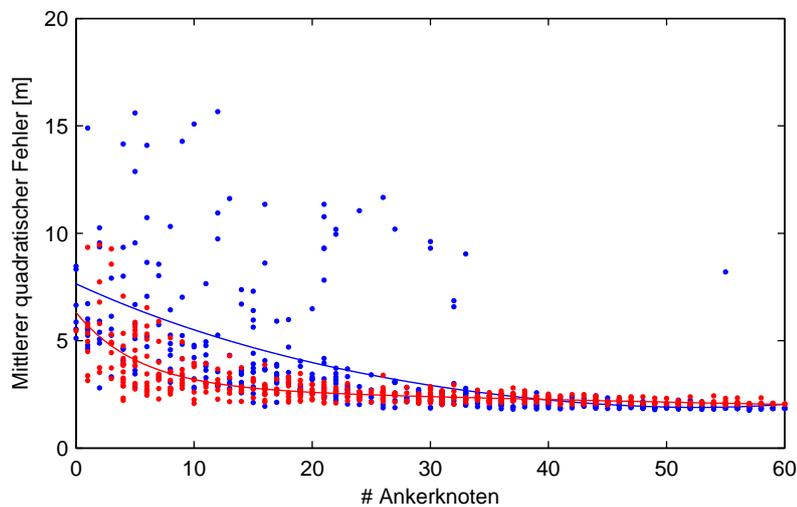


Abbildung 8.7: Vergleich der Sensitivität hybrider Lokalisierung durch Partikelfilter mit (rot) und ohne (blau) Partikelinjektion in Bezug auf die Anzahl benutzter Ankerknoten; resultierende mittlere Genauigkeit für 500 zufällig generierte Ankerknotensätze mit 1 – 60 Ankerknoten und Exponential-Fit.

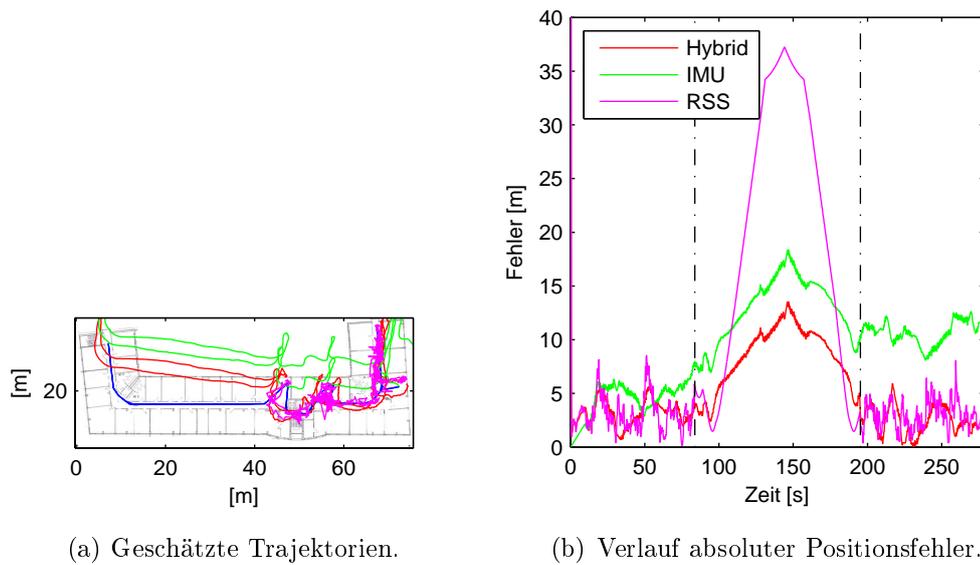


Abbildung 8.8: Vergleich zwischen hybrider (rot), IMU (grün) und RSS Lokalisierung (magenta) und Referenz (blau) für ausgefallenes Sensornetzwerk zwischen 80 s und 190 s (Beispielexperiment).

8.2.2 Ausfall des gesamten Netzwerks

Ebenfalls möglich ist ein temporärer Ausfall des gesamten Netzwerks. Abbildung 8.8 visualisiert links einen beispielhaften Verlauf des absoluten Fehlers über die Zeit für einen Ausfall des Sensornetzwerks von 100 s. Verwendet werden RSS, Inertial- und hybride Lokalisierung. Auf der rechten Seite ist die zugehörige Trajektorie abgebildet.

Man kann erkennen, dass sich die Positionsschätzung aller Verfahren verschlechtert, wenn das Netzwerk ausfällt. Sobald jedoch wieder Messungen zu Ankerknoten verfügbar sind, nähert sich die Positionsschätzung wieder der Referenztrajektorie an. Da bei der hybriden Lokalisierung auch bei ausgefallenem Sensornetzwerk noch die Positionsinformationen auf Basis der Inertialsensorik gewonnen werden können, erlaubt die hybride Lokalisierung trotz des langen Ausfalls immer noch eine ungefähre Lokalisierung. Um eine Einschätzung der resultierenden Genauigkeiten zu ermöglichen, wird für alle Experimente angenommen, dass das Sensornetzwerk zum Zeitpunkt $t_{out,start} = 0,3 \cdot t_{gesamt}$ ausfällt und nach $t_{out,end} = 0,7 \cdot t_{gesamt}$ wieder verfügbar ist. Abbildung 8.9 stellt die Verteilungen der resultierenden mittleren Lokalisierungsfehler in den

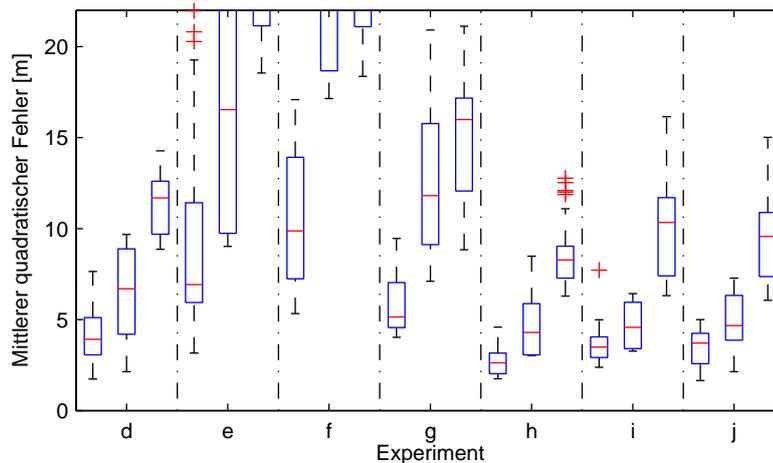


Abbildung 8.9: Vergleich der Verteilung der mittleren Positionsfehler in den Experimenten d-j für hybride (jeweils linke Boxen), IMU (mittlere Boxen) und RSS Lokalisierung (rechte Boxen) durch den EKFP Ansatz unter Annahme eines Sensornetzwerkausfalls.

durchgeführten Läufen dar. Die hybride Lokalisierung erlaubt für die getroffenen Annahmen zumeist eine Lokalisierung mit einer mittleren Genauigkeit von unter zehn Metern, wogegen RSS und IMU Lokalisierung nur noch in Ausnahmefällen eine Lokalisierung in diesem Bereich erlauben.

Für die Auswertung in Abbildung 8.9 wird kein Bewegungsmodell verwendet. Die Verwendung eines Bewegungsmodells (EKFPv, UKFPv, AMCPv) resultiert in einer gleichmäßigen Fortführung der Bewegung, wenn keine neuen RSS Messungen verfügbar sind. Je nach aktueller Richtung kann die geschätzte Position damit schnell sehr ungenau werden. Eine Möglichkeit, dies zu umgehen besteht darin, einen Reduktionsfaktor $v_{red} < 1$ einzuführen und anstelle von 5.7 die Systemmatrix

$$A = \begin{pmatrix} I & T \cdot I \\ 0 & v_{red} \cdot I \end{pmatrix} \quad (8.3)$$

zu verwenden, sodass eine abnehmende Geschwindigkeit modelliert wird, wenn keine neuen Messungen mehr ankommen. In Abbildung 8.10 werden die resultierenden mittleren Genauigkeiten in allen Experimenten unter Verwendung hybrider, IMU, RSS, RSS mit Bewegungsmodell (RSSpv) und RSSpv mit Reduktionsfaktor (RSSpv_{red}) Lokalisierung verglichen. Es werden dieselben An-

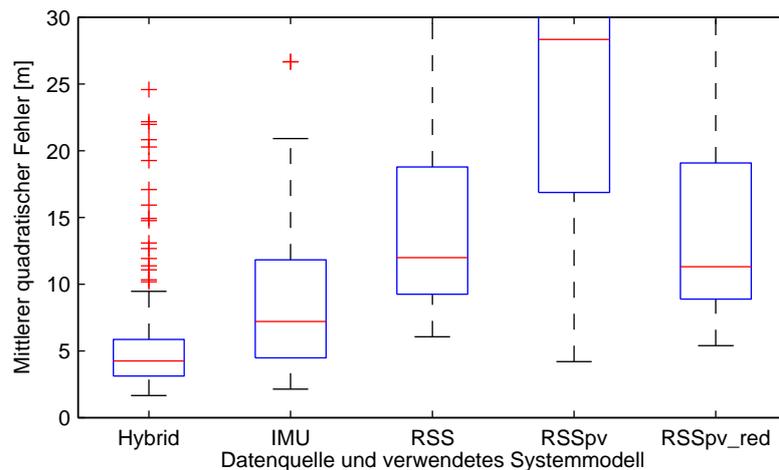


Abbildung 8.10: Vergleich der Verteilung der mittleren Positionsfehler unter Annahme eines Sensornetzwerkausfalls in den Läufen der Experimente d-j für hybride, IMU und RSS Lokalisierung durch den EKFP Algorithmus sowie für RSS Lokalisierung durch den EKFPv Algorithmus mit und ohne Geschwindigkeitsreduktion.

nahmen über den Ausfall des Netzwerks getroffen. Da die aktuelle Richtung stark variiert, resultiert auch die Verwendung des Bewegungsmodells mit Ausklängen in keiner signifikanten Verbesserung. Die wesentlich schlechteren Ergebnisse für die RSSpv Lokalisierung erklären sich durch die lange angenommene Ausfallzeit. Da keine Richtungsänderung erfolgt, wird die Bewegung in dieselbe Richtung fortgesetzt. Nur in Ausnahmefällen führt diese Annahme zu Verbesserungen.

Abbildung 8.10 erlaubt eine Abschätzung der erreichbaren Verbesserungen durch hybride Lokalisierung gegenüber RSS und IMU Lokalisierung. In allen durchgeführten Experimenten ergeben sich Lokalisierungsgenauigkeiten ≤ 5 m in der Hälfte der durchgeführten Läufe (Abbildung 8.10, links).

8.3 Ausbringen von Infrastruktur und ad-hoc Lokalisierung

Ein weiterer relevanter Aspekt ist die Untersuchung des Verhaltens der Lokalisierung, wenn Ankerknotenpositionen nicht, oder nur ungenau bekannt sind. Eine Möglichkeit für die Positionierung der Ankerknoten besteht während des Ausbringens. Dabei sind in Bezug auf die Anwendung verschiedene Arten von Positionierungsfehlern möglich.

Im folgenden Kapitel wird untersucht, wie sich verschiedene Ungenauigkeiten in der Positionierung der Ankerknoten auf die erreichbare Lokalisierungsgenauigkeit auswirken. Ansatz ist hierbei - jeweils auf Basis der realen Daten - unterschiedlich angenommene Positionierungen der Ankerknoten zu simulieren. In allen aufgezeichneten (realen) Paketen eines Ankerknotens werden die Positionsinformationen im Nachhinein mit einem Fehler belegt (Beispiel in Abbildung 8.11).

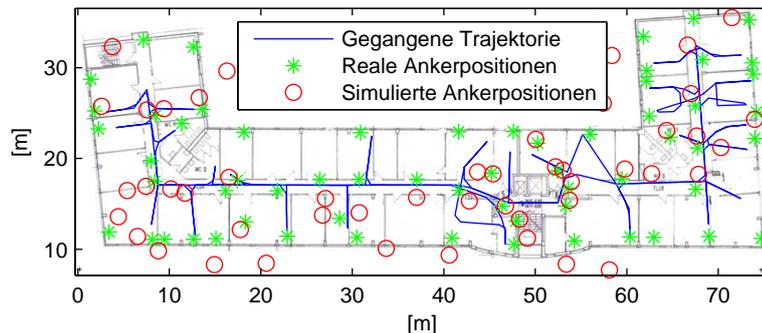


Abbildung 8.11: Beispiel für die Simulation ungenau positionierter Ankerknotenpositionen: Aufgezeichnete RSS Werte einer Trajektorie der durchgeführten Experimente werden jeweils simulierten Sendepositionen zugeordnet.

Untersuchte Ankerknotenfehler basieren dabei auf einer Simulation manueller Ausbringung, GPS Positionierung, Ausbringung durch Inertialnavigation sowie einer Kombination von Inertialnavigation und GPS. Da sich die betrachteten Fehler in allen Fällen nicht-deterministisch verhalten, wäre eine experimentelle Untersuchung nur mit einer sehr hohen Anzahl an Versuchen aussagekräftig. Im Folgenden wird daher auf Basis der entwickelten Simulationsumgebung gearbeitet, sodass effizient eine große Anzahl an Realisierungen

stochastischer Prozesse betrachtet werden kann. Die Auswertungen stellen eine Annäherung an die Auswirkungen ungenauer Ankerknotenpositionen dar.

Aufgrund der großen Anzahl an eingehenden Parametern in die verschiedenen Simulationsmodule wird zumeist mit zufällig generierten Instanzen gearbeitet (Monte Carlo Simulation).

Teile der im folgenden Kapitel dargestellten Ergebnisse wurden bereits publiziert [229].

8.3.1 Manuell positionierte Ankerknoten

Zunächst wird angenommen, dass alle Ankerknoten manuell positioniert werden. Beispielsweise anhand einer Karte wird manuell für jeden Knoten eine Position gesetzt.

