

Methoden und Algorithmen für mehrdimensionale Mikrolokalisierungsverfahren

Dissertation
zur
Erlangung des akademischen Grades
Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)
der Fakultät für Informatik und Elektrotechnik
der Universität Rostock

vorgelegt von

Benjamin Wagner, geb. am 31.03.1985 in Waren (Müritz)
aus Rostock

Rostock, den 26.09.2014

Gutachter:

1. Prof. Dr. Dirk Timmermann (Universität Rostock, Fakultät für Informatik und Elektrotechnik, Institut für Angewandte Mikroelektronik und Daten-technik)
2. Prof. Dr. Thomas Kirste (Universität Rostock, Fakultät für Informatik und Elektrotechnik, Institut für Informatik)
3. Prof. Dr. Kay Römer (Technische Universität Graz, Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik, Institut für Technische Informatik)

Tag der Einreichung: 26.09.2014

Tag der Verteidigung: 13.01.2015

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit am Institut für Angewandte Mikroelektronik und Datentechnik sowie als Stipendiat des Graduiertenkollegs MuSAMA der Fakultät für Informatik und Elektrotechnik an der Universität Rostock. Erster und besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr. Dirk Timmermann für die Unterstützung und Förderung meiner Ideen und Forschungstätigkeiten.

Außerdem möchte ich mich bei meinem Zweitbetreuer Herrn Prof. Dr. Thomas Kirste für die fachliche Diskussion und Unterstützung meiner Vorhaben bedanken.

Ferner bedanke ich mich für die vielen fachlichen Diskussionen und die Unterstützung meiner Kollegen am Institut für Angewandte Mikroelektronik und Datentechnik, insbesondere bei Sebastian Unger, Jan Skodzik und Gernot Ruscher.

Ein großer Teil meiner Arbeit entstand am SPAN Laboratory an der University of Utah in Salt Lake City. Für die sehr konstruktive Zusammenarbeit möchte ich mich daher bei Prof. Dr. Neal Patwari, Dr. Yang Zhao und Dr. Joey Wilson bedanken.

Danken möchte ich weiterhin allen Mitarbeitern des Instituts für Mikroelektronik und Datentechnik sowie des Graduiertenkollegs MuSAMA für die familiäre Atmosphäre und vielen Hilfestellungen.

Technische Unterstützung meiner Experimentalarbeit erhielt ich durch Kathrein Sachsen GmbH aus Mühlau. Besonderer Dank gilt dabei Herrn Walter Behnke, der mir jederzeit beratend zur Seite stand. Weiterhin bedanke ich mich bei den Studenten Martin Kittel, Björn Striebing, Tobias Pohl und Tobias Ritt für die oft langwierige Aufnahme von Experimentaldaten.

Diese Arbeit wäre ohne den Rückhalt meiner Familie nicht entstanden. An erster Stelle danke ich meiner lieben Frau Susanne, meinem Sohn Julian und meiner Tochter Henrike für die Kraft, Ausdauer und das Vertrauen in dieser arbeitsintensiven Zeit. Für den Rückhalt und Rückenwind in dieser Zeit danke ich insbesondere meinen Eltern Ingeborg und Winfried Wagner und meinen Schwiegereltern Dr. Dorothee und Dr. Wolfgang Haug.

Inhaltsverzeichnis

DANKSAGUNG	V
INHALTSVERZEICHNIS	VII
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	IX
TABELLENVERZEICHNIS	XI
ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS	XII
1. EINLEITUNG	1
1.1. ZIELSETZUNG UND PROBLEMSTELLUNG	3
1.2. EIGENER BEITRAG	6
1.3. STRUKTUR DER ARBEIT	8
2. KLASSEKIFICATION UND BEWERTUNG VON LOKALISIERUNGSSYSTEMEN.....	10
2.1. KLASSEKIFICATION.....	12
2.1.1. Systemorientierte Klassifikationsparameter.....	12
2.1.2. Anwendungsorientierte Klassifikationsparameter.....	22
2.2. BEWERTUNGSMETRIKEN.....	24
2.2.1. Örtliche und Zeitliche Performanz.....	24
2.2.2. Nicht eindeutig quantifizierbare Metriken	28
2.3. EVALUATION UND VERGLEICH	32
3. GERÄTEFREIE LOKALISIERUNG MIT PASSIVER RFID TECHNOLOGIE.....	43
3.1. STAND DER FORSCHUNG.....	43
3.2. UHF RFID TECHNOLOGIE.....	46
3.3. EXPERIMENTALSZENARIO.....	53
3.4. ADAPTIVES AGGLOMERATIVES CLUSTERING (AAC).....	58
3.4.1. Dichte Transponder Umgebungen	59
3.4.2. Clustering Ansatz.....	61
3.4.3. Evaluation	65
4. LOKALISIERUNGSMETHODEN	67
4.1. STAND DER FORSCHUNG.....	67
4.2. TRAININGSBASIERTE ORTUNG	71
4.2.1. Grundlagen	73
4.2.2. Stand der Forschung	76
4.2.3. Perzeptrondesign	78
4.2.4. Implementierung	80
4.2.5. Ergebnisse.....	84
4.3. BILDGEBENDE ORTUNG	88
4.3.1. Passive RFID Tomographie	89
4.3.2. RFID Systemanpassungen	97
4.3.3. Experiment.....	98
4.3.4. Ergebnisse.....	99

4.4.	VERBESSERTE RFID TOMOGRAPHIE	104
4.4.1.	Zeitliche Verbesserung.....	104
4.4.2.	Örtliche Verbesserung.....	110
4.4.3.	Implementierung und Validierung	114
4.5.	ZUSAMMENFASSUNG.....	118
5.	DREIDIMENSIONALE NUTZERERKENNUNG	119
5.1.	ANPASSUNG DES ZWEIDIMENSIONALEN MODELLS	120
5.1.1.	Schichtverfahren	120
5.1.2.	3D-Verfahren	122
5.1.3.	Raumlageerkennung.....	123
5.2.	EXPERIMENT	124
5.3.	ERGEBNISSE	128
6.	MEHRNUTZERFÄHIGE RFID TOMOGRAPHIE	133
6.1.	STAND DER FORSCHUNG	133
6.2.	PROBLEMSTELLUNG	135
6.3.	CLUSTERING.....	136
6.4.	MEHRNUTZERERKENNUNGSVERFAHREN	138
6.4.1.	Maximum Removal Iteration (MRI)	139
6.4.2.	Image Classification (IC)	140
6.4.3.	Extended Image Analysis (EIA)	141
6.5.	EXPERIMENT	144
6.6.	ERGEBNISSE	146
7.	ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK.....	152
7.1.	AUSBLICK	154
8.	REFERENZEN	XV
	ANHANG.....	XXIX
8.1.	SELBSTSTÄNDIGKEITSERKLÄRUNG	XXIX
8.2.	THESEN	XXXI
8.3.	KURZFASSUNG	XXXV
8.4.	ABSTRACT.....	XXXVII
8.5.	PUBLIKATIONSLISTE.....	XXXIX
8.6.	LEBENSLAUF	XLI

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Funktionale Schichten eines smarten Assistenzsystems (nach [1][2])	2
Abbildung 2: Aufbau der Arbeit.....	9
Abbildung 3: Klassifizierungen nach (a) Liu et al.[19] und (b) Mautz[21].....	11
Abbildung 4: Klassifikationsstruktur.....	12
Abbildung 5: Ausgewählte Messtechniken	18
Abbildung 6: Architekturtypen von Lokalisierungssystemen	21
Abbildung 7: Blackboxmodell für die gerätefreie, passive RFID-basierte Personenlokalisierung.....	25
Abbildung 8: Prinzipielle Darstellung des (a) mittleren Positionsfehlers bei einer Schätzung, Bias und Standardabweichung bei einem (b) verzerrten Schätzer, (c) bei einem erwartungstreuen Schätzer	26
Abbildung 9: Angepasster Modellverlauf (nach [14]) an Mittlere Signalstärke Messungen aus einem $3.5 \times 3.5\text{m}^2$ Aufbau mit 69 bodenmontierten UHF RFID Transpondern ...	45
Abbildung 10: Kanalspezifikation und maximale Sendeleistung nach ETSI EN 302208 und TR 102649	48
Abbildung 11: Auswahl an Transpondertypen optimiert für unterschiedliche Anwendungen und Trägermaterialien: (a) General Purpose (b) Dielektrika (c) Flüssigkeitsgefüllte Objekte (d) Bücher / Zigaretten (e) Flaschen / Pharmazeutika (f) Einzelhandelsobjekte im Maßstab 1:2 (Quelle: [111])	50
Abbildung 12: Verlauf der Lesereichweite bei Verwendung eines Alien Squiggle® 9640 Transponders auf unterschiedlichen Trägermaterialien (Quelle: [116]).....	53
Abbildung 13: Grundlegender Systemaufbau	54
Abbildung 14: Atrium des Instituts für Informatik der Universität Rostock, Albert-Einstein-Str. 22, 18059 Rostock.....	56
Abbildung 15: Experimentalaufbau und Bild des Aufbaus bei multistatischer Reader Architektur	57
Abbildung 16: Experimentalaufbau und Bild des Aufbaus bei monostatischer Reader Architektur	58
Abbildung 17: Mittlere Anzahl von Lesungen, Mittlere Verzögerung und Mittlerer Lokalisierungsfehler (RMSE) in Abhängigkeit von der Anzahl der verwendeten Transponder (Experimentalergebnis)	61
Abbildung 18: Positionsschätzungszeitfolge auf einem Nokia 5800 Smartphone bei eingeschalteten Bestimmungsmethoden GPS, A-GPS, Net Based und WLAN ...	62
Abbildung 19: Beispielclusteringverlauf mit (a) Initialization Cluster, (b) Zwischencluster und (c) Full Field Maskierung, sowie Beispiel Positionsschätzungen aus der Evaluation.....	63
Abbildung 20: Progression des Lokalisierungsfehlers bei konstanter Clusteringrate.....	65
Abbildung 21: Kumulierte Verteilungsfunktion des RMSE für die beschriebenen Lokalisierungsverfahren (nach [15])	70
Abbildung 22: Berechnungsaufwand für die beschriebenen Lokalisierungsverfahren (Quelle:[15])	70
Abbildung 23: Schematische Darstellung eines (a) einfachen Feed-Forward Netzes und rekurrenten Netzes nach (b) ELMAN und (c) JORDAN.....	74

Abbildung 24: Beispiele für (a) lineare, (b) tangential sowie (c) logarithmisch sigmoide Aktivierungsfunktionen	75
Abbildung 25: Systemstruktur	78
Abbildung 26: Aktivierungsberechnung im Neuron	80
Abbildung 27: Datenfluss der Implementierung	80
Abbildung 28: Modellregression und resultierende Parametrisierung	82
Abbildung 29: Varianzregression und resultierende Parametrisierung	82
Abbildung 30: Mittlerer kumulierte Positionsfehler – LM Backpropagation Learning	84
Abbildung 31: Mittlerer kumulierter Positionsfehler - SKG Backpropagation Learning	85
Abbildung 32: Mittlerer kumulierter Positionsfehler - EF Backpropagation Learning	85
Abbildung 33: Physikalische Pixel Gewichtung im (a) RTI Ansatz, für (b) multistatische und (c) monostatische RFID Systeme	92
Abbildung 34: Ergebnisbilder für die Positionen (a) 7, (b) 12 und (c) 2 in Aufbau 1	100
Abbildung 35: Ergebnisbilder für die Positionen (a) 7, (b) 12 und (c) 2 in Aufbau 2	100
Abbildung 36: Mittlerer kumulierter Positionsfehler im Vergleich	101
Abbildung 37: Zeitbestandteile tframe	107
Abbildung 38: Auslesezeitverlauf bei steigender Anzahl an Zeitschlitten	109
Abbildung 39: Kumulative Verteilung des RMSE für verschiedene Kovarianzparameter b	111
Abbildung 40: Kumulative Verteilung des RMSE für verschiedene Kovarianzparameter a	111
Abbildung 41: Kumulative Verteilung des RMSE für verschiedene Gewichtungsellipsenweiten λ	112
Abbildung 42: Kumulative Verteilung des RMSE für verschiedene α	114
Abbildung 43: Struktur des Demonstrators	115
Abbildung 44: Beispielabbildung Online Demonstrator	115
Abbildung 45: Bewegungstrajektorie des Nutzers	116
Abbildung 46: Kumulierter Positionsfehler (RMSE) im Vergleich	116
Abbildung 47: Positionsfehlerverlauf bei steigendem Verhältnis zwischen Nutzergeschwindigkeit und Bildrate	117
Abbildung 48: Dreidimensionaler Versuchsaufbau basierend auf Evaluationsaufbau 1	125
Abbildung 49: Beispielergebnisse Schichtverfahren für die Referenzpositionen (a) 9, (b) 13, (c) 1 sowie (d) 11	129
Abbildung 50: Beispielergebnisse 3D Verfahren für die Referenzpositionen (a) 13, (b) 9, (c) 1	130
Abbildung 51: Intensitätsflächenverlauf für 4 Referenzpositionen	132
Abbildung 52: Beispiel: Entstehung von False Positives bei 2 Nutzern im Messfeld	135
Abbildung 53: Entrauschen des Originalbildes am Beispiel	136
Abbildung 54: Schwellwertfilterung am Beispiel	137
Abbildung 55: MLP mit kontinuierlicher Klassifikation von 2 Nutzerpositionen	140
Abbildung 56: Clearingschritte der EIA am Beispiel mit in (a) und (c) erkanntem bzw. (b) und (d) nicht erkanntem Nutzer	142
Abbildung 57: Ablaufdiagramm EIA ohne Vorinformation	143
Abbildung 58: Ablaufdiagramm EIA mit Vorinformation	143
Abbildung 59: Bild des Experimentalaufbaus zur Mehrnutzervalidierung	145
Abbildung 60: Mittlere Fehlerkennungsrate bei steigender Nutzeranzahl im Feld	148
Abbildung 61: Mittlerer Lokalisierungsfehler EIA	148

Abbildung 62: Mittlerer Lokalisierungsfehler MRI	149
Abbildung 63: Mittlerer Lokalisierungsfehler IC	150

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Vergleich von Klassifikationsparametern.....	10
Tabelle 2: Typischer Anwendungsfelder für Indoor- und Outdoorverfahren.....	23
Tabelle 3: Komplexitätsbegriffe und Ausprägungen.....	30
Tabelle 4: Klassifizierende Evaluation: Technologien und Systeme.....	38
Tabelle 5: Bewertung verschiedener Technologien und Systeme	42
Tabelle 6: Frequenzbereiche von RFID Technologien (nach [107][106]).....	46
Tabelle 7: Verwendete Readerhardware im Vergleich (Quelle: Datenblatt [111], [112]).....	49
Tabelle 8: Verwendete Antennentypen im Vergleich (Quelle: Datenblatt [112][113]).....	50
Tabelle 9: Verwendete Transpondertypen im Vergleich (Quelle: Datenblätter [112][114])	51
Tabelle 10: Dämpfung für ein 915 Mhz UHF RFID System mit einfacher Dipolente und verschiedenen Materialien (Quelle: [114])	52
Tabelle 11: Relation von Sender- und Empfängerpaaren in unterschiedlichen Ansätzen	60
Tabelle 12: Verwendete Experimentalparameter	65
Tabelle 13: Vergleich von Lokalisierungsansätzen mit Künstlichen Neuronalen Netzen.....	77
Tabelle 14: Parameter der ANN Implementierung.....	83
Tabelle 15: Performanzvergleich zwischen der ANN Methode und den Referenzverfahren	86
Tabelle 16: Methoden zur Generierung des Messvektors y.....	96
Tabelle 17: Parameter der Tomographievalidierung	99
Tabelle 18: Performanzvergleich zwischen passiver RFID Tomographie und den Referenzverfahren	102
Tabelle 19: Performanzvergleich zwischen passiver RFID Tomographie und der ANN Methode	103
Tabelle 20: Mittlere Zeitmessungen und Parameterwerte	106
Tabelle 21: FSA Parameter	108
Tabelle 22: Parameter der Radiotomographie	110
Tabelle 23: Parameter der 3D Validierung	127
Tabelle 24: Zeitlicher Performanzvergleich zwischen Schicht- und 3D Verfahren	131
Tabelle 25: Parameterwahl für die Messphase	144
Tabelle 26: Parameterwahl für die Bilderzeugung und -verarbeitung	146
Tabelle 27: Parameterwahl für die Mehrnutzererkennungsverfahren.....	146
Tabelle 28: Einordnung des Ansatzes in den Stand der Forschung.....	150