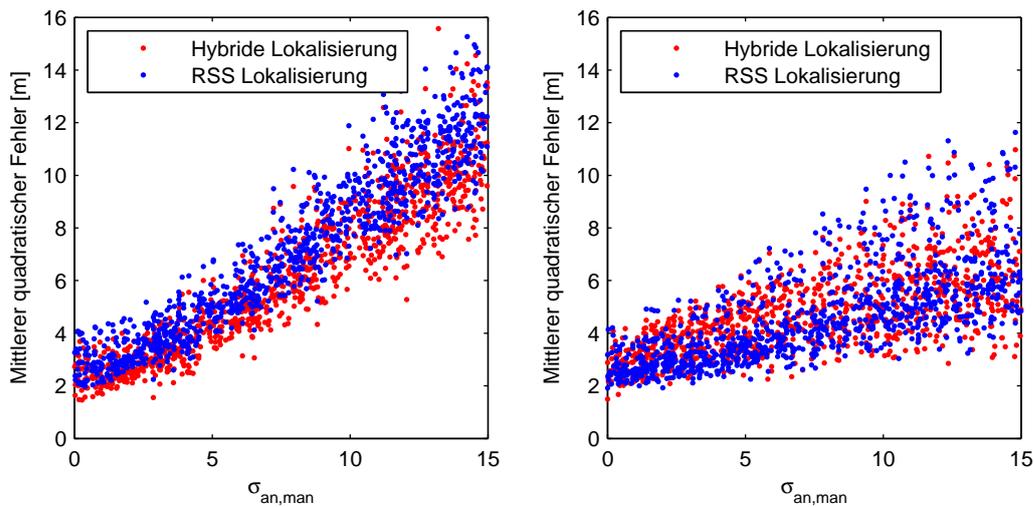
Simulationsansatz

Für die Abschätzung der Auswirkung auf die Lokalisierung wird der dabei entstehende Fehler für die Positionen $\vec{a}\vec{n}_n = [an_{n,1}, an_{n,2}]$, $n \in N$ aller N Ankerknoten als zufällig angenommen. Dies könnte beispielsweise das Szenario der manuellen Positionierung von Ankerknoten anhand einer Karte modellieren. Knoten werden zufällig falsch eingezeichnet, was zu einem Fehler in der initialen Positionierung führt.

Da kein zusätzliches Wissen berücksichtigt wird, werden die entstehenden Fehler als mittelwertfrei normalverteilt angenommen. Für die Positionen der Ankerknoten gilt $\vec{a}\vec{n}'_n = \vec{a}\vec{n}_n + \vec{e}_{man}$ mit $\vec{e}_{man} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{an,man}^2)$.

Auswirkungen auf die Lokalisierung

Für unveränderte Parameter ergibt sich für die RSS und die hybride EKFP Lokalisierung in Abhängigkeit von $\sigma_{an,man}$ die in Abbildung 8.12 auf der linken Seite dargestellte Verteilung der mittleren Fehler in Abhängigkeit der angenommenen Standardabweichung $\sigma_{an,man}$. Grundlage für die Abbildung sind jeweils 1000 simulierte Ankerknotenpositionierungen für verschiedene Läufe der Experimente e-j. Im Vergleich zwischen hybrider Lokalisierung und RSS Lokalisierung ergeben sich leichte Vorteile für die hybride Lokalisierung. Da die unkorrekten Ankerpositionen jeweils direkt verwendet werden, führen starke



(a) Messrauschen nicht angepasst.

(b) Positionsunsicherheit in Messrauschen modelliert.

Abbildung 8.12: Vergleich der resultierenden Lokalisierungsgenauigkeiten für RSS und hybride Lokalisierung mit EKFp Algorithmus, ohne (links) und mit (rechts) angepasstem Modell für das Messrauschen, wenn jeweils 1000 Ankerknotenpositionierungen in den Experimenten e-j simuliert werden.

Messungen aufgrund des verwendeten Rauschmodells (Kapitel 5.1.3, Gl. 5.4) zu stark wirkenden Fehlern. Wenn das Rauschmodell entsprechend angepasst wird und

$$r(RSS) = c \cdot 10^{\frac{A-RSS}{10 \cdot n}} + \sigma_{an,man} \quad (8.4)$$

anstelle von (5.4) angenommen wird, verbessern sich die erzielbaren Lokalisierungsgenauigkeiten insbesondere für die hybride Lokalisierung (Abbildung 8.12, rechts). Bei der hybriden Lokalisierung ist der resultierende Fehler durch die allein mittels Inertialsensorik erreichbare Genauigkeit gedeckelt. Bei der RSS Lokalisierung kann bis zu einer Standardabweichung von $\sigma_{an,man} = 10$ immer noch in so gut wie allen simulierten Instanzen (zufälliger Fehler auf Ankerknotenpositionen, verschiedene Trajektorien) eine Genauigkeit < 6 m erreicht werden. Grund für die hohe Genauigkeit trotz des angenommenen Positionierungsfehlers ist vor allem die hohe Ankerknotendichte.

Abbildung 8.13 vergleicht für alle Experimente die Verteilung der resultierenden Lokalisierungsgenauigkeiten in den einzelnen Läufen für exakt und ungenau bekannte Ankerknotenpositionen. Für den Positionierungsfehler der

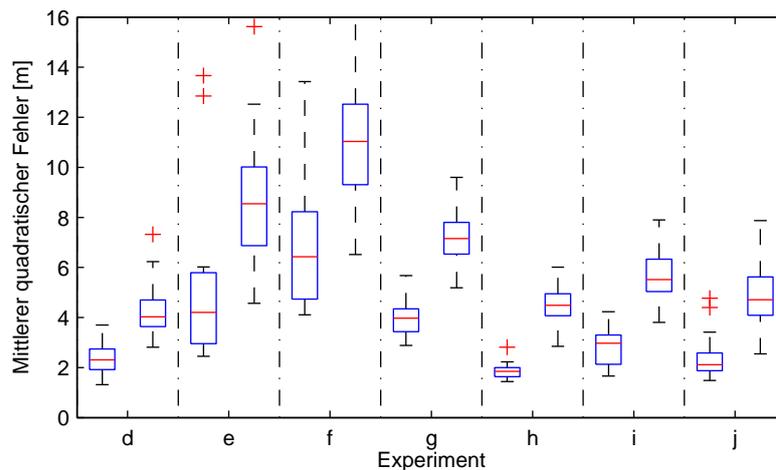


Abbildung 8.13: Auswertung der mittleren Genauigkeit in den durchgeführten Experimenten durch hybride EKFP Lokalisierung für exakt bekannte Ankerknotenpositionen (jeweils linke Boxen) und manuell (jeweils rechte Boxen) positionierte (verrauschte) Ankerknotenpositionen ($\sigma_{an,man} = 5\text{ m}$, jeweils 200 Realisierungen).

Ankerknoten wird eine Standardabweichung von $\sigma_{an,man} = 5\text{ m}$ angenommen. Es werden pro Experiment jeweils 200 mal zufällig ein Lauf ausgewählt und die Lokalisierungsgenauigkeit bei hybrider Lokalisierung berechnet. Trotz des sehr hohen Messrauschens ermöglichen hohe Updaterate und Ankerknotendichte in allen Experimenten immer noch eine Lokalisierungsgenauigkeit $\leq 8\text{ m}$ in den meisten Läufen.

8.3.2 GPS Ankerknoten

Ebenfalls untersucht wird, wie sich die Positionierung einer Teilmenge der Ankerknoten auf Basis eines GPS Empfängers auswirkt. Wenn beispielsweise einige Ankerknoten vor und um das Gebäude positioniert werden oder auch Knoten am Fenster teilweise per GPS positionierbar sind, kann damit die manuelle Positionierung dieser Knoten verbessert werden. Ebenso könnte eine GPS Positionierung in Szenarien erfolgen, in denen eine manuelle Positionierung nicht möglich ist.

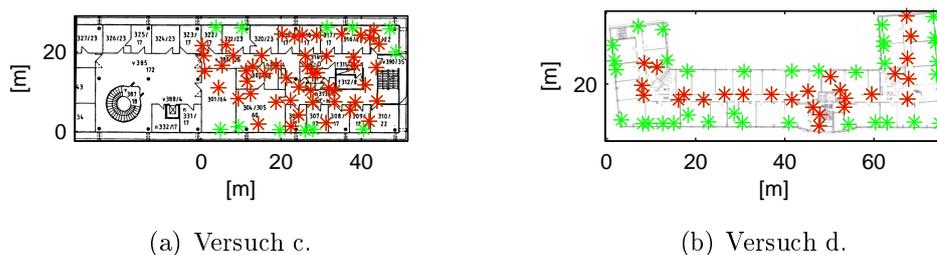


Abbildung 8.14: Ankerknoten mit (grün) und ohne (rot) GPS Empfang, nur Ankerknoten mit GPS werden (mit simulierten Fehlern behaftet) für die Lokalisierung verwendet.

Versuch	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
Ankerknoten	62	62	62	61	62	62	58	62	60	60
Mit GPS Empfang	34	62	12	35	62	62	22	15	14	14

Tabelle 8.1: Anzahl der Ankerknoten mit (simuliertem) GPS Empfang in den Versuchen.

Simulationsansatz

Um im Rahmen dieser Arbeit auf Basis der durchgeführten Versuche eine Abschätzung des Effekts von GPS Ankern zu erlauben, wird davon ausgegangen, dass Ankerknoten am Fenster jeweils ein GPS Signal empfangen und einen Fix erreichen können. Weiterhin wird davon ausgegangen, dass bereits ein Positionsfix vorliegt, eine Mittelung über mehrere Minuten möglich ist und der Einschwingvorgang nicht betrachtet werden muss. Für jedes durchgeführte Experiment werden am Fenster liegende Knoten identifiziert (Abbildung 8.14). Für die Simulation wird das in Kapitel 4.4.3 entwickelte Modell verwendet. Da bereits verschiedene Studien zur Parameterwahl vorliegen, wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit keine weitere Studie dazu durchgeführt.

Im Hinblick auf die in [97] und in [177] durchgeführten Experimente sowie auf die Angaben in [42] wird ein normalverteilter Fehler mit $\sigma_{an,gps} = 10..20 m$ für alle Knoten, die am Fenster liegen, angenommen. Knoten, die in einem Abstand von mehr als einem Meter vom Fenster liegen, werden nicht verwendet (Abbildung 8.14). Tabelle 8.1 gibt eine Übersicht über die Anzahl der verwendeten Ankerknoten in den unterschiedlichen Experimenten. Für die Außenversuche wird allen Knoten GPS Empfang unterstellt. Da sich damit im Vergleich

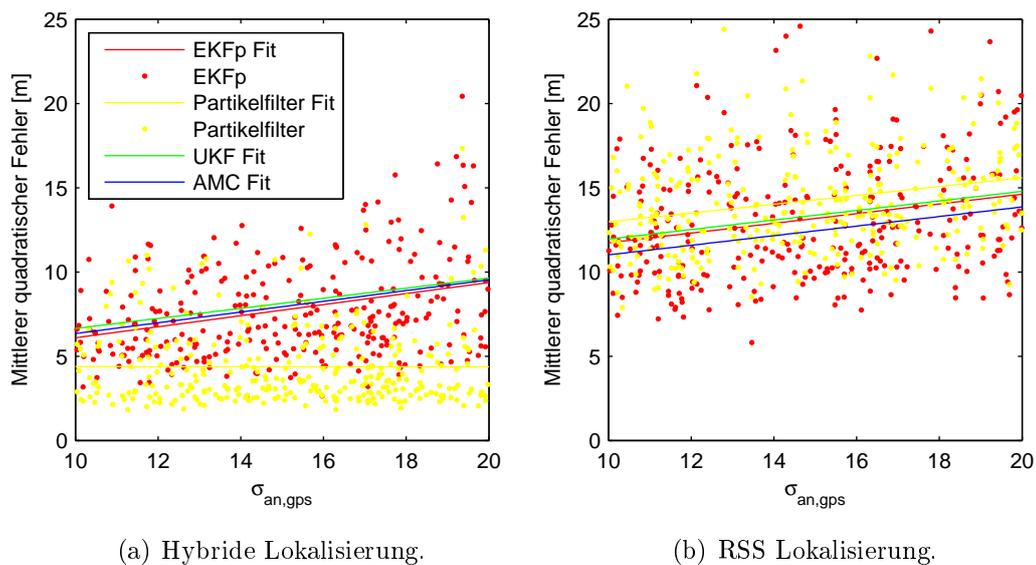


Abbildung 8.15: Resultierende mittlere Genauigkeiten in Abhängigkeit von $\sigma_{an,gps}$ für jeweils 200 simulierte Ankerpositionierungen (zufällige Läufe in Experiment i) und verschiedene Lokalisierungsalgorithmen (für UKFp, AMCP, SPT und WCE Lokalisierung sind zur besseren Übersicht keine Datenpunkte sondern nur Fits dargestellt).

zum zuvor untersuchten manuellen Ausbringen keine Unterschiede ergeben, werden die Versuche im Folgenden nicht in die Auswertungen miteinbezogen.

Auswirkungen auf die Lokalisierung

Die folgenden Auswertungen beziehen sich jeweils auf die realen Daten unter Annahme der oben dargestellten Positionsfehler der Ankerknoten. Simuliert werden jeweils 100 verschiedene Realisierungen einer GPS Ankerpositionierung. Mit denselben Annahmen wie bei der manuellen Positionierung ergeben sich in Abhängigkeit von $\sigma_{an,gps}$ in den Experimenten d,g,h,i,j die in Abbildung 8.15 dargestellten mittleren Fehler für die verschiedenen Lokalisierungsalgorithmen.

Die Modelle für das Messrauschen wurden jeweils entsprechend zu (8.4) angepasst. Bei der hybriden Lokalisierung kann man erkennen, dass das Partikelfilter aufgrund der Integration des verwendeten Map Matching Ansatzes auch unter ungenau bekannten Ankerpositionen zumeist eine Lokalisierung

mit einer Genauigkeit unter 5 m erlaubt. Die Resultate der anderen Filter sind sehr ähnlich. Im Vergleich mit der RSS Lokalisierung wirken sich die Ungenauigkeiten in den Ankerpositionen beim hybriden Ansatz wesentlich weniger stark auf die mittlere Lokalisierungsgenauigkeit aus. Mit hybrider Lokalisierung lassen sich auch für eine angenommene Standardabweichung von 20 m und für die verwendeten ausgewählten Ankerknoten immer noch ausreichende Lokalisierungsergebnisse erreichen. Nur in Ausnahmefällen erlauben ungünstige Konstellationen der Ankerknoten keine Lokalisierung auf Raumgenauigkeit mehr.

Bei der RSS Lokalisierung wirkt sich die Positionsunsicherheit in den Ankerknoten wesentlich stärker aus. Insbesondere in den Versuchen g-j, in denen nur noch 22 beziehungsweise 15 Ankerknoten verfügbar sind, ist der resultierende Fehler meist zu groß, um noch eine ausreichende Lokalisierung zu erlauben. Auch beim Partikelfilter reichen die Informationen nicht mehr aus, um die Position schätzen zu können.

8.3.3 Ad-Hoc Infrastruktur mit PDR Positionierung

Wenn eine Positionierung der Ankerknoten mittels Fußgänger-Koppelnavigation beim Ausbringen vorgenommen wird, muss ebenfalls auf Basis unbekannter Ankerknotenpositionen gearbeitet werden.

Ansatz

Um das Ausbringen von Ankerknoten zu simulieren, wird basierend auf einer für das jeweilige Szenario festgelegten Ausbringtrajektorie gearbeitet. Für die Trajektorie wird auf Basis des Simulationsmodells (Kapitel 4.4.3) mit ermittelten Parametern (Kapitel 7.4) eine Simulation der PDR Positionsschätzung abgeleitet. Für jede Ankerknotenposition wird jeweils der Fehler angenommen, der sich zu dem Zeitpunkt akkumuliert hat, an dem die Ausbringtrajektorie am nächsten zum jeweiligen Ankerknoten war. Abbildung 8.16 zeigt ein Beispiel einer Ausbringtrajektorie mit den realen Ankerpositionen und den resultierenden (simulierten) geschätzten Ankerpositionen.