Abkürzungsverzeichnis

AAC	-	<u>A</u> daptives <u>A</u> gglo <u>m</u> erati <u>v</u> es <u>C</u> lustering
AAL	-	<u>A</u> mbient <u>A</u> ssisted <u>L</u> iving
A-GPS	-	<u>A</u> ssisted <u>G</u> lobal <u>P</u> ositioning <u>S</u> ystem
ANN	-	<u>A</u> rtificial <u>N</u> eural <u>N</u> etwork
AOA	-	<u>A</u> ngle <u>o</u> f <u>A</u> rrival
AP	-	<u>A</u> ccess <u>P</u> oint
ASIC	-	<u>A</u> pplication- <u>S</u> pecific <u>I</u> ntegrated <u>C</u> ircuit
BP	-	<u>B</u> ack <u>P</u> ropagation
CNIP	-	<u>C</u> entroid of <u>N</u> earest <u>I</u> ntersection <u>P</u> oints
CRB	-	<u>C</u> ramér- <u>R</u> ao <u>B</u> ound
DFL	-	<u>D</u> evice- <u>F</u> ree <u>L</u> ocalization
DTE	-	<u>D</u> ense <u>T</u> ransponder <u>E</u> nvironment
EECC	-	<u>E</u> uropean <u>E</u> PC <u>C</u> ompetence <u>C</u> enter
EF	-	<u>E</u> lastische <u>F</u> ehlerfortpflanzung
EPC	-	<u>E</u> lectronic <u>P</u> roduct <u>C</u> ode
FSA	-	<u>F</u> rame <u>S</u> lotted <u>ALOHA</u>
FSL	-	<u>F</u> ast <u>S</u> upervised <u>L</u> earning
GEN2	-	<u>E</u> PCglobal Radio-Frequency Identity Protocol for Class-1 <u>G</u> eneration- <u>2</u> UHF RFID Communication at 860 – 960 MHz
GNSS	-	<u>G</u> lobal <u>N</u> avigation <u>S</u> atellite <u>S</u> ystem
GPS	-	<u>G</u> lobal <u>P</u> ositioning <u>S</u> ystem
GUI	-	<u>G</u> raphical <u>U</u> ser <u>I</u> nterface
HAC	-	<u>H</u> ierarchical <u>A</u> gglo <u>m</u> erati <u>v</u> es <u>C</u> lustering
IPO	-	<u>I</u> nput <u>P</u> rocess <u>O</u> utput <u>M</u> odel
IR	-	<u>I</u> nfrarotlicht
JVM	-	<u>J</u> ava <u>V</u> irtual <u>M</u> achine
LBT	-	<u>L</u> isten <u>B</u> efore <u>T</u> alk
LM	-	<u>M</u> ethode nach <u>L</u> evenberg- <u>M</u> arquardt
LOS	-	<u>L</u> ine <u>o</u> f <u>S</u> ight
LSE	-	<u>L</u> east <u>S</u> quares <u>E</u> stimation
MLE	-	<u>M</u> aximum <u>L</u> ikelihood <u>E</u> stimation

MLP	-	<u>M</u> ehr <u>l</u> agiges <u>P</u> erzeptron
MRI	-	<u>M</u> aximum <u>R</u> emoval <u>I</u> teration
MSE	-	<u>M</u> ean <u>S</u> quare <u>E</u> rror
POC	-	<u>P</u> roof <u>O</u> f <u>C</u> oncept
PRTI	-	<u>P</u> assive <u>R</u> FID <u>T</u> omographic <u>Imaging</u>
PRFID	-	<u>P</u> assive <u>R</u> adio <u>F</u> requency <u>I</u> dentification
PV	-	<u>R</u> aw <u>P</u> hysical <u>V</u> alue
RFID	-	<u>R</u> adio <u>F</u> requency <u>I</u> dentification
RMD	-	<u>R</u> ecieved <u>M</u> essage <u>D</u> ata
RMSE	-	<u>R</u> oot <u>M</u> ean <u>S</u> quare <u>E</u> rror
RSS	-	<u>R</u> ecieved <u>S</u> ignal <u>S</u> trength
RSSI	-	<u>R</u> ecieved <u>S</u> ignal <u>S</u> trength <u>I</u> ndicator
RTI	-	<u>R</u> adio <u>T</u> omographic <u>I</u> maging
RTLS	-	<u>R</u> eal- <u>T</u> ime <u>L</u> ocation <u>S</u> ystems
RTOF	-	<u>R</u> eal <u>T</u> ime <u>o</u> f <u>F</u> light
SKG	-	<u>S</u> kalierte <u>K</u> onjugierte <u>G</u> radienten <u>M</u> ethode
SLP	-	<u>S</u> ingle <u>L</u> ayer <u>Perceptron</u>
TDOA	-	<u>T</u> ime <u>D</u> ifference <u>o</u> f <u>A</u> rrival
TFT	-	<u>T</u> ime <u>F</u> or <u>T</u> raining
TFE	-	<u>T</u> ime <u>F</u> or <u>E</u> xecution
TID	-	<u>T</u> ransponder <u>I</u> dentification <u>N</u> umber
TOA	-	<u>T</u> ime <u>O</u> f <u>A</u> rrival
TTFF	-	<u>T</u> ime <u>T</u> o <u>F</u> irst <u>F</u> ix
UHF	-	<u>U</u> ltra <u>H</u> igh <u>Frequency</u>
UKW	-	<u>U</u> ltrakurzwelle
UV	-	<u>U</u> ltraviolettes <u>L</u> icht
UWB	-	<u>U</u> ltra <u>W</u> ide <u>B</u> and
VI	-	<u>V</u> or <u>i</u> nformation
VSWR	-	<u>V</u> oltage <u>S</u> tandard <u>W</u> ave <u>R</u> atio
WLAN	-	<u>W</u> ireless <u>L</u> ocal <u>A</u> rea <u>N</u> etwork
WLLS	-	<u>W</u> eighted <u>L</u> inear <u>L</u> east <u>S</u> quares
WSN	-	<u>W</u> ireless <u>S</u> ensor <u>N</u> etworks

1. Einleitung

Das Grundziel des *Ubiquitous Computing* ist die Unterstützung eines Nutzers durch die Informationstechnik in intelligenten Umgebungen (*Smart Environments*). Innerhalb dieser Umgebungen soll dem Nutzer ohne Beeinflussung seiner Primäraktivitäten Assistenz zur Steigerung seiner Produktivität, Lebensqualität oder Sicherheit angeboten werden können.

Zwei grundlegende aktuelle Anwendungsszenarien können dabei betrachtet werden. Während in der aktuellen Wahrnehmung unter dem Begriff *Smart Home* vor allem die Vernetzung von Haushaltsgeräten zur Unterhaltung oder zur Optimierung der Haushaltsenergiebilanz verstanden wird, kann diese Vernetzung auch im Kontext einer alternenden Gesellschaft genutzt werden. Die demographische Entwicklung zugrunde legend kann davon ausgegangen werden, dass die Zahl der pflegebedürftigen Menschen in den kommenden Jahrzehnten stark ansteigen wird. Ein längeres und unterstütztes Wohnen in der eigenen häuslichen Umgebung wirkt sich jedoch positiv auf die gesundheitliche und mentale Verfassung aus. Unter dem Begriff *Smart Home* kann daher ebenso ein System aus vernetzter Informationstechnik verstanden werden, welches einem Menschen in seiner häuslichen Umgebung bei alltäglichen Aktivitäten Assistenz anbietet oder in kritischen Situationen (z.B. bei Stürzen) Helfer alarmieren kann (*Ambient Assisted Living (AAL)*). Dabei muss im privaten Bereich auf die Nicht-Invasivität eines solchen Systems geachtet werden, um ein Minimum an Beeinflussung der Privatsphäre bei maximalem Nutzen zu erreichen. In diesem Szenario ist vor allem eine Erhöhung der Sicherheit und Lebensqualität des Nutzers das Ziel.