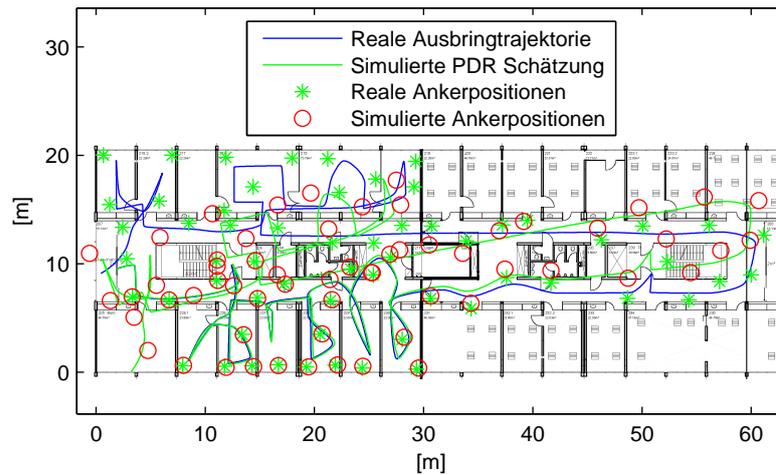


Abbildung 8.16: Beispiel einer simulierten PDR Ausbringtrajektorie: PDR Schätzung auf Basis einer angenommenen Ausbringtrajektorie und resultierende angenommene Ankerpositionen im Vergleich zu den realen Ankerpositionen.

Auswirkungen auf Lokalisierung

Für die Positionsunsicherheit aller Ankerknoten wird zunächst wie zuvor (8.4) ein konstanter Wert

$$\sigma_{an,pdr}(t_{run}, \mu_{\Phi}) = c_1 \cdot t_{run} \cdot \mu_{\Phi} \quad (8.5)$$

in Abhängigkeit von der Dauer des Laufs t_{run} und dem Winkelfehler μ_{Φ} angenommen. Alternativ dazu kann die Positionsunsicherheit der Ankerknoten auch für jeden Ankerknoten einzeln in Abhängigkeit der jeweiligen Ausbringzeit t_{dep} berechnet werden. Abbildung 8.17 vergleicht die mittleren Fehler (EKFp hybride Lokalisierung) für eine konstante (8.5) und eine variable Modellierung des Messrauschens

$$\sigma_{an(k),pdr}(t_{run}, \mu_{\Phi}, t_{dep}(k)) = c_2 \cdot \frac{t_{dep}}{t_{run}} \cdot \mu_{\Phi}. \quad (8.6)$$

Auf der x-Achse sind jeweils unterschiedliche Werte für das Messrauschen aufgetragen. Es sind jeweils 50 Ankerknotenpositionierungen in allen Experimenten simuliert. Man kann erkennen, dass die variable Modellierung des Messrauschens zu einer geringfügigen Verbesserung führt. Insgesamt erlaubt die hybride Lokalisierung auch bei simulierter Positionierung der Ankerknoten in den meisten Fällen eine Genauigkeit im Bereich von 5 m.

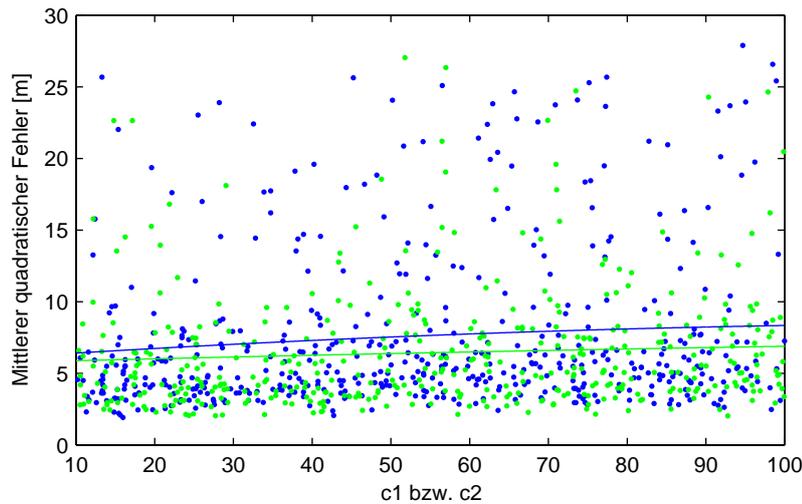
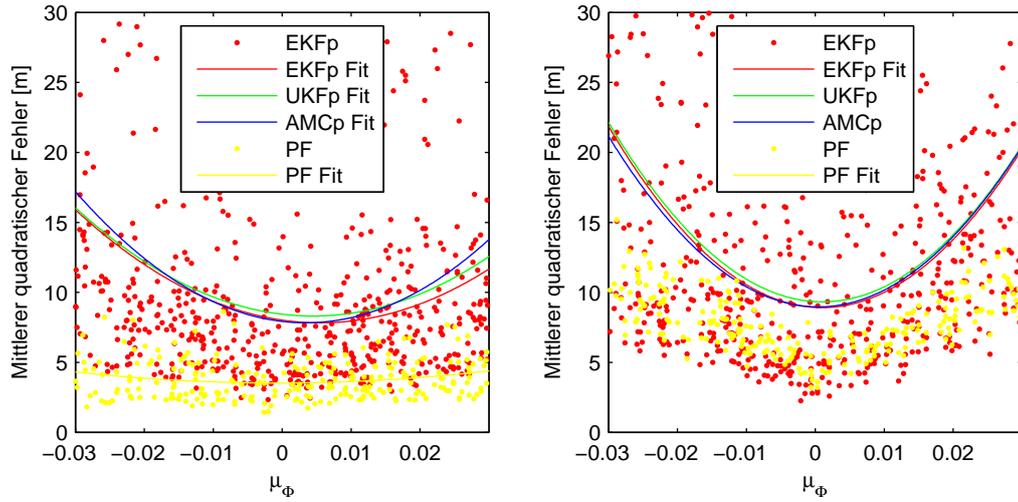


Abbildung 8.17: Vergleich zwischen konstanter (blau) und variabler (grün) Modellierung des Messrauschens in Abhängigkeit der Konstanten c_1 beziehungsweise c_2 ; dargestellt sind jeweils die mittleren Genauigkeiten für 400 simulierte Ankerknotenpositionierungen (hybride EKFP Lokalisierung).

Vergleichbar zu den Auswertungen im vorigen Abschnitt werden in Abbildung 8.18 resultierende mittlere Lokalisierungsgenauigkeiten für unterschiedlich simulierte Winkelfehler im Ausbringen der Ankerknoten μ_Φ dargestellt. Man kann erkennen, dass die verschiedenen Filter sensitiv gegenüber unterschiedlich stark verrauschten Ankerpositionen reagieren. Für das Partikelfilter wurden wie zuvor nur die Läufe h-j berücksichtigt. In der RSS Lokalisierung können große Positionierungsfehler nicht korrigiert werden und wirken sich stark aus.

8.3.4 PDR / GPS Kombination

Zuletzt wird untersucht, welchen Einfluss eine Kombination aus GPS Positionierung und Ausbringung durch Fußgänger-Koppelnavigation hat. Dies entspricht also einem Szenario, in dem alle Anker zu Anfang eine Positionierung auf Basis von Fußgänger-Koppelnavigation erhalten und dann, wenn möglich, die eigene Position auf Basis eines GPS Signals aktualisieren.



(a) Hybride Lokalisierung.

(b) RSS Lokalisierung.

Abbildung 8.18: Resultierende mittlere Genauigkeiten in Abhängigkeit von μ_{Phi} für jeweils 100 simulierte Ankerknotenpositionierungen in allen Experimenten (für UKFp, AMCp, SPT und WCE Lokalisierung sind zur besseren Übersicht keine Datenpunkte sondern nur Fits dargestellt).

Ansatz

Hierzu werden die Modelle der beiden vorigen Abschnitte kombiniert. Zunächst wird im ersten Ansatz, bei Verfügbarkeit, jeweils die GPS Positionierung verwendet. Andernfalls wird die jeweils beim Ausbringen erhaltene Position verwendet. Alternativ dazu wird auf Basis einer Abschätzung der Positionsunsicherheiten (Positionskovarianzen) beider Methoden eine fusionierte Position verwendet. Für die GPS Ankerknoten wird jeweils die Standardabweichung $\sigma_{an,gps}$ der GPS Positionierung benutzt. Die Kovarianzmatrix der Positionsschätzung wird zu $C_{gps} = \text{diag}[\sigma_{an,gps}^2, \sigma_{an,gps}^2]$ verwendet. Für die durch Fußgänger-Koppelnavigation positionierten Ankerknoten wird die Positionsunsicherheit zu

$$C_{pdr,k} = \sum_{t=0}^k \frac{\delta \vec{a} \vec{n} \cdot \sigma_e + \delta \vec{a} \vec{n} \cdot \tan(\mu_\Phi)}{|\delta \vec{a} \vec{n}|} \quad (8.7)$$

abgeschätzt. GPS Position $\vec{a} \vec{n}_{gps}$ und Position auf Basis der Ausbringtrajektorie $\vec{a} \vec{n}_{pdr}$ werden durch

$$C_{an} = (C_{pdr} + C_{gps})^{-1} \cdot (C_{pdr} \vec{x}_{an,gps} + C_{gps} \vec{x}_{an,pdr}) \quad (8.8)$$

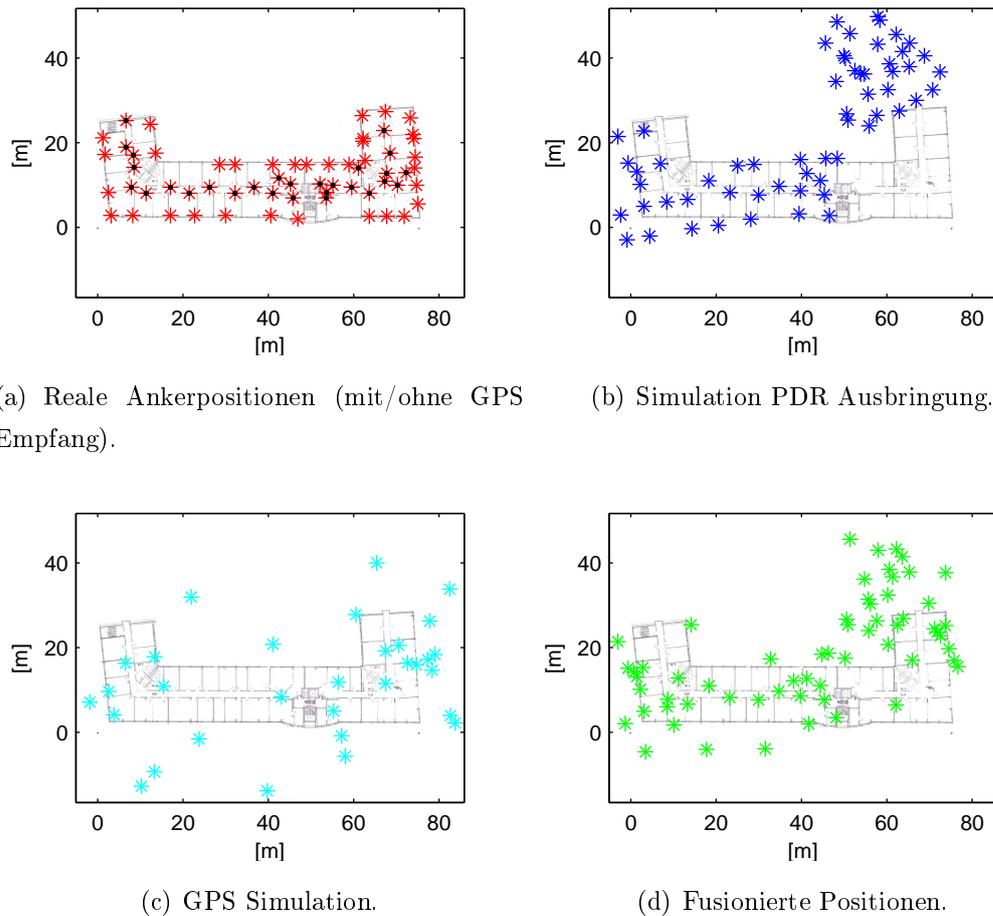


Abbildung 8.19: Beispiel der verwendeten Ankerpositionierungen: Originalpositionen (rot), simulierte GPS Positionen (hellblau), simulierte Positionierung durch PDR Ausbringung (blau) und fusionierte Positionen (grün).

unter Minimierung der neuen Positionskovarianz (Methode kleinster Fehlerquadrate) kombiniert. Abbildung 8.19 zeigt ein Beispiel der realen Ankerpositionen, der simulierten PDR und GPS Positionierungen sowie der kombinierten Positionen. Für die Kombination wird für jeden Anker zunächst geprüft, ob eine GPS Position verfügbar ist. Gegebenenfalls wird die neue Position basierend auf (8.8) kalkuliert und für die Lokalisierung verwendet.

Auswirkungen auf Lokalisierung

Um die Auswirkungen auf die resultierende Lokalisierungsgenauigkeit abschätzen zu können, wurden verschiedene Simulationen durchgeführt. In Abbil-

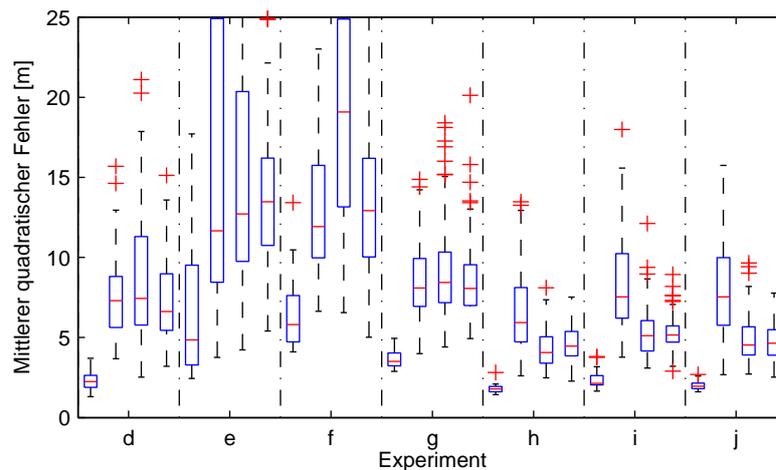


Abbildung 8.20: Vergleich der resultierenden mittleren Lokalisierungsgenauigkeiten in den Experimenten mit den realen Ankerpositionen (jeweils linke Boxen) und verrauschten Ankerpositionen auf Basis von PDR (zweite Box), GPS (dritte Box) und PDR-GPS Fusion (rechte Boxen).