Ein zweites Anwendungsszenario ist unter dem Begriff *Pervasive University* im Rahmen von kollaborativen „Meeting-Situationen“ zu finden. Treffen mehrere Nutzer in einem *Smart Meeting Room* zusammen, kann dieser durch eine gezielte Steuerung der Raumausstattung, wie Projektoren, Smart Boards, Lichtsteuerung, Verdunklung, Netzwerkinfrastruktur, etc.), die sonst manuell von den Nutzern durchzuführenden Abstimmungsarbeiten übernehmen. In klassischen Vortrags- oder Diskussionssituationen in „leeren“ Konferenzräumen nehmen diese Justierungsarbeiten nach aktuellem Stand der Technik noch immer einen beträchtlichen Arbeitsaufwand in Anspruch. Kann dies automatisiert und vor allem adaptiv an sich ändernde Rahmenbedingungen (z.B. Änderung der Teilnehmerzahl, neue

Projektor- oder Projektionsflächenzuordnung, Änderung der Lichtverhältnisse, etc.) ablaufen, ist ein deutlicher Produktivitätszuwachs für die eigentliche Informationsarbeit erreichbar.

Für ein situationsgerechtes Anbieten von Assistenz in einer smarten Umgebung sind grundsätzlich mehrere funktionale Schichten notwendig (vgl. Abbildung 1). Im Rahmen der *Kontexterkennung* ist mittels geeigneter Sensorik die räumliche Situation von Nutzer und Geräten im Raum (Position, Raumlage, etc.) zu ermitteln. Die ermittelten Informationen lassen Aussagen über die Erwünschtheit von Unterstützung zu und bilden die Basis für die Entscheidung über deren Art. Darauf aufbauend, ist es die Aufgabe der *Intentionserkennung*, aus den Informationen über den physischen Kontext, sowie bekannten Handlungsmustern auf die spezifische Handlungsintention eines Nutzers zu schließen und adäquate Assistenzstrategien der Umgebung zu planen und zu koordinieren. Die unterste Schicht bildet die Infrastrukturschicht, die in Form einer adaptiven Middleware die Kooperation verschiedenster Geräte innerhalb der Umgebung ermöglicht. Dafür werden Basisfunktionalitäten, wie Datenhaltung und das Management von Kommunikations-, Rechen- und Energieressourcen, bereitgestellt. Im Rahmen der *Interaktionsschicht* werden Assistenzfunktionen, wie das verteilte Darstellen von Informationen, übernommen sowie die Interaktion der Nutzer mit der Geräteinfrastruktur realisiert.

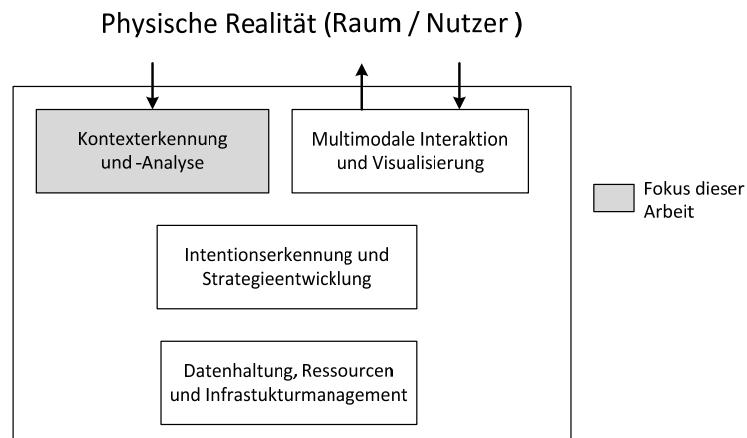


Abbildung 1: Funktionale Schichten eines smarten Assistenzsystems (nach [1][2])

Die vorliegende Arbeit befasst sich im Rahmen der *Kontexterkennung* mit Verfahren zur Positionsbestimmung von Nutzern in smarten Umgebungen. Im Folgenden werden die Problemstellung und die Positionierung dieser Arbeit dargestellt.

1.1. Zielsetzung und Problemstellung

Durch Beobachtung des Nutzers und die Erfassung von Informationen über seine gegenwärtige Position, Raumlage (Sitzen, Stehen, Liegen, etc.) und andere messbare Körperaktivitäten (Augenaktivität, Körpertemperatur, etc.) kann auf seine gegenwärtige Handlung sowie seine Handlungsintention geschlossen werden. Position und Raumlage bilden dabei die Hauptdatenquelle für darauf aufbauende Intentionserkennungsalgorithmen und proaktive Assistenzstrategien, da sie sich nahezu beeinflussungsfrei aufnehmen lassen und in den meisten Fällen für eine Handlungserkennung ausreichend sind.

Der Großteil der verbreiteten proprietären Personenortungssysteme für Innenräume arbeitet implizit. Das heißt, sie ermitteln die Position einer dem Nutzer zugeordneten und räumlich verbundenen Hardware (Spezifische Lokalisierungstransponder, Mobiltelefone, Laptops, etc.). Neben der fehlenden Akzeptanz von zusätzlicher Hardware sind diese Systeme besonders dort eingeschränkt, wo viele wechselnde Personengruppen für einen beschränkten Zeitraum geortet werden sollen. Hier wären sehr viele Transponder notwendig, und es bedarf eines hohen Aufwandes, diese auszugeben und anschließend wieder einzusammeln bzw. mitgebrachte Hardware, wie Mobiltelefone, in ein System kurzfristig zu integrieren. Eine Alternative bilden an dieser Stelle Verfahren der sogenannten *gerätefreien passiven Lokalisierung* (engl. *Device-Free Localization* (DFL)). A.J. Wilson[3]–[7], ein Vorreiter der funkbasierten DFL, definiert:

“*Device-free Localization (DFL) is the practice of locating people or objects when no tag or device is attached to the entity being located.*” [6]

Der Terminus „gerätefrei“ hat sich in der Fachwelt weitestgehend durchgesetzt, wengleich er diese Klasse von Verfahren nicht vollkommen richtig beschreibt. In der Tat wird für eine passive Lokalisierung dieser Art natürlich eine Infrastruktur benötigt. Daher wird von einigen Autoren von einer „gerätefreien passiven“ Lokalisierung gesprochen. Gegen-

über den Vorteilen der einfachen Anpassung an unterschiedliche Nutzergruppen und einer non-invasiven Integration in smarte Umgebungen stehen grundsätzlich die Nachteile einer erschweren direkten Systeminteraktion mit dem Nutzer sowie die Schwierigkeit der Identifizierung. Zwischen diesen muss vor dem Hintergrund des jeweiligen Anwendungsszenarios abgewogen werden.

Innerhalb der Klasse der DFL Verfahren können den Ansätzen verschiedene physikalische Phänomene zugrunde liegen. Akustische und optische Verfahren (Raummikrophone, Videokameras, Tiefenkameras etc.) bieten schon heute in zahlreichen Multimediasystemen (z.B. Nintendo Wii®[8], Microsoft Kinect®[9]) Ansätze zur Raumlageerkennung und Lokalisierung ihrer Nutzer. Vor allem im privaten Bereich ist eine Anwendung von Kameras und/oder Mikrofonen aufgrund ihres deutlichen Eingriffs in die Privatsphäre jedoch schlecht möglich. Alternative Möglichkeiten stellen Bodensensoren, wie zum Beispiel der SensFloor® der Firma Futureshape[10], dar, der über Kapazitätssensoren im Boden eine Positionsbestimmung ermöglicht. Die komplexe Infrastruktur dieses Verfahrens ist allerdings nur mit großem Aufwand unter dem Bodenbelag zu installieren sowie teuer in der Anschaffung (>10.000,00 €/Raum).