Abbildung 8.20 werden die Verteilungen der mittleren Genauigkeiten hybrider EKFP Lokalisierung für die verschiedenen Experimente verglichen. Pro Experiment wurden für jede Methode jeweils 100 zufällige Ankerknotenpositionierungen auf Basis der modellierten Abweichungen generiert. Verglichen wird die Fehlerverteilung bei der Verwendung der GPS Position bei Verfügbarkeit, mit der Verwendung der Position bei PDR Ausbringung und der Verwendung der fusionierten Position. Zum Vergleich ist die Fehlerverteilung unter Verwendung der realen Positionierung angegeben. Man erkennt, dass der vorgeschlagene Fusionsansatz es in allen Experimenten erlaubt, die jeweils bessere Positionsschätzung zu wählen. Insbesondere die Mehrheit der Knoten GPS Signale empfangen kann, sind die resultierenden Verbesserungen jedoch gering.

Angemerkt werden muss zu dieser Auswertung, dass sowohl die Positionskovarianzen der durch PDR ausgebrachten Ankerknoten als auch die der GPS Knoten durch (8.7) nur abgeschätzt und nicht genau berechnet werden. Eine mögliche Optimierung könnte durch eine Modellierung der Positionskovarianz beim Ausbringen durch Aufnahme der Orientierung in den Zustandsvektor erreicht werden. In der vorliegenden Arbeit wird hierauf jedoch aufgrund der geringen zu erwartenden Verbesserungen verzichtet.

Kapitel 9

Diskussion

In der Arbeit wurde ein Ansatz zur ad-hoc Personenlokalisierung konzipiert, prototypisch umgesetzt und untersucht. Mit verschiedenen Lokalisierungsalgorithmen und unter unterschiedlichen Annahmen wurde gezeigt, dass eine Lokalisierungsgenauigkeit im Bereich einiger Meter realistisch ist. Auch unter ungünstigen Verhältnissen (wenige Ankerknoten, unzuverlässiges Netzwerk, ...) kann eine ungefähre Positionsschätzung vorgenommen werden.

Im Folgenden wird das Lösungskonzept im Hinblick auf reale Anwendungen - zum Beispiel in Feuerwehr- oder Polizeieinsätzen - analysiert. Ziel des folgenden Kapitels ist die Ableitung einer Einschätzung zur Umsetzbarkeit des vorgeschlagenen ad-hoc Lokalisierungsansatzes.

9.1 Realitätsnähe der Versuche und Aussagekraft der Ergebnisse

Im Rahmen des gewählten Aufbaus können Genauigkeiten im Bereich weniger Meter realisiert werden. Auch unter (simulierten) ungünstigen Bedingungen ist die Lokalisierungsgenauigkeit noch ausreichend, um einer Person jeweils den korrekten Gebäudeteil zuzuordnen. Im Vergleich zu vorangegangenen Arbeiten sind die durchgeführten Experimente wesentlich umfangreicher. Dadurch, dass die Auswirkungen verschiedener Umgebungen sowie Knotenpositionen am Körper untersucht wurden, konnte eine Abschätzung der Genauigkeiten unter variierenden Bedingungen erreicht werden. Durch die simulative Untersuchung unterschiedlicher Ausprägungen der Ungenauigkeiten in den Ankerpositionen

konnte eine qualitative Abschätzung der Auswirkung verschiedener Ansätze für das Ausbringen vorgenommen werden.

Um jedoch bewerten zu können, inwiefern die dargestellten Experimente und Simulationen mit der realen Anwendung vergleichbar sind, müsste zunächst eine wesentlich weitere Eingrenzung und Konkretisierung der Anwendung erfolgen. Zu beantworten wäre vor allem, ob sich die Ausbringung eines Ankerknotennetzwerks im realen Szenario mit einem Einsatzablauf vereinbaren ließe. Ebenfalls wäre zu klären, wie räumlich ausgedehnt übliche Instanzen sind und wie typische Bewegungsprofile der zu lokalisierenden Personen aussehen.

Ziel des umgesetzten Experimentdesigns war es, soweit von der Anwendung zu abstrahieren, dass einerseits effiziente Untersuchungen möglich sind, jedoch andererseits immer noch eine ausreichende Realitätsnähe erhalten bleibt, um realistische Aussagen und Abschätzungen zu erlauben. Für das beispielhaft näher ausgeführte Feuerwehr- oder Polizeiszenario ist die Durchführung eines Experiments während eines Einsatzes praktisch nicht umsetzbar. Auch eine realistische Evaluierung in einer Übung ist sehr aufwändig und kann erst in einem Stadium erfolgen, in dem das System im Prinzip fertigentwickelt ist. Es ist jedoch nicht ausreichend, in einer Umgebung und für ein Ankerknotensetting ein Experiment durchzuführen und anhand dessen allgemeingültige Ableitungen zu treffen. Der in dieser Arbeit gegangene Weg stellt daher einen Kompromiss dar: Die erreichten Ergebnisse sollen als Anhaltspunkt für die Personenlokalisierung auf Basis des vorgeschlagenen Systemkonzepts dienen. Im Vergleich zu der überwiegenden Anzahl an publizierten Arbeiten ist die Realitätsnähe des Versuchsaufbaus in der vorliegenden Arbeit deutlich größer. Trotzdem sind die Ergebnisse noch nicht ohne weiteres auf ein konkretes Einsatzszenario übertragbar.

Mit der vorliegenden Arbeit soll der Nachweis erbracht werden, dass einer Realisierung des vorgeschlagenen Konzepts keine prinzipiellen Hürden im Weg stehen. Vor einer eventuellen Produktentwicklung wäre jedoch eine weitere Eingrenzung und Konkretisierung der Anwendung erforderlich. Insbesondere die Art der Ausbringung der Ankerknoten, der Anteil der Knoten mit GPS Empfang sowie das Vorhandensein von Kartenmaterial haben einen großen Einfluss auf die erreichbaren Genauigkeiten. Je nach gewählten Randbedin-

gungen müssten an verschiedenen Stellen weitere Teilaspekte experimentell und simulativ untersucht werden.

Trotzdem kann auf Basis der durchgeführten Studien insgesamt geschlossen werden, dass die entwickelten Ansätze eine vielversprechende Möglichkeit darstellen die Problematik der ad-hoc Personenlokalisierung zu lösen. Da berücksichtigt wird, dass die zur Lokalisierung benötigte Infrastruktur ad-hoc ausgebracht wird, ergeben sich eine Reihe von möglichen Anwendungsszenarien. Die durchgeführten Experimente stellen einen Nachweis der Realisierbarkeit dar.

9.2 Erreichbare Genauigkeit

Auffallend bei der Auswertung der Daten in Bezug auf die erreichbaren Genauigkeiten (Kapitel 5) ist, dass die maximal erreichbare mittlere Genauigkeit über alle Experimente auf circa $1,5\text{ m}$ beschränkt ist. Selbst unter Verwendung aller Ankerknoten und unter Einsatz hybrider Lokalisierung wird diese Grenze in keiner Instanz unterschritten.

Eine Ursache hierfür sind Ungenauigkeiten in den aufgenommenen Referenzdaten. Wie in Kapitel 4.3 beschrieben, erfolgt die Referenzierung auf Basis vordefinierter Trajektorien bei denen manuell Zeitstempel genommen wurden, beziehungsweise auf Basis von DGPS in den Außenversuchen. Da die definierte Genauigkeitsmetrik den mittleren quadratischen Fehler bezeichnet, also immer positiv ist, führt jede Abweichung der Realität von der Referenz direkt zu einem entsprechenden Fehler. Weiterhin wurden die Strecken zwischen den aufgenommenen Referenzzeiten durch Interpolation gewonnen, was nur als Näherung an die Realität aufgefasst werden kann. Ungenauigkeiten in der Referenz erzeugen bereits einen konstanten Bias. Auch eine sehr gute Schätzung weist in Bezug auf eine nicht perfekte Referenz einen Fehler auf.

Ein weiterer Grund sind Ungenauigkeiten bei der Analog-Digital-Wandlung. Die ausgegebenen RSS Werte liegen als Ganzzahl vor. Bei der Wandlung der Empfangsfeldstärke zum ausgegebenen RSS Wert erfolgt eine Rundung.

Um die Auswirkungen beider Effekte zu überprüfen, wurde für eine simulierte Trajektorie jeweils das Verhalten der Lokisierungsalgorithmen unter ideal angenommenen RSS Werten untersucht. Zunächst wurden die zur je-

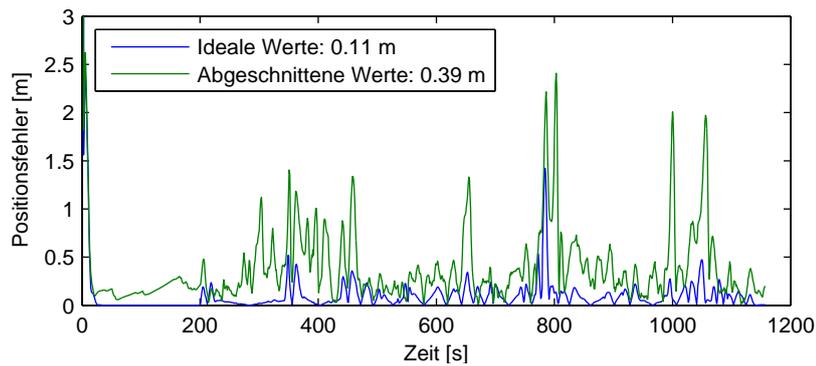


Abbildung 9.1: Fehlerverlauf für EKF Lokalisierung auf Basis simulierter idealer RSS Messungen und für dieselben Werte, wenn durch Abschneiden Ganzzahl-Werte berechnet werden.

weiligen Distanz bestimmten RSS Werte mit Double-Genauigkeit verwendet. Dann wurden bei denselben Werten die Nachkommastellen abgeschnitten. Abbildung 9.1 vergleicht die resultierenden Fehlerverläufe für EKF Lokalisierung. Obwohl die Referenz perfekt und die RSS Werte optimal sind, ergibt sich für abgeschnittene RSS Werte ein mittlerer Fehler von $0,4\text{ m}$ im dargestellten Beispiel. Auch die Annahme idealer Werte führt zu einem Fehler von $0,11\text{ m}$.

Da die eingesetzten Filterverfahren glättend wirken, tendiert die Positionsschätzung zu einem nachlaufenden Verhalten. Wenn eine Bewegungsgeschwindigkeit von über einem Meter pro Sekunde unterstellt wird, führt das Nachlaufen der Schätzung zu einem entsprechenden Fehler. Wenn die zu lokalisierende Person im realen Szenario langsamer ginge oder Pausen machen würde, wäre der resultierende Fehler geringer.

Insgesamt müssen die in der Arbeit dargestellten mittleren Genauigkeiten als Anhaltspunkt für die Abweichungen interpretiert werden. Ohnehin ist eine genaue Festlegung der Position einer Person mit einer Granularität unter einem Meter schwierig. In den betrachteten Anwendungen ist die raumgenaue Lokalisierung beziehungsweise in größeren Räumen auch die Lokalisierung in einen bestimmten Teil des Raumes ausreichend. Für die meisten Einsatzszenarien der ad-hoc Lokalisierung werden die im Rahmen der Arbeit nachgewiesenen Genauigkeiten als ausreichend eingeschätzt.

9.3 RSS Werte zur Distanzschätzung (Ranging)

Die Verwendung der Empfangsfeldstärke ist das am besten untersuchte Messprinzip zur Lokalisierung. Vor allem der Ansatz des Fingerprinting ist weit verbreitet und stellt mittlerweile die Grundlage für eine Reihe kommerzialisierter Systeme dar (insbesondere WiFi basierte Systeme). Auf RSS Ranging basierende Systeme wurden dagegen in verschiedenen Arbeiten als ungenau kritisiert. Motivation für die Verwendung in der vorliegenden Arbeit war auf der einen Seite die leichte Verfügbarkeit und auf der anderen Seite auch die gute Skalierbarkeit (durch Broadcasting) des entsprechenden Lokalisierungsansatzes.

In Bezug auf die Anwendung stellt die Lokalisierung von Personen insofern eine günstigere Problemstellung für den Einsatz von RSS-Ranging dar, als die Ziele mobil sind. Im Vergleich zur Lokalisierung von Geräten oder anderen statischen Zielen, erlaubt die Lokalisierung von mobilen Zielen eine Mittelung über die Zeit und eine Filterung der Messungen. Da das umgesetzte Messprinzip gut skaliert (ein Ankerknoten sendet Broadcast Nachrichten, alle mobilen Knoten empfangen diese), können hohe Updateraten realisiert werden. Trotz großer Schwankungen kann in kurzer Zeit eine aussagekräftige Abschätzung der Distanz erfolgen. Es wird davon ausgegangen, dass die Ankerknoten jeweils Ihre eigene Position kennen. Durch die hohe Anzahl verwendeter Ankerknoten und die hohe Broadcastrate ist die gewählte Lokalisierungsmethode damit vergleichbar zu einem Fingerprinting Ansatz.

Weiterhin gilt, dass das verwendete RSS Ranging wie in Kapitel 5.1.3 dargestellt, näherungsweise normalverteiltes Rauschen aufweist. Weiteres Potential zur Verbesserung der realisierbaren Positionsschätzung liegt in der Annahme alternativer Verteilungen, die Ausreißer-Messungen besser abbilden.

Ebenfalls ließen sich die im Rahmen der Arbeit erforschten Ansätze auch auf andere Ranging Methoden übertragen. Beispielsweise könnten Laufzeitdifferenzen (TDoA) zwischen akustischen und RF Signalen verwendet werden, ohne große Änderungen am Konzept vorzunehmen. Etwas schwieriger wäre die Integration von laufzeitbasierten Verfahren (ToA), da die Netzwerkarchitektur entsprechend angepasst werden müsste.

Insgesamt lassen die im Rahmen der Arbeit in Bezug auf RSS Ranging

gewonnen Erkenntnisse den Schluss zu, dass sich das Prinzip unter den gegebenen Voraussetzungen gut zur Lokalisierung eignet. Insbesondere die geringe Komplexität erlaubt die einfache und schnelle Realisierung von Systemen.

9.4 Verwendung von Smartphones

Die vorgestellten und umgesetzten Algorithmen sind teilweise auf heutiger Sensornetzwerkhardware aufgrund ihrer Komplexität nicht lauffähig. Sowohl die vorgestellten Partikelfilteransätze als auch das Unscented Kalmanfilter wären nur unter wesentlicher Einschränkung der Schätzqualität auf dem verwendeten MSP430 Mikrocontroller umzusetzen. Allerdings schreitet die Entwicklung der Prozessorleistung auch kleinster Geräte in den letzten Jahren immer weiter fort (z. B. Smartphones). Wenn man von einem Smartphone als mobilem Knoten ausgeht, können unter Voraussetzung eines aktuellen Modells alle in der Arbeit vorgeschlagenen Ansätze in Echtzeit umgesetzt werden.

Ebenfalls haben die Auswertungen ergeben, dass bereits mit einfachen Ansätzen (WCE Lokalisierung) und unter Verwendung weniger Knoten ausreichend genaue Ergebnisse erzielbar sind. Zur Demonstration wurde die Lokalisierung auf Basis der vorverarbeiteten Lageschätzung und dem EKF Algorithmus auf den verwendeten Mikrocontroller portiert [220].

Für zivile Anwendungen wie zum Beispiel die ad-hoc Lokalisierung von Besuchern auf einer Messe¹ wäre eine Übertragung der im Rahmen der Arbeit entwickelten Ansätze auf ein Smartphone möglich. Da in modernen Smartphones mittlerweile so gut wie immer neben Beschleunigungs- und Magnetfeld- auch Drehratensensoren integriert sind, ließe sich die Koppelnavigation auf diese Geräte übertragen. Vorteile liegen vor allem in der weiten Verbreitung und Verfügbarkeit der Geräte. Neben einem relativ leistungsfähigen Prozessor ist jeweils auch direkt ein Display zur Anzeige der Position vorhanden. Personen können sich dann auf Basis dieser ad-hoc Infrastruktur und der Smartphone Inertialsensorik selbst lokalisieren. Neben dieser Navigation ergäben sich für die Betreiber und Messgesellschaften auch neue Möglichkeiten zur Analyse der Besucherströme und zur Auswertung der Frequentierung einzelner Stände. Da auch hier von einem in begrenzter Zeit zu installierenden ad-hoc System

¹www.id-enter.com, www.spotme.com

ausgegangen werden muss, sind die Anforderungen im Prinzip dieselben wie in den zuvor dargestellten Szenarien. Durch die Übertragung auf ein Smartphone ergeben sich also weitere Ansatzpunkte für Anwendungen.

Die in der Arbeit dargestellten Ansätze zur hybriden Lokalisierung können neben einem ZigBee Netzwerk auch mit anderen langzeitgenauen Lokalisierungsansätzen integriert werden. Die Genauigkeit der für die Auswertungen verwendeten Sensorik ist vergleichbar zu der in aktuellen Smartphones eingebaute Sensorik.

Kapitel 10

Zusammenfassung und Ausblick

Im Folgenden wird die Arbeit zusammengefasst und ein Ausblick auf offene Punkte und mögliche weitere Untersuchungen gegeben.

10.1 Zusammenfassung

Ziel der Arbeit war die Entwicklung, Untersuchung und Bewertung eines Lösungskonzepts für die Problemstellung der ad-hoc Personenlokalisierung.

Mögliche Einsatzszenarien eines solchen Systems können beispielsweise Feuerwehr- oder Polizeieinsätze sein, bei denen mehrere Personen lokalisiert werden sollen. Die Lokalisierung ermöglicht dem Einsatzleiter und den Beteiligten eine bessere Übersicht über die aktuelle Situation. Kenntnis der Positionen der Personen könnte in diesen Situationen helfen, logistische Abläufe zu optimieren oder auch sicherheitskritische Aktionen besser zu koordinieren. Mögliche weitere Szenarien finden sich in der Wartung von Großanlagen, im Bau von Schiffen oder im Bereich der Sicherheitsdienstleistungen.

Im Rahmen der Arbeit wurden zunächst verfügbare Lösungen und Lösungskonzepte des Standes der Technik analysiert und umfassend verglichen. Zum aktuellen Zeitpunkt ist sowohl kommerziell als auch in der Wissenschaft kein geeigneter systemischer Lösungsansatz zum Einsatz in ad-hoc Szenarien verfügbar.

In der vorliegenden Arbeit wurde daher zunächst ein entsprechendes Lösungskonzept entwickelt. Grundlage ist eine an der Hüfte getragene Inertialsensoreinheit, sowie ein am Einsatzort ausgebrachtes drahtloses Sensornetzwerk.

Das Netzwerk basiert auf dem ZigBee Standard und organisiert sich automatisch in Mesh-Topologie. Einerseits gibt es feste Ankerknoten mit bekannten Positionen und andererseits mobile Knoten, die von den zu lokalisierenden Personen getragen werden. Die Positionierung und Initialisierung der Ankerknoten kann entweder manuell, basierend auf einer Karte, durch Fußgänger-koppelnavigation oder auch durch GPS erfolgen. Sobald das Sensornetzwerk ausgebracht ist, können Personen entweder auf Basis der Empfangsfeldstärken allein oder auf Basis einer Datenfusion mit einer mitgeführten Inertialsensoreinheit lokalisiert werden. Die Übermittlung der Position zur Einsatzleitstelle erfolgt über Multihop Kommunikation.

Das konzipierte System wurde prototypisch umgesetzt. Weiterhin wurde eine angepasste Simulationsumgebung entwickelt, die die Untersuchung von Fragen zu Skalierbarkeit und wechselnden Topologien erlaubt.

Mit dem System wurde eine Vielzahl an Experimenten durchgeführt, um eine Datenbasis für eine Analyse zu schaffen. Die gewonnenen Daten wurden zunächst umfassend analysiert. Basierend auf dieser Analyse wurden verschiedene Lokalisierungsalgorithmen angepasst, erweitert und evaluiert, um Aussagen über erreichbaren Genauigkeiten und Verhalten unter unterschiedlichen Bedingungen treffen zu können. Hierbei wurden zunächst Ansätze zur RSS Lokalisierung und Ansätze zur inertialsensorbasierten Lokalisierung dargestellt und evaluiert. Dann wurde ein hybrider Lokalisierungsalgorithmus auf Basis einer Fusion von RSS Daten mit Inertialdaten konzipiert und umgesetzt. Für alle drei Bereiche wurden die verschiedenen Algorithmen in Bezug auf ihr Verhalten sowohl mit realen als auch mit (teil-) simulierten Daten getestet. Für eine Positionierung der Ankerknoten durch GPS oder durch ein Fußgänger-Inertialnavigationssystem wurde analysiert wie sich das System verhält. In Bezug auf unterschiedliche Umgebungen wurde die Robustheit des Ansatzes untersucht und nachgewiesen. Insbesondere der entwickelte hybride Lokalisierungsansatz führte zu guten Resultaten, auch wenn das Sensornetzwerk als unzuverlässig oder teilweise ausgefallen angenommen wurde.

Im 2. Stock des ITIV Gebäudes kann beispielsweise mit 20 exakt positionierten Ankerknoten eine Lokalisierung mit einer Genauigkeit im Bereich von 3 m erreicht werden, wenn nur RSS Daten verwendet werden. Wenn zusätzlich Inertialdaten verwendet werden, kann entweder die Lokalisierungsgenauig-

keit auf circa 2 m gesteigert werden oder bei gleicher Genauigkeit auf Basis von 10 oder weniger Ankerknoten gearbeitet werden. Die Miteinbeziehung von Kartenmaterial durch ein Partikelfilter erlaubt die weitere Reduktion der benötigten Ankerknoten beziehungsweise die weitere Erhöhung der Genauigkeit. Wenn anstatt dessen angenommen wird, dass die Positionen der Ankerknoten nur ungenau bekannt sind, ergeben sich zunächst schlechtere Resultate für die RSS Lokalisierung. Der Einsatz des entwickelten hybriden Verfahrens erlaubt eine deutliche Verbesserung. Unter realistischen Annahmen kann abgeleitet werden, dass eine Lokalisierung auf Raumgenauigkeit durchaus im Bereich des Möglichen bleibt.

Abschließend wurde das vorgeschlagene Lösungskonzept in Bezug auf verschiedene Anwendungsszenarien diskutiert und mögliche Schwachpunkte identifiziert. Insgesamt wurde festgestellt, dass sich das Konzept für den Einsatz in Feuerwehr- oder Polizeiszenarien eignet.

10.2 Nächste Schritte und Ausblick

Um weitere Schritte in Richtung einer möglichen Produktentwicklung machen zu können, müssten die erreichten Forschungsergebnisse zunächst durch eine weitere, größer angelegte Testserie (unterschiedliche Personen, reale Einsatzbedingungen, ...) untersucht werden. Ebenfalls müsste das bisher prototypisch realisierte Systemkonzept in Bezug auf Fehleranfälligkeit und Robustheit weiterentwickelt werden. Da die prinzipielle Machbarkeit jedoch im Rahmen der Arbeit gezeigt wurde, ist das bestehende Entwicklungsrisiko abschätzbar.

Die im Rahmen dieser Arbeit umgesetzten Lokalisierungsansätze beziehen sich auf eine 2D Lokalisierung. Alle dargestellten Ansätze sind im Prinzip auch auf eine 2,5D (Stockwerkgenauigkeit) oder 3D Lokalisierung übertragbar. Eine mögliche Erweiterung hierfür wäre die Verwendung eines barometrischen Altimeters. Allerdings ergeben sich im Dreidimensionalen auch neue Herausforderungen und Problemstellungen, die noch nicht untersucht wurden. Vor einer möglichen Produktentwicklung wäre zunächst eine zumindest 2,5-dimensionale Umsetzung zu konzipieren und zu untersuchen.

Insbesondere die Auswirkung ungenau bekannter Ankerknotenpositionen auf die erzielbare Lokalisierungsgenauigkeit in der Personenlokalisierung wur-

de bisher noch nicht behandelt. Sowohl die Überarbeitung der verwendeten Fehlermodelle (Kapitel 4.4.3) als auch eine weitere Verfeinerung der Parameterauswahl bietet hierbei Potential. Neben den im Rahmen der Arbeit untersuchten Fragestellungen könnten Ansätze zur simultanen Lokalisierung und Kartographierung (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) oder auch zur Graphen-Einbettung untersucht werden. Auch könnte die Verbesserung der Positionsschätzung zur Laufzeit durch kooperative Ansätze zu weiteren Optimierungen führen.

Ebenfalls Potenzial für weitere Forschungsarbeiten ergibt sich aus der Analyse der Auswirkung von Personen auf ein signalstärkebasiertes Lokalisierungssystem. Die Problematik ist bekannt, jedoch sind zum aktuellen Zeitpunkt keine Arbeiten bekannt, die sich näher damit beschäftigen. Die im Rahmen der vorliegenden Arbeit erarbeiteten Ergebnisse geben einen ersten Anhaltspunkt. Der Ansatz einer simulativen Untersuchung bietet dazu interessante weitere Möglichkeiten.

Aufgrund der Relevanz und des Themas gliedern sich die im Rahmen der Arbeit erarbeiteten Konzepte im Bereich der hybriden Lokalisierung von Personen nahtlos in die Arbeit einer größer werdenden Community ein. Da die Lokalisierung von Personen für ortsbezogene Dienste durch Smartphones und cyberphysical Systems immer wichtiger wird, ist insbesondere der Hüft-IMU-basierte Ansatz vielversprechend. Interessant wäre beispielsweise die Umsetzung der im Rahmen dieser Arbeit mit einer IMU durchgeführten Untersuchungen auf Basis der Sensorik eines aktuellen Smartphones. Die darin enthaltene Sensorik hat mittlerweile eine ausreichende Güte erreicht, sodass einer Übertragung des vorgeschlagenen hybriden Lokalisierungskonzepts auf ein Smartphone nichts im Wege steht. Forschungsthemen in diesem Umfeld ergeben sich zum Beispiel in Bereich der Lageschätzung auf Basis von Sensordatenfusion sowie im Bereich der robusten Bewegungsgeschwindigkeitsschätzung.

Ebenfalls interessant wäre die Miteinbeziehung einer Lokalisierung von Gegenständen (Asset Tracking). Da die im Rahmen dieser Arbeit erforschten Prinzipien alle auf einer zu lokalisierenden sich bewegenden Person basieren (Schritterkennung, RSS Fluktuation, ...), wäre hierzu voraussichtlich die Miteinbeziehung eines neuen Lokalisierungsprinzips nötig. Am ITIV wird in diesem Zusammenhang bereits an der Integration von Ultrabreitband-Distanz-

messungsverfahren gearbeitet. Mittels eines laufzeitbasierten UWB Systems wäre beispielsweise nur noch in viel geringerem Umfang eine Mittelung nötig, sodass auch unbewegliche Gegenstände lokalisierbar sein sollten. Da jedoch bisher keine standardkonformen UWB Chips verfügbar sind, bleiben verschiedene Themen (z. B. Integration von Kommunikation, intelligente Energiekonzepte, Integration weiterer Systeme), die bisher noch nicht bearbeitet werden können, zu untersuchen.

Durch das Aufkommen von Smartphones nimmt die Bedeutung der Personenlokalisierung immer weiter zu. Ebenfalls interessiert an der Thematik sind Konzerne wie Google und Apple. Ziel ist zumeist, die Realisierung von ortsbezogenen Diensten oder von Personal Navigation Services. Die im Rahmen dieser Arbeit behandelten ad-hoc Szenarien sind kommerziell wesentlich weniger relevant. Trotzdem ergeben sich eine Reihe von Anwendungen und möglichen Einsatzszenarien. Es kann davon ausgegangen werden, dass sich Forschung aber auch Produktentwicklung in den kommenden Jahren weiter intensiv mit der Fusion von Inertialdaten und langzeitgenauen Systemen beschäftigen werden. Neben GNSS sind dabei vor allem auch Near Field Communication (NFC), sowie WiFi und andere Systeme zur ubiquitären, multisensoriellen Lokalisierung im Fokus des Interesses.

Literaturverzeichnis

- [1] K. Abdulrahim and C.H.T.M.C. Hill. Integrating Low Cost IMU with Building Heading In Indoor Pedestrian Navigation. *Journal of Global Positioning Systems*, 2011.
- [2] I.F. Akyildiz, T. Melodia, and K.R. Chowdhury. A Survey on Wireless Multimedia Sensor Networks. *Computer Networks*, 2007.
- [3] I.F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci. A Survey on Sensor Networks. *Communications Magazine*, 2002.
- [4] I.F. Akyildiz and M.C. Vuran. *Wireless Sensor Networks*. John Wiley & Sons Inc., 2010.
- [5] J.N. Al-Karaki and A.E. Kamal. Routing Techniques in Wireless Sensor Networks: A Survey. *Wireless Communications, IEEE*, 2004.
- [6] B. Alavi and K. Pahlavan. Modeling of the Distance Error for Indoor Geolocation. In *Proceedings of the Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. IEEE, 2003.
- [7] M. Allen, S. Baydere, E. Gaura, and G. Kucuk. Accuracy Bounds for Wireless Localization Methods. In *Localization Algorithms and Strategies for Wireless Sensor Networks*. Information Science Reference-Imprint of: IGI Publishing, 2009.
- [8] D. Alvarez, R.C. González, A. López, and J.C. Alvarez. Comparison of Step Length Estimators from Wearable Accelerometer Devices. In *Proceedings of the 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*. IEEE, 2006.