Eine Alternative bilden funkbasierte DFL-Verfahren, bei denen der Nutzer die Signalstärke einzelner Funkkommunikationsverbindungen im Raum durch seine Anwesenheit beeinflusst. Aus dieser Beeinflussung können Rückschlüsse auf die Position des Nutzers gezogen werden. Um die Möglichkeiten dieser Verfahren zu skizzieren, muss das Projekt *Wi-See* der University of Washington[11]–[13] genannt werden, bei dem der Nutzereinfluss auf die WLAN-Kommunikation der direkten Umgebung zur Erkennung genutzt wird. Bei diesem Verfahren konnten die Autoren die Granularität soweit erhöhen, dass eine zuverlässige Gestenerkennung für das Steuern von Multimediasystemen im Raum möglich ist. Einer der wenigen in der Forschungslandschaft der letzten Jahre beschriebener passiver Funk-DFL Ansätze, der mit aktiven Lokalisierungsverfahren vergleichbare Ergebnisse erreicht, ist das *Radio Tomographic Imaging*-Verfahren (RTI) der University of Utah[3][5][7]. Das System besteht aus einer großen Menge an im Raum verteilten Funkknoten, die über ein Ringprotokoll iterativ Funkverbindungen untereinander aufbauen. Der Nutzer beeinflusst ein nahezu homogenes Netz aus Funkverbindungen, wodurch er sehr

genau lokalisiert werden kann. Diese Vorteile sowie die Nichtinvasivität des Verfahrens machen funkbasierte Ansätze zu einer guten Wahl für die Personenerkennung in intelligenten Umgebungen.

Grundlage für die Untersuchungen der vorliegenden Arbeit bildet der Ansatz von Lieckfeldt et al.[14][15][16]. Für funkbaserte DFL Verfahren kann konstatiert werden, dass bei einer hohen Zahl an Sender- und Empfängerpaaren eine hohe Lokalisierungsgenauigkeit erreicht werden kann. Anstatt zusätzlicher Sender-/Empfänger-Paare mit hohen Installations- und Energieaufwand kann die Präzision durch die Verteilung kostengünstiger und rein passiver *Radio Frequency IDentification*-Transponder (RFID) im Raum erhöht werden. Die Transponder empfangen das Sender-Signal von wenigen aktiven Knoten, werden dadurch aktiviert und senden eine Antwort an die Empfänger (*Backscatter*-Verfahren). Ein solches System benötigt weniger aktive Elemente als vergleichbare Ansätze (z.B. RTI). Daraus resultieren große Vorteile bei der Gesamtenergieaufnahme des Systems und bei der Auflösungserhöhung. Diese kann an besonders relevanten Stellen im Raum einfach durch das Ausbringen weiterer Transponder erhöht werden, indem sie unauffällig und ohne jede Energieversorgung zum Beispiel unter Bodenbelägen, unter Möbeln oder hinter Tapeten appliziert werden. Letztendlich können auch die Kosten eines Lokalisierungssystems mit diesem Ansatz deutlich reduziert werden, da der Transponderpreis durch die relativ einfache Herstellung im Druckverfahren sehr gering ist¹.

In einem Proof-of-Concept[17] haben Lieckfeldt et al. simulativ die grundsätzliche Machbarkeit des Ansatzes gezeigt, allerdings wird eine Reihe von Fragen und Problemen unbeantwortet gelassen. Zum einen zeigen die ersten Untersuchungen, dass genaue Lokalisierungsverfahren für eine Onlinelokalisierung rechnerisch zu komplex sind. Untersuchte, weniger komplexe Verfahren erreichen nicht annähernd eine ausreichende Genauigkeit. Daher beschäftigt sich diese Arbeit mit Ansätzen zur Genauigkeitssteigerung bei gleichzeitiger Onlinefähigkeit der Verfahren. Bei der Betrachtung der zeitlichen Auflösung rückt

¹ In 2014 beträgt der Preis für einen UHF RFID Reader ca. 1000,00 €, ein UHF Transponder kostet lediglich 0,19 €. Das Experimentalsetup dieser Arbeit hat damit einen Anschaffungspreis von ca. 1000,00 €. Der Preis für ein vergleichbares RTI System basierend auf Crossbow TelosB Knoten beträgt > 2000,00 €. Ein SensFloor®-System kostet >10.000 €.

die Basistechnologie RFID ins Auge des Betrachters. Als Ersatz für die Strichcodeidentifizierung entwickelt, ist die Hauptanwendung dieser Technologie in der Logistik und Industrie zu finden. Proprietäre RFID Systeme sind nicht auf eine hohe zeitliche Leseperfomanz ausgelegt und es bedarf Anpassungen des Leseverfahrens, um den Messvorgang zu optimieren.

Mit den bisherigen Ansätzen sind weiterhin nur zweidimensionale Untersuchungen möglich. In dieser Arbeit wird daher untersucht, ob sich der zweidimensionale Ansatz durch das Ausbringen von Transpondern an den Wänden in die dritte Dimension erweitern lässt. Diese Erweiterung ermöglicht eine gerätefreie Raumlageerkennung des Nutzers (z.B. Sitzen, Stehen, Liegen).

Ein großes Problem stellt die Anzahl der Nutzer dar. Die bisherigen Untersuchungen berücksichtigen nur eine einzelne Person im Raum, was für eine assistive Anwendung im beschriebenen Szenario nicht realistisch ist. Dafür beschäftigt sich die vorliegende Arbeit mit Methoden zur Erkennung mehrerer Personen im Raum. In diesem Zusammenhang thematisiert die Arbeit die Grenzen der Technologie sowie mögliche Weiterentwicklungsstrategien.

1.2. Eigener Beitrag

Die in der vorliegenden Arbeit dargestellten Ergebnisse basieren größtenteils auf bereits veröffentlichten Konferenzbeiträgen. Im Folgenden werden diese aufgelistet und den korrespondierenden Themen und Kapiteln dieser Arbeit zugeordnet.

Klassifikation von Lokalisierungssystemen

In Kapitel 2 wird ein Klassifikationsansatz für existierende Objektortungsverfahren der aktuellen Forschungslandschaft vorgestellt und eine Vielzahl an Ansätzen klassifiziert sowie hinsichtlich definierter Performanzmetriken evaluiert.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann: Classification of User Positioning Techniques and Systems for Intelligent Environments, Informatik 2012, Series of the Gesellschaft für Informatik (GI), pp. 537-548, ISSN: 1617-5468, ISBN: 978-3-88579-602-2, Braunschweig, Deutschland, September 2012.

Lokalisierung mit passiver RFID Technologie In Kapitel 3.4 wird ein agglomerativer Transpondergruppierungsansatz vorgestellt, der in für diese Technologie untypischen dichten Transponderumgebungen eine schnellere erste Positionsschätzung erlaubt.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann: Adaptive Clustering for Device Free User Positioning utilizing Passive RFID, 4th CoSDEO Workshop on Context-Systems Design, Evaluation and Optimisation on the 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2013), pp. 499-507, DOI: 10.1145/2494091.2497608, ISBN: 978-1-4503-1770-2, Zürich, Schweiz, September 2013.

Gerätefreie Lokalisierungsmethoden

In den Abschnitten 4.2-4.4 werden Methoden zur Personenlokalisierung vorgestellt, die eine hohe Lokalisierungsgenauigkeit bei reduziertem Rechenaufwand ermöglichen. Zum einen wird ein trainingsbasierter Klassifizierungsansatz mit Hilfe eines mehrschichtigen Perzeptrons entwickelt, zum anderen wird das Radiotomographieverfahren auf die RFID Technologie angewendet. Letzterer Ansatz wird bis zu einem onlinefähigen Positionsbestimmungssystem mit konstanter Bildrate weiterentwickelt.

Benjamin Wagner, Björn Striebing, Dirk Timmermann: A System for Live Localization In Smart Environments, IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, pp. 684-689, DOI: 10.1109/ICNSC.2013.6548821, ISBN: 978-1-4673-5199-7, Paris, Frankreich, April 2013.

Jan Skodzik, Vlado Altmann, Benjamin Wagner, Peter Danielis, Dirk Timmermann: A Highly Integrable FPGA-Based Runtime-Configurable Multilayer Perceptron, 27th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA-2013), pp. 429-436, ISSN:1550-445X, DOI: 10.1109/AINA.2013.19, ISBN: 978-1-4673-5550-6, Barcelona, Spanien, März 2013.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann, Gernot Ruscher, Thomas Kirste: Device-Free User Localization Utilizing Artificial Neural Networks and Passive RFID, Conference on Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS), pp. 1-7, DOI: 10.1109/UPINLBS.2012.6409762, ISBN: 978-1-4673-1909-6, Helsinki, Finnland, Oktober 2012.

Benjamin Wagner, Neal Patwari, Dirk Timmermann: Passive RFID Tomographic Imaging for Device-Free User Localization, 9th Workshop on Positioning, Navigation and Communication 2012 (WPNC'12), pp. 120-125, DOI: 10.1109/WPNC.2012.6268750, ISBN: 978-1-4673-1437-4, Dresden, Deutschland, März 2012.

Dreidimensionale Nutzererkennung

Der Abschnitt 5 dieser Arbeit befasst sich mit der Erweiterung des Verfahrens um wandmontierte Transponder zur Erweiterung der Nutzerlokalisierung in die dritte Dimension. Es werden zwei Verfahren vorgestellt mit denen die Raumlage eines Nutzers sicher erkannt werden kann.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann: Device-Free 3-Dimensional User Recognition utilizing passive RFID walls, 2013 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), pp. 632-635, DOI: scienceconf.org:ipin2013:21250, Montbeliard, Frankreich, Oktober 2013.

Mehrnutzerfähige RFID Tomographie

In Kapitel 7 werden Verfahren zur Erkennung mehrerer Nutzer, aufbauend auf dem in Abschnitt 4.3 beschriebenen Lokalisierungsverfahren, erläutert und experimentell untersucht.

Benjamin Wagner, Tobias Ritt, Dirk Timmermann: Multiple User Recognition with Passive RFID Tomography , 11th Workshop on Positioning Navigation and Communication (WPNC'14), pp. 1-6, DOI: 10.1109/WPNC.2014.6843289, Dresden, Deutschland, März 2014.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann: Approaches for Device-free Multi-User Localization with Passive RFID, 2013 Workshop on Location-based services for Indoor Smart Environments (LISE), pp. 1-6, DOI: 10.1109/IPIN.2013.6851521, Montbeliard, Frankreich, Oktober 2013.

1.3. Struktur der Arbeit

Nach der Motivation und der Darstellung der Zielsetzung wird in Kapitel 2 eine umfassende Klassifikationsstruktur dargestellt, welche die Bezeichnungswelt im Bereich der Objektlokalisierungssysteme vereinheitlicht. Darüber hinaus werden Metriken für die Bewertung, den Vergleich und die Auswahl eines Objektlokalisierungssystems erläutert.

In Kapitel 3 wird der Stand der Technik der dieser Arbeit zugrundeliegenden RFID Technologie sowie der daraus resultierende Experimentalaufbau erläutert. Abschnitt 3.4 beschreibt dabei einen agglomerativen Gruppierungsansatz zur Erhöhung der zeitlichen Auflösung der Messungen. Innerhalb der Klassifikationsparameter wird ebenfalls die globale Fehlermetrik beschrieben, anhand derer die Genauigkeit der einzelnen Ansätze angegeben werden kann und Vergleiche zu anderen Systemen angestellt werden können.

In Kapitel 4 werden Verfahren für die Lokalisierung eines Nutzers unter der Zielsetzung einer hohen Granularität und Genauigkeit vorgestellt. Der Fokus liegt dabei vor allem auf trainingsbasierten und bildgebenden Methoden, da diese im Vergleich zu modellbasierten Methoden weniger Rechenleistung benötigen und somit eine onlinefähige Ortung ermöglichen. Abschnitt 4.4 behandelt darauf aufbauend eine mögliche Weiterentwicklung des bildgebenden Ansatzes zu einem Live System.

Im fünften Abschnitt der Arbeit wird die Erhöhung der Dimensionalität des Verfahrens thematisiert. Ein um Transponderwände erweiterter Aufbau wird verwendet, um auf die Raumlage der Nutzer schließen zu können.

Die Untersuchung des Systems im Hinblick auf die Erkennung mehrerer Nutzer und eine separate Lokalisierung ist Thema des sechsten Kapitels.

Zum Schluss werden in Kapitel 7 die erreichten Ergebnisse zusammengefasst und bewertet. Anschließend werden Grenzen des Systems aufgezeigt und zukünftige Entwicklungsmöglichkeiten abgeschätzt. Abbildung 2 zeigt den Aufbau der vorliegenden Arbeit. Grau hinterlegte Abschnitte enthalten die eigenen Beiträge des Autors.

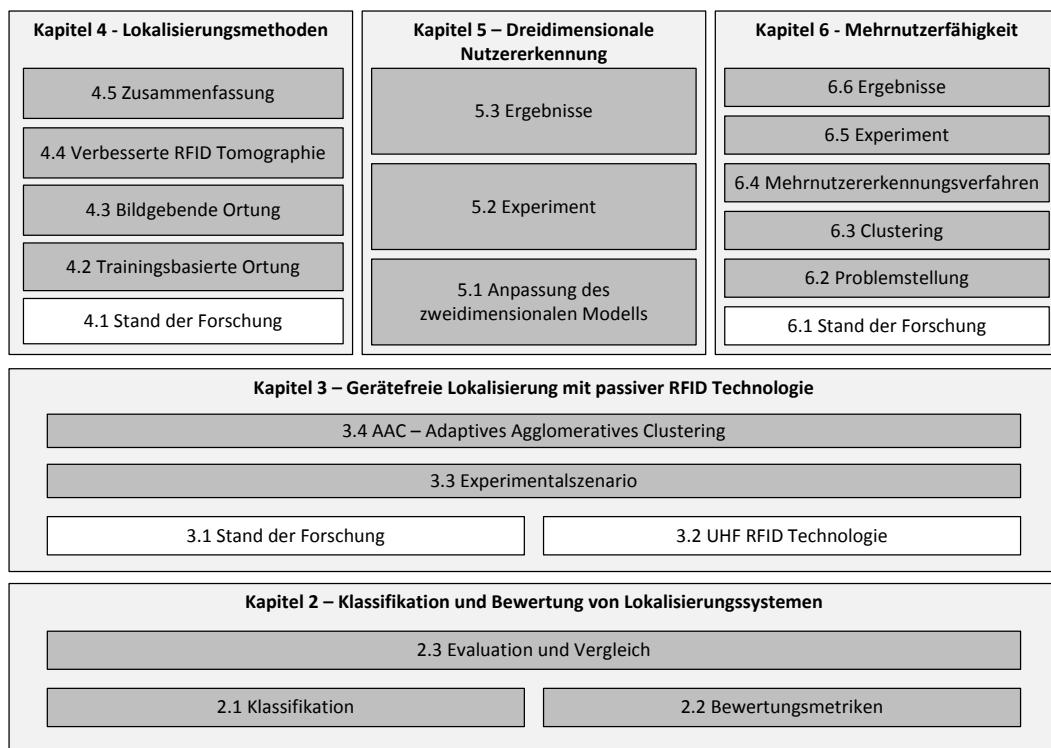


Abbildung 2: Aufbau der Arbeit

2. Klassifikation und Bewertung von Lokalisierungssystemen

In der Literatur lässt sich eine Vielzahl von verschiedenen Ansätzen zur Objektlokalisierung finden. Seit mehr als 100 Jahren werden an Forschungsinstituten und in der Industrie Mechanismen und Systeme zur Roboter-, Objekt- und Personenortung sowie zur Lokalisierung in drahtlosen Sensornetzen entwickelt.

Die große Anzahl an Ansätzen und Technologien hat zu einer ebenso großen Vielfalt an Bezeichnungen, Notationen und Spezifikationen geführt, was sowohl die wissenschaftliche Diskussion als auch den Vergleich verschiedener Ansätze erschwert. Unterschiedliche Begriffe werden für gleiche oder ähnliche Prinzipien und Algorithmen gebraucht, während gleiche Verfahren mit einer Vielzahl verschiedener Begriffe belegt werden. Als Beispiel kann das Wortpaar *aktiv-passiv* angeführt werden. Es wird einerseits zur Unterscheidung zwischen gerätebasierten und gerätefreien Systemen genutzt, während es alternativ zur Angabe der Verteiltheit eines Lokalisierungsalgoritmus (verteilte vs. zentralisierte Ausführung) herangezogen werden kann.