- [9] I. Amundson and X.D. Koutsoukos. A Survey on Localization for Mobile Wireless Sensor Networks. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-Less Environments*. Springer, 2009.
- [10] J. Ansari, J. Riihijarvi, and P. Mahonen. Combining Particle Filtering with Cricket System for Indoor Localization and Tracking Services. In *Proceedings of the 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*. IEEE, 2007.
- [11] M.S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking. *Transactions on Signal Processing*, 2002.
- [12] C. Ascher, C. Kessler, A. Maier, P. Crocoll, and GF Trommer. New Pedestrian Trajectory Simulator to Study Innovative Yaw Angle Constraints. In *Proceedings of the 23rd International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS)*, 2010.
- [13] S. Ayub, X. Zhou, S. Honary, A. Bahraminasab, and B. Honary. Indoor Pedestrian Displacement Estimation Using Smart Phone Inertial Sensors. *International Journal of Innovative Computing and Applications*, 2012.
- [14] M. Azizyan, I. Constandache, and R. Roy Choudhury. SurroundSense: Mobile Phone Localization via Ambience Fingerprinting. In *Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. ACM, 2009.
- [15] P. Bahl and V.N. Padmanabhan. RADAR: An In-Building RF-Based User Location and Tracking System. In *Proceedings of the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM)*. IEEE, 2000.
- [16] A. Bahr and J. Leonard. Minimizing Trilateration Errors in the Presence of Uncertain Landmark Positions. In *Proceedings of the 3rd European Conference on Mobile Robots (ECMR)*, 2007.

- [17] A. Bahr, J.J. Leonard, and M.F. Fallon. Cooperative Localization for Autonomous Underwater Vehicles. *The International Journal of Robotics Research*, 2009.
- [18] J. Bancroft, G. Lachapelle, M.E. Cannon, and M. Petovello. Twin IMU-HSGPS Integration for Pedestrian Navigation. In *Proceedings of ION GNSS*, 2008.
- [19] A. Bardella, N. Bui, A. Zanella, and M. Zorzi. An Experimental Study on IEEE 802.15.4 Multichannel Transmission to Improve RSSI-Based Service Performance. *Real-World Wireless Sensor Networks*, 2010.
- [20] P. Barsocchi, S. Lenzi, S. Chessa, and G. Giunta. Virtual Calibration for RSSI-Based Indoor Localization with IEEE 802.15.4. In *Proceedings of the International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2009.
- [21] S. Beauregard. A Helmet-Mounted Pedestrian Dead Reckoning System. In *Proceedings of the 3rd International Forum on Applied Wearable Computing (IFAWC)*. VDE, 2006.
- [22] S. Beauregard. Omnidirectional Pedestrian Navigation for First Responders. In *Proceedings of the 4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*. IEEE, 2007.
- [23] S. Beauregard, M. Klepal, et al. Indoor PDR Performance Enhancement Using Minimal Map Information and Particle Filters. In *Proceedings of the Position, Location and Navigation Symposium (ION)*. IEEE, 2008.
- [24] R. Behnke and D. Timmermann. AWCL: Adaptive Weighted Centroid Localization as an Efficient Improvement of Coarse Grained Localization. In *Proceedings of the 5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*. IEEE, 2008.
- [25] K. Benkic, M. Malajner, P. Planinsic, and Z. Cucej. Using RSSI Value for Distance Estimation in Wireless Sensor Networks Based on ZigBee. In *Proceedings of the 15th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*. IEEE, 2008.

- [26] A. Berthe, A. Lecointre, D. Dragomirescu, and R. Plana. Simulation Platform for Wireless Sensor Networks Based on Impulse Radio Ultra Wide Band. In *Proceedings of the 8th International Conference on Networks (ICN)*. IEEE, 2009.
- [27] F. Beutler, M.F. Huber, and U.D. Hanebeck. Optimal Stochastic Linearization for Range-Based Localization. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2010.
- [28] J. Blumenthal, R. Grossmann, F. Golatowski, and D. Timmermann. Weighted Centroid Localization in Zigbee-Based Sensor Networks. In *Proceedings of the International Symposium on Intelligent Signal Processing (WISP)*. IEEE, 2007.
- [29] P. Bolliger. Redpin-Adaptive, Zero-Configuration Indoor Localization Through User Collaboration. In *Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-Less Environments*. ACM, 2008.
- [30] J. Borenstein, L. Ojeda, and S. Kwanmuang. Heuristic Reduction of Gyro Drift for Personnel Tracking Systems. *Journal of Navigation*, 2009.
- [31] A. Borrelli, C. Monti, M. Vari, and F. Mazzenga. Channel Models for IEEE 802.11 b Indoor System Design. In *Proceedings of the International Conference on Communications*. IEEE, 2004.
- [32] W. Burgard, D. Fox, and S. Thrun. Markov Localization for Mobile Robots in Dynamic Environments. *Arxiv preprint*, 2011.
- [33] Z. Chen and A. Khokhar. Self Organization and Energy Efficient TDMA MAC Protocol by Wake up for Wireless Sensor Networks. In *Proceedings of the 1st Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks (SECON)*. IEEE, 2004.
- [34] P. Clarke. Dynamic Web-Mapping Using Scalable Vector Graphics (SVG). In *Proceedings of the ESRI International User Conference*, 2005.

- [35] D.W. Curtis, J. Bailey, E.J. Pino, T. Stair, S. Vinterbo, J. Waterman, E.I. Shih, J.V. Guttag, R.A. Greenes, and L. Ohno-Machado. Using Ambient Intelligence for Physiological Monitoring. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, 2009.
- [36] D.W. Curtis, E.J. Pino, J.M. Bailey, E.I. Shih, J. Waterman, S.A. Vinterbo, T.O. Stair, J.V. Guttag, R.A. Greenes, and L. Ohno-Machado. SMART-an Integrated Wireless System for Monitoring Unattended Patients. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2008.
- [37] A. De Angelis, M. Dionigi, A. Moschitta, and P. Carbone. A Low-Cost Ultra-Wideband Indoor Ranging Technique. In *Proceedings of the Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC)*. IEEE, 2007.
- [38] K.C.J. Dietmayer. Magnetische Sensoren auf Basis des AMR-Effekts (Magnetic Sensors Based on the AMR-Effect). *tm - Technisches Messen*, 2001.
- [39] M.W.M.G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H.F. Durrant-Whyte, and M. Csorba. A Solution to the Simultaneous Localization and Map Building (SLAM) Problem. *Transactions on Robotics and Automation*, 2001.
- [40] F. Dressler. *Self-Organization in Sensor and Actor Networks*. Wiley, 2007.
- [41] F. Dressler. A Study of Self-Organization Mechanisms in Ad Hoc and Sensor Networks. *Computer Communications*, 2008.
- [42] A. El-Rabbany. *Introduction to GPS: The Global Positioning System*. Artech House Publishers, 2002.
- [43] E. Elnahrawy, X. Li, and R.P. Martin. The Limits of Localization Using Signal Strength: A Comparative Study. In *Proceedings of the 1st Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks (SECON)*. IEEE, 2004.

- [44] F. Evennou and F. Marx. Advanced Integration of WiFi and Inertial Navigation Systems for Indoor Mobile Positioning. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, 2006.
- [45] B.T. Fang. Simple Solutions for Hyperbolic and Related Position Fixes. *Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1990.
- [46] R. Feliz Alonso, E. Zalama Casanova, and J. Gómez García-Bermejo. Pedestrian Tracking Using Inertial Sensors. 2009.
- [47] C. Fischer, P. Talkad Sukumar, and M. Hazas. Tutorial: Implementation of a Pedestrian Tracker Using Foot-Mounted Inertial Sensors. *Pervasive Computing*, 2012.
- [48] D. Fox, J. Hightower, L. Liao, D. Schulz, and G. Borriello. Bayesian Filtering for Location Estimation. *Pervasive Computing*, 2003.
- [49] E. Foxlin. Pedestrian Tracking with Shoe-Mounted Inertial Sensors. *Computer Graphics and Applications*, 2005.
- [50] H.T. Friis. A Note on a Simple Transmission Formula. *Proceedings of IRE*, 1946.
- [51] S. Gezici. A Survey on Wireless Position Estimation. *Wireless Personal Communications*, 2008.
- [52] D. Gislason. *Zigbee Wireless Networking*. Newnes, 2008.
- [53] L.C. Godara. Application of Antenna Arrays to Mobile Communications. II. Beam-Forming and Direction-of-Arrival Considerations. *Proceedings of the IEEE*, 1997.
- [54] S. Godha and G. Lachapelle. Foot Mounted Inertial System for Pedestrian Navigation. *Measurement Science and Technology*, 2008.
- [55] S. Godha, G. Lachapelle, and ME Cannon. Integrated GPS/INS System for Pedestrian Navigation in a Signal Degraded Environment. In *ION GNSS*, 2006.

- [56] E. Green and M. Hata. Microcellular Propagation Measurements in an Urban Environment. In *Proceedings of the International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. IEEE, 1991.
- [57] Y. Gu, A. Lo, and I. Niemegeers. A Survey of Indoor Positioning Systems for Wireless Personal Networks. *Communications Surveys & Tutorials*, 2009.
- [58] D. Gusenbauer, C. Isert, and J. Krosche. Self-Contained Indoor Positioning on Off-the-Shelf Mobile Devices. In *Proceedings of the 1st International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2010.
- [59] F. Gustafsson and F. Gunnarsson. Mobile Positioning Using Wireless Networks: Possibilities and Fundamental Limitations Based on Available Wireless Network Measurements. *Signal Processing Magazine*, 2005.
- [60] F. Gustafsson, F. Gunnarsson, N. Bergman, U. Forssell, J. Jansson, R. Karlsson, and P.J. Nordlund. Particle Filters for Positioning, Navigation and Tracking. *Transactions on Signal Processing*, 2002.
- [61] İ. Güvenc. *Enhancements to RSS Based Indoor Tracking Systems Using Kalman Filters*. PhD thesis, University of New Mexico, 2003.
- [62] A. Haeberlen, E. Flannery, A.M. Ladd, A. Rudys, D.S. Wallach, and L.E. Kavraki. Practical Robust Localization over Large-Scale 802.11 Wireless Networks. In *Proceedings of the 10th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. ACM, 2004.
- [63] U.D. Hanebeck and G. Schmidt. Closed-Form Elliptic Location with an Arbitrary Array Topology. In *Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP-96)*. IEEE, 1996.
- [64] J. Haverinen and A. Kemppainen. Global Indoor Self-Localization Based on the Ambient Magnetic Field. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009.

- [65] C.R.C.D. HenkMuller. Personal Position Measurement Using Dead Reckoning. In *Proceedings of the 7th IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC)*, 2003.
- [66] J. Hill, M. Horton, R. Kling, and L. Krishnamurthy. The Platforms Enabling Wireless Sensor Networks. *Communications of the ACM*, 2004.
- [67] J.D. Hol, TB Schon, F. Gustafsson, and PJ Slycke. Sensor Fusion for Augmented Reality. In *Proceedings of the 9th International Conference on Information Fusion*. IEEE, 2006.
- [68] F. Ikegami, S. Yoshida, T. Takeuchi, and M. Umehira. Propagation Factors Controlling Mean Field Strength on Urban Streets. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1984.
- [69] J. Jahn, U. Batzer, J. Seitz, L. Patino-Studencka, and J. Gutierrez Boronat. Comparison and Evaluation of Acceleration Based Step Length Estimators for Handheld Devices. In *Proceedings of the 1st International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2010.
- [70] N. Jardak and N. Samama. Indoor Positioning Based on GPS-Repeaters: Performance Enhancement Using an Open Code Loop Architecture. *Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009.
- [71] AR Jimenez, F. Seco, C. Prieto, and J. Guevara. A Comparison of Pedestrian Dead-Reckoning Algorithms Using a Low-Cost MEMS IMU. In *Proceedings of the International Symposium on Intelligent Signal Processing (WISP)*. IEEE, 2009.
- [72] AR Jiménez, F. Seco Granja, JC Prieto, J. Guevara, et al. Indoor Pedestrian Navigation Using an INS/EKF Framework for Yaw Drift Reduction and a Foot-Mounted IMU. 2010.
- [73] P. Juang, H. Oki, Y. Wang, M. Martonosi, L.S. Peh, and D. Rubenstein. Energy-Efficient Computing for Wildlife Tracking: Design Tradeoffs and Early Experiences with ZebraNet. In *ACM Sigplan Notices*. ACM, 2002.
- [74] T. Judd. A Personal Dead Reckoning Module. In *ION GPS*, 1997.

- [75] S.J. Julier and J.K. Uhlmann. A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems. In *Int. Symp. Aerospace/Defense Sensing, Simul. and Controls*. Spie Bellingham, WA, 1997.
- [76] S.J. Julier, J.K. Uhlmann, and H.F. Durrant-Whyte. A New Approach for Filtering Nonlinear Systems. In *Proceedings of the American Control Conference*. IEEE, 1995.
- [77] R.E. Kalman. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960.
- [78] C. Kessler, C. Ascher, N. Frietsch, M. Weinmann, and G.F. Trommer. Vision-Based Attitude Estimation for Indoor Navigation Using Vanishing Points and Lines. In *Position Location and Navigation Symposium (PLANS)*. IEEE, 2010.
- [79] J.W. Kim, H.J. Jang, D.H. Hwang, and C. Park. A Step, Stride and Heading Determination for the Pedestrian Navigation System. *Journal of Global Positioning Systems*, 2004.
- [80] L. Klingbeil and T. Wark. A Wireless Sensor Network for Real-Time Indoor Localisation and Motion Monitoring. In *Proceedings of the International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*. IEEE, 2008.
- [81] M. Kochhal, L. Schwiebert, and S. Gupta. Role-Based Hierarchical Self Organization for Wireless Ad Hoc Sensor Networks. In *Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Wireless Sensor Networks and Applications*. ACM, 2003.
- [82] A. Köpke, M. Swigulski, K. Wessel, D. Willkomm, PT Haneveld, TEV Parker, OW Visser, HS Lichte, and S. Valentin. Simulating Wireless and Mobile Networks in OMNeT++ the MiXiM Vision. In *Proceedings of the 1st International Conference on Simulation Tools and Techniques for Communications, Networks and Systems & Workshops*. ICST, 2008.
- [83] E. Köppe, M. Bartolmai, A. Liers, and J. Schiller. Radio-Based Multi-Sensor System for Person Tracking and Indoor Positioning. 2012.

- [84] M. Korkalainen, M. Sallinen, N. Karkkainen, and P. Tukeva. Survey of Wireless Sensor Networks Simulation Tools for Demanding Applications. In *Proceedings of the 5th International Conference on Networking and Services (ICNS)*. IEEE, 2009.
- [85] M. Kouroggi and T. Kurata. Personal Positioning Based on Walking Locomotion Analysis with Self-Contained Sensors and a Wearable Camera. In *Proceedings of the 2nd IEEE/ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality*. IEEE, 2003.
- [86] M. Kouroggi, N. Sakata, T. Okuma, and T. Kurata. Indoor/Outdoor Pedestrian Navigation with an Embedded GPS/RFID/Self-Contained Sensor System. *Advances in Artificial Reality and Tele-Existence*, 2006.
- [87] G. Kupris and A. Sikora. *ZigBee: Datenfunk mit IEEE 802.15. 4 und ZigBee*. Franzis Verlag, 2007.
- [88] Q. Ladetto. On Foot Navigation: Continuous Step Calibration Using Both Complementary Recursive Prediction and Adaptive Kalman Filtering. In *IONS. GPS*, 2000.
- [89] A. LaMarca, Y. Chawathe, S. Consolvo, J. Hightower, I. Smith, J. Scott, T. Sohn, J. Howard, J. Hughes, F. Potter, et al. Place Lab: Device Positioning Using Radio Beacons in the Wild. *Pervasive Computing*, 2005.
- [90] S.M. Lanzisera. *RF Ranging for Location Awareness*. PhD thesis, The University of California Berkeley, 2009.
- [91] J. Ledlie, J. Park, D. Curtis, A. Cavalcante, and L. Camara. Molé: A Scalable, User-Generated WiFi Positioning Engine. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2011.
- [92] S.W. Lee and K. Mase. Recognition of Walking Behaviors for Pedestrian Navigation. In *Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Control Applications (CCA)*. IEEE, 2001.

- [93] F.G. Lemoine, S.C. Kenyon, J.K. Factor, R.G. Trimmer, N.K. Pavlis, D.S. Chinn, C.M. Cox, S.M. Klosko, S.B. Luthcke, M.H. Torrence, et al. The Development of the Joint NASA GSFC and the National Imagery and Mapping Agency(NIMA) Geopotential Model EGM 96. *NASA*, 1998.
- [94] X. Li, K. Pahlavan, M. Latva-aho, and M. Ylianttila. Comparison of Indoor Geolocation Methods in DSSS and OFDM Wireless LAN Systems. In *Proceedings of the 52nd Vehicular Technology Conference (VTS-Fall)*. IEEE, 2000.
- [95] X.Y. Li, P.J. Wan, and O. Frieder. Coverage in Wireless Ad Hoc Sensor Networks. *IEEE Transactions on Computers*, 2003.
- [96] Y. Li, M.T. Thai, and W. Wu. *Wireless Sensor Networks and Applications*. Springer-Verlag New York Inc., 2008.
- [97] S. Lieb. Evaluierung von GPS Receivern zur Patientenlokalisierung. *Studienarbeit am Institut für Technik der Informationsverarbeitung, KIT*, 2008.
- [98] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, and J. Liu. Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems. *Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2007.
- [99] K. Lorincz and M. Welsh. Motetrack: A Robust, Decentralized Approach to RF-Based Location Tracking. *Location-and Context-Awareness*, 2005.
- [100] W. Mansfeld. *Satellitenortung und Navigation: Grundlagen, Wirkungsweise und Anwendung globaler Satellitennavigationssysteme*. Vieweg+Teubner, 2009.
- [101] G. Mao, B. Anderson, and B. Fidan. Path Loss Exponent Estimation for Wireless Sensor Network Localization. *Computer Networks*, 2007.
- [102] G. Mao and B. Fidan. *Localization Algorithms and Strategies for Wireless Sensor Networks*. Information Science Reference-Imprint of: IGI Publishing, 2009.

- [103] G. Mao, B. Fidan, and B. Anderson. Wireless Sensor Network Localization Techniques. *Computer Networks*, 2007.
- [104] M. McGuire and K. Plataniotis. Evaluation of Localization Algorithms. In *Localization Algorithms and Strategies for Wireless Sensor Networks*. Information Science Reference-Imprint of: IGI Publishing, 2009.
- [105] W. Menesklou. Skriptum zur Vorlesung Sensoren am KIT. *Institut für Werkstoffe der Elektrotechnik*, 2011.
- [106] D. Moore, J. Leonard, D. Rus, and S. Teller. Robust Distributed Network Localization with Noisy Range Measurements. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*. ACM, 2004.
- [107] S.C. Nardone and M.L. Graham. A Closed-Form Solution to Bearings-Only Target Motion Analysis. *Journal of Oceanic Engineering*, 1997.
- [108] E. Nebot and H. Durrant-Whyte. Initial Calibration and Alignment of Low-Cost Inertial Navigation Units for Land Vehicle Applications. *Journal of Robotic Systems*, 1999.
- [109] A. Neskovic, N. Neskovic, and G. Paunovic. Modern Approaches in Modeling of Mobile Radio Systems Propagation Environment. *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, 2000.
- [110] D. Niculescu and B. Nath. Ad Hoc Positioning System (APS) using AOA. In *Proceedings of the 22nd Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications (INFOCOM)*. IEEE, 2003.
- [111] H. Niedermeier, G. Ameres, T. Pany, and B. Eissfeller. First Results from Supporting Long Coherent CDMA Correlations by a MEMS INS and a Pedestrian Navigation System for HS-GNSS Applications. In *Proceedings of the 6th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*. IEEE, 2009.
- [112] H. Niedermeier, B. Eissfeller, J. Winkel, T. Pany, B. Riedl, T. Worz, R. Schweikert, S. Lagrasta, G. Lopez-Risueno, and D. Jiminez-Banos. DINGPOS: High Sensitivity GNSS Platform for Deep Indoor Scenarios.

- In *Proceedings of the 1st International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2010.
- [113] Y. Okumura, E. Ohmori, T. Kawano, and K. Fukuda. Field Strength and its Variability in VHF and UHF Land-Mobile Radio Service. *Rev. Elec. Commun. Lab*, 1968.
- [114] F. Packi, F. Beutler, and U.D. Hanebeck. Wireless Acoustic Tracking for Extended Range Telepresence. In *Proceedings of the 1st International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2010.
- [115] J. Park, B. Charrow, D. Curtis, J. Battat, E. Minkov, J. Hicks, S. Teller, and J. Ledlie. Growing an Organic Indoor Location System. In *Proceedings of the 8th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. ACM, 2010.
- [116] J. Park, D. Curtis, S. Teller, and J. Ledlie. Implications of Device Diversity for Organic Localization. In *Proceedings of INFOCOM*. IEEE, 2011.
- [117] N. Patwari, J.N. Ash, S. Kyperountas, A.O. Hero III, R.L. Moses, and N.S. Correal. Locating the Nodes: Cooperative Localization in Wireless Sensor Networks. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 2005.
- [118] A.S. Paul and E.A. Wan. Rssi-Based Indoor Localization and Tracking Using Sigma-Point Kalman Smoothers. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009.
- [119] N.B. Priyantha. *The Cricket Indoor Location System*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2005.
- [120] N.B. Priyantha, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan. The Cricket Location-Support System. In *Proceedings of the 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. ACM, 2000.
- [121] H. Qi and J.B. Moore. Direct Kalman Filtering Approach for GPS/INS Integration. *Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002.

- [122] S. Rajagopal. Personal Dead Reckoning System with Shoe Mounted Inertial Sensors. *Master of Science Thesis, Stockholm, Sweeden*, 2008.
- [123] T.S. Rappaport and Safari Books Online (Firme). *Wireless Communications: Principles and Practice*. Prentice Hall PTR New Jersey, 1996.
- [124] T.S. Rappaport, J.H. Reed, and B.D. Woerner. Position Location Using Wireless Communications on Highways of the Future. *Communications Magazine*, 1996.
- [125] V. Renaudin, O. Yalak, P. Tomé, and B. Merminod. Indoor Navigation of Emergency Agents. *European Journal of Navigation*, 2007.
- [126] D. Roetenberg. Inertial and Magnetic Sensing of Human Motion. 2006.
- [127] P. Rong and M.L. Sichitiu. Angle of Arrival Localization for Wireless Sensor Networks. In *Proceedings of the 3rd Annual IEEE Communications Society on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks (SECON)*. IEEE, 2006.
- [128] Z. Sahinoglu, S. Gezici, and Ismail. Guvenc. *Ultra-Wideband Positioning Systems*. Cambridge University Press Cambridge, UK;, 2008.
- [129] T.K. Sarkar, Z. Ji, K. Kim, A. Medouri, and M. Salazar-Palma. A Survey of Various Propagation Models for Mobile Communication. *Antennas and Propagation Magazine, IEEE*, 2003.
- [130] S.R. Saunders and A. Aragón-Zavala. *Antennas and Propagation for Wireless Communication Systems*. Wiley, 2007.
- [131] J. Scarlett. Enhancing the Performance of Pedometers Using a Single Accelerometer. *Analog Devices Application Note*, 2008.
- [132] J. Schmid. *Entwicklung eines Energieautarken Drahtlosen Sensornetzwerks für die Zustandsüberwachung in Industriellen Anlagen*. Diplomarbeit, Institut für Technik der Informationsverarbeitung, KIT, 2009.
- [133] A. Schumacher. Integration of a GPS Aided Strapdown Inertial Navigation System for Land Vehicles. *Master of Science Thesis, Stockholm, Sweeden*, 2006.

- [134] F. Seco, A.R. Jiménez, C. Prieto, J. Roa, and K. Koutsou. A Survey of Mathematical Methods for Indoor Localization. In *Proceedings of the International Symposium on Intelligent Signal Processing (WISP)*. IEEE, 2009.
- [135] A. Serra, T. Dessì, D. Carboni, V. Popescu, L. Atzori, et al. Inertial Navigation Systems for User-Centric Indoor Applications. *Screen*, 2010.
- [136] Y. Shang, W. Rumi, Y. Zhang, and M. Fromherz. Localization from Connectivity in Sensor Networks. *Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2004.
- [137] Y. Shen and M.Z. Win. On the Use of Multipath Geometry for Wideband Cooperative Localization. In *Global Telecommunications Conference (GLOBECOM)*. IEEE, 2009.
- [138] SH Shin, CG Park, JW Kim, HS Hong, and JM Lee. Adaptive Step Length Estimation Algorithm Using Low-Cost MEMS Inertial Sensors. In *Proceedings of the Sensors Applications Symposium (SAS)*. IEEE, 2007.
- [139] M.D. Shuster and SD Oh. Three-Axis Attitude Determination from Vector Observations. *Journal of Guidance and Control*, 1981.
- [140] M.L. Sichitiu, V. Ramadurai, and P. Peddabachagari. Simple Algorithm for Outdoor Localization of Wireless Sensor Networks with Inaccurate Range Measurements. In *Proceedings of the International Conference on Wireless Networks*. Citeseer, 2003.
- [141] C.P. Singh, OP Vyas, and M.K. Tiwari. A Survey of Simulation in Sensor Networks. In *Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence for Modelling Control & Automation*. IEEE, 2008.
- [142] I. Skog, J.O. Nilsson, and P. Handel. Evaluation of Zero-Velocity Detectors for Foot-Mounted Inertial Navigation Systems. In *Proceedings of the 1st International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2010.

- [143] J. Smith and J. Abel. Closed-Form Least-Squares Source Location Estimation from Range-Difference Measurements. *Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1987.
- [144] R.W. Smith. *Department of Defense World Geodetic System 1984: Its Definition and Relationships with Local Geodetic Systems*. Defense Mapping Agency, 1987.
- [145] K. Srinivasan and P. Levis. Rssi is Under Appreciated. *Proceedings of the 3rd Workshop on Embedded Networked Sensors (EmNets)*, 2006.
- [146] R.G. Stirling. *Development of a Pedestrian Navigation System Using Shoe Mounted Sensors*. PhD thesis, Citeseer, 2004.
- [147] W.C. Stone, National Institute of Standards, Technology (US), Building, and Fire Research Laboratory (US). *Electromagnetic Signal Attenuation in Construction Materials*. US Department of Commerce, National Institute of Standards and Technology, Building and Fire Research Laboratory, 1997.
- [148] M. Sugano, T. Kawazoe, Y. Ohta, and M. Murata. Indoor Localization System Using RSSI Measurement of Wireless Sensor Network Based on ZigBee Standard. In *Proceedings Int. Conf. WSN (IASTED)*. Citeseer, 2006.
- [149] Z. Sun, X. Mao, W. Tian, and X. Zhang. Activity Classification and Dead Reckoning for Pedestrian Navigation with Wearable Sensors. *Measurement Science and Technology*, 2009.
- [150] A. Tayebi, J. Gomez, F. Saez de Adana, and O. Gutierrez. The Application of Ray-Tracing to Mobile Localization Using the Direction of Arrival and Received Signal Strength in Multipath Indoor Environments. *Progress In Electromagnetics Research*, 2009.
- [151] B. Thorbjornsen, NM White, AD Brown, and JS Reeve. Radio Frequency (RF) Time-of-Flight Ranging for Wireless Sensor Networks. *Measurement Science and Technology*, 2010.

- [152] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, and F. Dellaert. Robust Monte Carlo Localization for Mobile Robots. *Artificial Intelligence*, 2001.
- [153] D.H. Titterton and J.L. Weston. *Strapdown Inertial Navigation Technology*. Peter Peregrinus Ltd., 2004.
- [154] RP Torres, L. Valle, M. Domingo, and MC Diez. CINDOOR: An Engineering Tool for Planning and Design of Wireless Systems in Enclosed Spaces. *Antennas and Propagation Magazine*, 1999.
- [155] G. Turin. An Introduction to Matched Filters. *IRE Transactions on Information Theory*, 1960.
- [156] H.L. Van Trees and K.L. Bell. Bayesian Bounds for Parameter Estimation and Nonlinear Filtering/Tracking. *Recherche*, 2007.
- [157] A. Vervisch-Picois, A. Bideau, M. Jeannot, and N. Samama. 2D Indoor Dynamic Positioning Using GNSS Based Repeaters. In *Proceedings of the 19th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS)*, 2006.
- [158] E.A. Wan and R. Van Der Merwe. The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation. In *Proceedings of the Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium (AS-SPCC)*. IEEE, 2000.
- [159] H. Wang, H. Lenz, A. Szabo, J. Bamberger, and U.D. Hanebeck. WLAN-Based Pedestrian Tracking Using Particle Filters and Low-Cost MEMS Sensors. In *Proceedings of the 4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*. IEEE, 2007.
- [160] Y. Wang. Topology Control for Wireless Sensor Networks. *Wireless Sensor Networks and Applications*, 2008.
- [161] A. Ward, A. Jones, and A. Hopper. A New Location Technique for the Active Office. *Personal Communications*, 1997.
- [162] B. Warneke, M. Last, B. Liebowitz, and K.S.J. Pister. Smart dust: Communicating with a Cubic-Millimeter Computer. *Computer*, 2001.

- [163] H. Weinberg. Using the ADXL202 in Pedometer and Personal Navigation Applications. *Analog Devices AN-602 Application Note*, 2002.
- [164] E. Weingartner, H. Vom Lehn, and K. Wehrle. A Performance Comparison of Recent Network Simulators. In *Proceedings of the International Conference on Communications (ICC)*. IEEE, 2009.
- [165] G. Welch, B.D. Allen, A. Ilie, and G. Bishop. Measurement Sample Time Optimization for Human Motion Tracking/Capture Systems. In *Proceedings of the Workshop at the IEEE Virtual Reality Conference Trends and Issues in Tracking for Virtual Environments*, 2007.
- [166] J. Wendel. *Integrierte Navigationssysteme: Sensordatenfusion, GPS und Inertiale Navigation*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2007.
- [167] J. Wendel and G.F. Trommer. Tightly Coupled GPS/INS Integration for Missile Applications. *Aerospace Science and Technology*, 2004.
- [168] M.Z. Win, A. Conti, S. Mazuelas, Y. Shen, W.M. Gifford, D. Dardari, and M. Chiani. Network Localization and Navigation via Cooperation. *Communications Magazine*, 2011.
- [169] O. Woodman and R. Harle. Pedestrian Localisation for Indoor Environments. In *Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing*. ACM, 2008.
- [170] H. Wymeersch, J. Lien, and M.Z. Win. Cooperative Localization in Wireless Networks. *Proceedings of the IEEE*, 2009.
- [171] H. Xia, H.L. Bertoni, L.R. Maciel, A. Lindsay-Stewart, and R. Rowe. Radio Propagation Characteristics for Line-of-Sight Microcellular and Personal Communications. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1993.
- [172] X. Xian, W. Shi, and H. Huang. Comparison of OMNET++ and Other Simulators for WSN Simulation. In *Proceedings of the 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. IEEE, 2008.