In der Literatur der letzten Jahre hat es wenige Versuche gegeben, eine umfassende Ordnungsstruktur zu schaffen [18]–[20]. In Tabelle 1 sind Strukturierungsparameter einzelner Autoren beispielhaft gegenüber gestellt. Vergleichbare Kriterien sind in der gleichen Zeile dargestellt, es werden die Termini der Autoren verwendet.

<i>Koyuncu et al.</i> [18]	<i>Liu et al.</i> [19]	<i>Hightower et al.</i> [20]
accuracy	accuracy	accuracy
	precision	precision
range		
signal	wireless technology	
data rate		
principle	positioning algorithm	
cost	cost	cost
	complexity	
	scalability	scale
space dimension		
	robustness	limitations
		physical /symbolic position
		absolute/relative position
		localized location computa- tion
		Recognition

Tabelle 1: Vergleich von Klassifikationsparametern

Während die Lokalisierungsgenauigkeit als ein wichtiges Abgrenzungsmerkmal Teil aller Evaluationen ist, weichen die weiteren Unterscheidungskriterien im Hinblick auf die grundlegende Anwendung deutlich voneinander ab. Eine systemübergreifende Klassifizierung darf aber nicht anwendungsorientiert sein, sondern muss nach unabhängigen Einteilungskriterien erfolgen. Die von den Autoren vorgeschlagenen Parameter korrelieren, weisen aber auch deutliche Unterschiede auf.

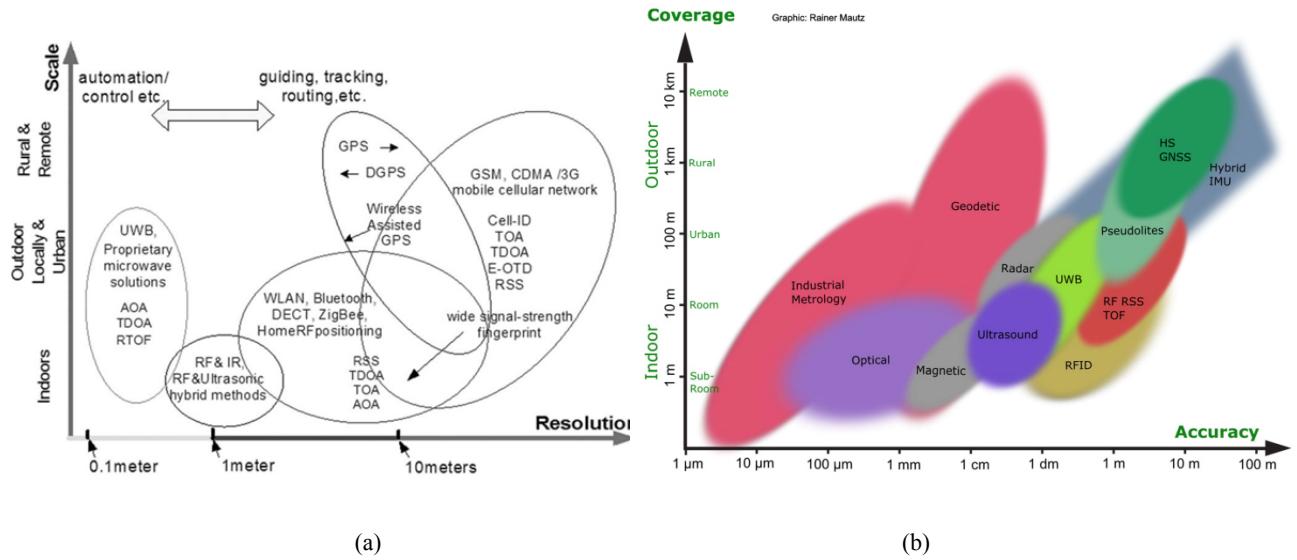


Abbildung 3: Klassifizierungen nach (a) Liu et al.[19] und (b) Mautz[21]

Ein weiterer Nachteil bestehender Klassifikationen ist die Vermischung von Systemcharakteristiken, Messmethoden, Technologien, etc. Wie in Abbildung 3 zu erkennen ist, werden diese vergleichend dargestellt, obwohl terminologisch kein Zusammenhang besteht. Das macht das Einordnen neuer Systeme schwierig und eine umfassende Betrachtung unmöglich.

Ein überzeugender Kompromiss zwischen objektiver Technologiebeschreibung, Bewertung und einer realistischen Vergleichsmöglichkeit findet sich zur Zeit in keiner Evaluation. Daher wird im Folgenden eine Klassifikationsstruktur für die technische Beschreibung und vergleichende Bewertung von Positionsbestimmungssansätzen und -verfahren vorgeschlagen.

2.1. Klassifikation

Eine Einteilung in zwei Parametergruppen erweist sich für mögliche Unterscheidungsparameter als sinnvoll. *Systemorientierte* Klassifikationsparameter beschreiben die inhärenten technischen Eigenschaften der Lokalisierungstechnik ohne Blick auf die Güte der erhaltenen Ergebnisse. Die *Anwendungsorientierten* Klassifikationsparameter beschreiben die Nutzungsparameter des Systems. Diese bilden einen Einstiegspunkt für ein mögliches Entscheidungsmodell, welches die Suche nach einer anwendungsspezifischen Technologie unterstützen kann.

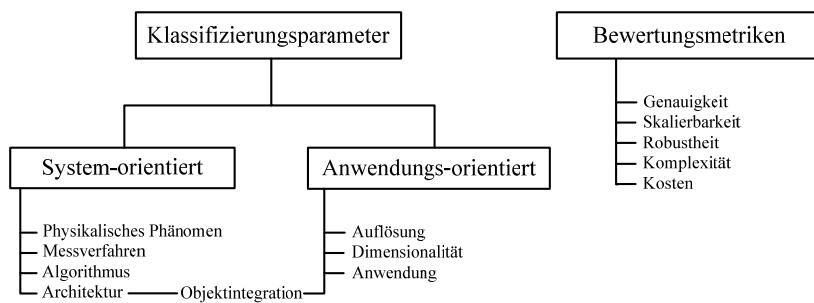


Abbildung 4: Klassifikationsstruktur

Die dritte Gruppe von Parametern bilden die Bewertungsmetriken. Unabhängig von der Struktur oder dem Aufbau eines Ortungssystems dienen sie zu dessen Bewertung hinsichtlich verschiedener Eigenschaften. Trotzdem können diese Maßstäbe als direkte Wirkung der Systemarchitektur und deren Eigenschaften betrachtet und als Basis für vergleichende Beurteilungen herangezogen werden. In den meisten Evaluationen werden Klassifikationsparameter jedoch mit Bewertungsmaßstäben vermischt, was einen objektiven Vergleich erschwert.

Im Folgenden werden die vorgeschlagenen Klassifikationsparameter näher erklärt sowie die häufigsten Ausprägungen genannt. Diese Ausführungen werden bewusst nur an Stellen tiefer betrachtet, an denen es im Hinblick auf den Fokus dieser Arbeit sinnvoll ist.

2.1.1. Systemorientierte Klassifikationsparameter

Wie bereits erwähnt stehen die systemorientierten Klassifikationsparameter für systeminhärente technische Eigenschaften des Lokalisierungssystems. Grundlage einer Lokalisie-

rung ist immer ein *physikalisches Phänomen*, über dessen Messung mit Hilfe einer geeigneten *Messtechnik* ein Rückschluss auf die Position eines Nutzers möglich ist. Um aus den Messdaten eine Nutzerposition zu bestimmen, ist ein Lokalisierungsmodell mit einem darauf aufbauenden *Lokalisierungsalgorithmus* nötig. Grundsätzlich sind Lokalisierungsverfahren nicht auf existierende Parameterkombinationen beschränkt, daher werden die Parameter bewusst unabhängig voneinander dargestellt.

Ein Lokalisierungssystem kann weiterhin hinsichtlich seiner grundlegenden *Architektur* eingeteilt werden.