- [173] Y. Xiaoping, E.R. Bachmann, and R.B. McGhee. A Simplified Quaternion-Based Algorithm for Orientation Estimation from Earth Gravity and Magnetic Field Measurements. *Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2008.
- [174] M.Z. Zamalloa and B. Krishnamachari. An Analysis of Unreliability and Asymmetry in Low-Power Wireless Links. *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, 2007.
- [175] F.J. Zampella, A.R. Jiménez, F. Seco, J.C. Prieto, and J.I. Guevara. Simulation of Foot-Mounted IMU Signals for the Evaluation of PDR Algorithms. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2011.
- [176] G. Zanca, F. Zorzi, A. Zanella, and M. Zorzi. Experimental Comparison of RSSI-Based Localization Algorithms for Indoor Wireless Sensor Networks. In *Proceedings of the Workshop on Real-World Wireless Sensor Networks*. ACM, 2008.
- [177] J. Zhang, B. Li, A.G. Dempster, and C. Rizos. Evaluation of High Sensitivity GPS Receivers. *Evaluation*, 2010.
- [178] K. Özsoy, A. Bozkurt, and I. Tekin. 2D Indoor Positioning System Using GPS Signals. In *Proceedings of the 1st International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2010.
- [179] T. Zwick, C. Fischer, and W. Wiesbeck. A Stochastic Multipath Channel Model Including Path Directions for Indoor Environments. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2002.

Studentische Arbeiten

- [180] Hermann Amann. *Gewinnung, Analyse und Evaluierung von Experimentaldaten für die Entwicklung von Lokalisierungsverfahren*. Bachelorarbeit, 2011.
- [181] Thomas Anselm. *Topologie-Entwicklung zur Lokalisierung von Knoten in einem drahtlosen Sensornetzwerk*. Studienarbeit, 2010.
- [182] Thomas Anselm. *Alignment Berechnung mit Inertialsensorik*. Seminararbeit, Kobetreuung mit Tobias Gädeke, 2012.
- [183] Thomas Anselm. *Signalstärke-Simulation in drahtlosen Sensornetzwerken unter Berücksichtigung von Personen und Umgebungseinflüssen*. Diplomarbeit, Kobetreuung mit Tobias Gädeke, 2012.
- [184] Daniel Bross. *Entwicklung einer Webanwendung zur zentralen Verwaltung eines drahtlosen Sensornetzwerks und zur Visualisierung von Lokalisierungsdaten*. Bachelorarbeit, 2011.
- [185] Felix Döpp. *Vertriebsstrategie für einen IT-Dienstleister im Bereich Mobilität*. Bachelorarbeit, 2011.
- [186] Tobias Gädeke. *Systementwicklung und Analyse eines MEMS-basierten Fußgänger-Koppelnavigationssystems*. Diplomarbeit, 2011.
- [187] Tobias Gäeke. *Entwicklung eines miniaturisierten solarversorgten Sensorknotens zum Einsatz in drahtlosen Sensornetzwerken*. Studienarbeit, 2010.
- [188] Hans-Christian Ludwig David Graf Yorck von Wartenburg. *Untersuchung von Kartenrepräsentationen zur Anwendung von Map-Matching*.

- Verfahren in der Ad-hoc Personenlokalisierung durch Drahtlose Sensornetzwerke*. Studienarbeit, Kobetreuung mit Tobias Gädeke, 2012.
- [189] Peter Hussinger. *Auslegung und Regelung eines Micro-Smart-Grids unter Einsatz von Elektrofahrzeugen im Flottenbetrieb*. Diplomarbeit, Kobetreuung mit Bosch, 2012.
- [190] Josefin Jany. *Entwicklung und Untersuchung eines bimodalen Mess- und Informationsverarbeitungskonzeptes zur Knotenlokalisierung in Drahtlosen Sensornetzwerken (Arbeitstitel)*. Diplomarbeit, Kobetreuung mit Tobias Gädeke, 2012.
- [191] Antonios Karatzoglou. *Entwicklung eines neuartigen Sensors zur mehrdimensionalen Perzeption von Radiowellen*. Studienarbeit, Kobetreuung Teco, 2012.
- [192] Dominik Kiefer. *Kombinierte Inertialsensorik und Visual-SLAM basierte Lokalisierung eines Anlagentechnikers in industriellen Automatisierungsanwendungen*. Diplomarbeit, Kobetreuung mit Siemens, 2012.
- [193] Narine Kokhlikyan and Tino Milschewski. *Simultane Lokalisierung und Kartographierung (SLAM)*. Praktikum Intelligente Sensor-Aktor-Systeme, Kobetreuung mit Benjamin Noack, 2011.
- [194] Marcel Krüger. *Entwicklung einer Messplattform zur Auswertung von Laufzeitmessungen in drahtlosen Sensornetzwerken*. Bachelorarbeit, Kobetreuung mit Tobias Gädeke, 2012.
- [195] Robin Lutz. *Kommunikationsmittel in der Feuerwehr*. Seminararbeit, 2010.
- [196] Matthias Mairbäurl. *Elektromagnetische Feldstärke in drahtlosen Sensornetzwerken: Analyse und Modellentwicklung*. Studienarbeit, 2010.
- [197] Matthias Mairbäurl. *Systementwicklung zur optimierten Schrittweiten- und Orientierungsbestimmung von Personen mittels inertialer Bewegungsdaten*. Diplomarbeit, Kobetreuung mit Tobias Gädeke, 2012.
- [198] Zsombor Petho. *Entwicklung eines GPS Moduls und Integration in ein Drahtloses Sensornetzwerk*. Praktikum, 2010.

- [199] Christoph Ruppert. *Realisierung eines Demonstrators für ein IP-fähiges drahtloses Sensornetzwerk*. Diplomarbeit, Kobetreuung mit Siemens, 2010.
- [200] Tillmann Scheibe. *Analyse und Realisierung eines Maximum Power Point Trackers (MPPT) zum Solar-Energy-Harvesting in drahtlosen Sensornetzwerken*. Studienarbeit, 2011.
- [201] Tillmann Scheibe. *Auswirkung lastangepasster photovoltaischer Energieerzeugung auf benötigte Speicherkapazitäten in Energienetzen mit steigendem Anteil regenerativer Quellen (Arbeitstitel)*. Diplomarbeit, Kobetreuung mit Tobias Gädeke, 2012.
- [202] Matthias Stötzer. *Untersuchung von drahtlosen Sensorkonzepten zur Überwachung von Maschinenschwingungen*. Studienarbeit, Kobetreuung Teco, 2011.
- [203] Josef Svoboda. *Development and Economic Assessment of Application Scenarios for a Localization System Based on a Wireless Sensor Network*. Bachelorarbeit, 2011.
- [204] Thomas von der Ohe. *Gestaltung des Markteintritts in einen zweiseitigen Netzeffektmarkt am Beispiel eines innovativen Mobilitätssystems*. Bachelorarbeit, 2011.
- [205] Pascal Weber. *Topologie-Entwicklung zur Lokalisierung von Knoten in einem drahtlosen Sensornetzwerk*. Seminararbeit, 2010.
- [206] Pascal Weber. *Entwicklung und Optimierung von Lokalisierungsalgorithmen zur Personenlokalisierung in drahtlosen Sensornetzwerken*. Diplomarbeit, 2011.
- [207] Ulrike Weinrich. *Autonom arbeitende elektronische Selektionseinheit für Winkelgeschwindigkeitssensorelemente (Gyroskop)*. Studienarbeit, Kobetreuung mit Humanetics GmbH, 2011.
- [208] Marc Zahnlecker. *Entwicklung einer Smartphone-basierten Fußgänger-Koppelnavigationslösung und Optimierung bestehender Lokalisierungs-*

verfahren anhand realer Anwendungsszenarien. Diplomarbeit, Kobetreu-
ung mit Tobias Gädeke, 2012.

Eigene Veröffentlichungen

- [209] T. Gaedeke, J. Schmid, W. Stork, and K.D. Mueller-Glaser. Pedestrian Dead Reckoning for Person Localization in a Wireless Sensor Network. In *2nd International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2011.
- [210] T. Gaedeke, J. Schmid, W. Stork, and K.D. Mueller-Glaser. Pedestrian Dead Reckoning as a Complementary Method for Wireless Sensor Network Ad-Hoc Person Localization. In *1st International Conference on Sensor Networks (SENSORNETS)*. IEEE, 2012 (Best Paper Award).
- [211] T. Gaedeke, J. Schmid, W. Stork, M. Reinhardt, M. Markus, and T. Blank. Ad-hoc Sensor Network for Building Monitoring and Person Localization. In *1st International Conference on Wireless and Mobile Networks (ICWMCN)*. IEEE, 2011.
- [212] T. Gaedeke, J. Schmid, Anselm T., W. Stork, and K.D. Mueller-Glaser. Poster Abstract: A Simulation Environment for PDR-aided Localization in Wireless Sensor Networks. In *2nd International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2011.
- [213] T. Gaedeke, J. Schmid, M. Zahnlecker, W. Stork, and Mueller-Glaser K.D. Smartphone Pedestrian Navigation by Foot-IMU Sensor Fusion. In *In Proceedings of the 2nd International Conference and Exhibition on Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS)*. IEEE, 2012.
- [214] T. Gaedeke, T. Schwalb, J. Schmid, W. Stork, and Mueller-Glaser K.D. Hybrid Person Localization in Ad-hoc Networks Using Model-based Control and Visualization. In *In Proceedings of the 1st IEEE International*

Symposium on Wireless Systems within the Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS-SWS). IEEE, 2012.

- [215] L. Niestoruk, J. Schmid, P. Boll, W. Stork, and K. Mueller-Glaser. A Simplified Protocol for Energy Self-Sufficient Sensors in an IEEE 802.15.4/ZigBee WSN. In *5th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP)*. IEEE, 2009.
- [216] L. Niestoruk, J. Schmid, D. Raedle, J. Nurnus, A. Gavrikov, M. Benken-dorf, P. Boll, and W. Stork. Demo Abstract: Self-powered Self-organized WSN for Condition Monitoring of Heavy Industrial Gears. In *8th Euro-pean Conference on Wireless Sensor Networks (EWSN)*. IEEE, 2011.
- [217] J. Schmid, T. Anselm, M. Mairbaeurl, W. Stork, and K.D. Mueller-Glaser. An Approach to Robust Sensor Network Localization. In *7th International Conference on Networked Sensing Systems (INSS)*. IEEE, 2010.
- [218] J. Schmid, F. Beutler, B. Noack, U.D. Hanebeck, and Mueller-Glaser K.D. An Experimental Evaluation of Position Estimation Methods for Person Localization in Wireless Sensor Networks. In *8th European Con-ference on Wireless Sensor Networks (EWSN)*. IEEE, 2011.
- [219] J. Schmid, D. Curtis, T. Gaedeke, and J. Ledlie. Improving Sparse Or-ganic WiFi Localization with Inertial Sensors. In *9th Workshop on Po-sitioning, Navigation and Communication 2012 (WPNC)*. IEEE, 2012.
- [220] J. Schmid, T. Gaedeke, D. Bross, M. Mairbaeurl, W. Stork, and K.D. Mueller-Glaser. Demo Abstract: Position Visualization in a Combined WSN-PDR Localization System. In *2nd International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2011.
- [221] J. Schmid, T. Gaedeke, H. Hennrich, T. Blank, and W. Stork. Poster Abstract: A Wireless MEMS-Sensor Network Concept for the Condition Monitoring of Ball Screw Drives in Industrial Plants. In *8th ACM Con-ference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*. IEEE, 2010.

- [222] J. Schmid, T. Gaedeke, T. Scheibe, and W. Stork. Improving Energy Efficiency for Small-Scale Solar Energy Harvesting. In *European Conference on Smart Objects Systems and Technologies (Smart SysTech)*. IEEE, 2012.
- [223] J. Schmid, T. Gaedeke, T. Scheibe, and Stork W. Vorrichtung und Verfahren zur energieoptimierten Ankopplung von Solarzellen an einen Energiespeicher. In *Patentanmeldung*, 2011.
- [224] J. Schmid, T. Gaedeke, W. Stork, and K.D. Mueller-Glaser. On the Fusion of Inertial Data for Signal Strength Localization. In *8th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*. IEEE, 2011.
- [225] J. Schmid, T. Gaedeke, P. Weber, W. Stork, and Mueller-Glaser K.D. Poster Abstract: A Sensor Network for Ad-Hoc Person Localization and Area Monitoring. In *8th European Conference on Wireless Sensor Networks (EWSN)*. IEEE, 2011.
- [226] J. Schmid, E. Pancera, X. Li, L. Niestoruk, S. Lamparth, T. Zwick, and Stork W. Ultra-Wideband Detection System for Water Accumulations in the Human Body. In *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering*. IEEE, 2009.
- [227] J. Schmid, E. Pancera, Niestoruk, X. Li, S. Lamparth, T. Zwick, and Stork W. Ultra-Wideband Signals for the Detection of Water Accumulations in the Human Body. In *International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing (BIOSIGNALS)*. IEEE, 2010.
- [228] J. Schmid, W. Stork, L. Niestoruk, K.D. Müller-Glaser, T. Zwick, G. Adamiuk, M. Janson, and Pancera E. Radar Sensorik zur Überwachung von Flüssigkeitsansammlungen im menschlichen Körper. In *Patentanmeldung*, 2009.
- [229] J. Schmid, M. Voelker, T. Gaedeke, P. Weber, W. Stork, and Mueller-Glaser K.D. An Approach to Infrastructure-Independent Person Localization with an IEEE 802.15.4 WSN. In *1st International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. IEEE, 2010.

- [230] T. Schwalb, T. Gaedeke, J. Schmid, and Mueller-Glaser K.D. Seamless Model-Based Design and Deployment of Wireless Networked Systems. In *Proceedings of the 23rd International Symposium on Rapid System Prototyping (RSP)*. IEEE, 2012.

- [231] M. Voelker, J. Schmid, T. Gaedeke, K.D. Mueller-Glaser, and D. Wagner. Force-Directed Tracking in Wireless Networks using Signal Strength and Step Recognition. In *International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS)*. IEEE, 2012 (Best Paper Award).