2.1.1.1. Physikalische Phänomene

Nachfolgend werden die wichtigsten physikalischen Phänomene erläutert, auf denen verfügbare Lokalisierungssansätze und -systeme beruhen.

Elektromagnetismus (Funk)

Die Ortung von beweglichen Objekten mittels elektromagnetischer Wellen hat eine lange Geschichte. Vor fast 100 Jahren entstand die Idee, Schiffe mit Hilfe sogenannter Radarwellen zu orten [22]. Noch heute wird diese Technologie zur Positionsbestimmung im See- und Flugverkehr eingesetzt. Doch auch in der Ortung von beweglichen Objekten außerhalb militärischer und seefahrtlicher Einsatzgebiete spielt Funkortung heute eine große Rolle. Am meisten Beachtung haben in den letzten Jahren sogenannte *Global Navigation Satellite Systems* (GNSS), wie zum Beispiel das *Global Positioning System* (GPS), erfahren. Hauptsächlich zur Ortung von Fahrzeugen und mobilen Geräten im Außenbereich eingesetzt, können über das Empfangen von Satellitensignalen Genauigkeiten von wenigen Metern erreicht werden. Für den Innenbereich gestaltet sich eine Nutzung jedoch schwierig, da die Abschirmung durch Wände und Decken der Gebäude zu hoch ist und kein direkter Sichtkontakt zu den Navigationssatelliten besteht.

Im Zusammenhang mit der Ortung von Mobiltelefonen per GPS muss auch die Ortung per Mobilfunknetz genannt werden. Die Signalstärke aller sich im Empfangsbereich des Gerätes befindlichen Mobilfunkmasten sowie die Netzeinteilung in Quadranten spielen dabei eine wichtige Rolle. So kann entweder eine grobkörnige Peilung über Signalstärkenver-

gleich verschiedener Sendemasten realisiert oder die grobe initiale Ortsbestimmung des GPS Systems unterstützt werden (sog. Assisted GPS (A-GPS)).

Zahlreiche Arbeiten[23]–[26] beschäftigen sich mit der Nebennutzung bereits vorhandener Funktechnologien in Innenräumen, wie zum Beispiel *Wireless Local Area Networks* nach dem IEEE 820.11 Standard (WLAN). Die Kommunikationsverbindungen zwischen Klienten (engl. Clients) und Zugangspunkten (engl. Access Points (AP)) lassen neben dem Nutzdatentransport ebenso die Messung der Signalstärke zu. Befinden sich mehrere APs in Reichweite eines Clients können diese Verbindungsdaten zur Ortung genutzt werden. An dieser Stelle können verteilte Algorithmen angewendet werden, die je nach verfügbarer Rechenleistung zwischen AP und Client aufgeteilt werden können.

Eine weitere vielversprechende Technologie ist *Ultra Wide Band* Funk (UWB) zur Lokalisierung von aktiven Funkempfängern. Da die Funkwellen in diesem Bereich in breiten Frequenzbereichen arbeiten, sind die Übertragungen störunempfindlicher und lassen somit genauere Positionsbestimmungen bei hoher Systemrobustheit zu [27]–[29].

Ebenfalls sind an dieser Stelle experimentelle Ansätze zu erwähnen, die ambiente Funktechnologien, wie zum Beispiel Ultrakurzwellen (UKW), für die Lokalisierung nutzbar machen[30].

Licht

Lichtnutzende Lokalisierungstechniken lassen sich grob in die Nutzung von sichtbarem (Umgebungslicht) und unsichtbarem Licht einteilen. Erstere nutzen zumeist mehrere Videokameras zur Positionsbestimmung. Mit Multikamerasystemen lassen sich über dreidimensionale Videometriemethoden verlässlich Positionen von Objekten oder Sensormarken[31] errechnen und Trajektorien schätzen[31]. Gerade im Zusammenhang mit Kamera-technik sei an dieser Stelle auf die Diskretionsproblematik in privaten Umgebungen, vor allem im Bereich AAL, verwiesen (vgl. Kap.1.1).

Bei der Nutzung künstlicher Lichtquellen können Infrarotlicht (IR) oder Laser angeführt werden. Bei der Roboterpositionierung in der Industrie oder für militärische Anwendungen werden oft Laserscanner genutzt, um ein Abbild der Umgebung aufzunehmen. Im Heim-

bereich ist die Hardware Kinect® von Microsoft[10][32] eine auf IR-Tiefenbildaufnahmen basierende Technologie zur Bewegungssteuerung für Unterhaltungssysteme.

Schall

Schall als messbares Umgebungsphänomen wird ebenfalls in zahlreichen Ansätzen zur Lokalisierung von Personen und Objekten verwendet[33], [34]. Dabei kann zwischen zwei hauptsächlich verwendeten Verfahren unterschieden werden: auf *Ultraschall*- oder *Eigenschall* (sog. *Bodysound*) basierende Systeme. Bei Ersteren werden Ultraschallübertragungen entweder von am Nutzer angebrachter Sendehardware zu Referenzempfängern im Raum oder in entgegengesetzter Richtung benutzt. Ultraschallbasierte Verfahren haben allerdings den gravierenden Nachteil, dass Umgebungsgeräusche mit ähnlichen Frequenzen, z.B. das Klappern eines Schlüsselbundes oder das Klacken von Schuhen, die Messungen und somit auch das Lokalisierungsergebnis stark beeinflussen können.

Dieses Problem machen sich eigenschallbasierte Ansätze zunutze, bei denen über an Decken und Wänden angebrachte Mikrophone oder Mikrofonfelder (sog. Arrays) der ausgesendete Bewegungs- oder Körperschall eines zu ortendes Objektes aufgenommen wird. Eine statische Positionsschätzung ohne Schallemission ist dabei nicht möglich.

Magnetismus

Vor allem industriell vorangetrieben wird die Nutzung von Magnetfeldern zur Positionsbestimmung. Magnetische Lokalisierungssysteme bestehen in der Regel aus Magnetfeldgeneratoren oder Dauermagneten auf der einen und magnetischen Sensoren (Hall Sensoren) auf der anderen Seite. Die Positionsbestimmung erfolgt beispielsweise über die Messungen eines mit Magnetfeldsensoren ausgerüsteten Messareals, in dem sich ein mit einem Dauermagneten ausgerüsteter Nutzer bewegt[35].

Im Bereich der Bewegungserfassung (engl. *Motion Capturing*), in welchem sehr hohe Genauigkeiten notwendig sind, spielen magnetische Verfolgungsverfahren ebenfalls eine Rolle[35][36]. Die zu erfassende Person wird mit mehreren Magnetfeldsensoren ausgestattet. Die Rauminfrastruktur ist in der Lage, ein statisches Magnetfeld zu erzeugen. Diese Ansätze können unter Laborbedingungen sehr hohe Genauigkeiten zu erreichen, sind aber

sehr störanfällig in Bezug auf metallische Objekte im Versuchsfeld und magnetische Interferenzen der Umgebung.

Sonstige

An dieser Stelle werden Ansätze genannt, die andere physikalische Phänomene für die Lokalisierung nutzen. Beispielsweise der *SmartFloor*® des Georgia Institute of Technology[37][38] nutzt Druckprofile zur Nutzerlokalisierung. Dafür haben die Autoren ein System aus sich unter dem Boden befindlichen Drucksensoren (engl. *Load-Cells*) entwickelt, deren Ausgangsspannungsänderung für die Lokalisierung genutzt wird. Der große Vorteil dieser Methode ist die Nutzung des direkten physikalischen Kontaktes, der als relativ robust gegenüber Störungen angesehen werden kann [20]. Diesen Vorteil nutzen die proprietären Ansätze *SensFloor*® und *NaviFloor*® des Herstellers Future-Shape[10] ebenfalls. Im Gegensatz zum SmartFloor werden hier jedoch kapazitive Sensoren in einen textilen Fußbodenbelag integriert, was eine nicht invasive Integration auch in Privaträumen ermöglicht.

Für Fortschreibungsmethoden (vgl. Kap. 2.1.1.3) sind außerdem sogenannte Inertialsenso- ren von Bedeutung, die die Nutzerbeschleunigung (Multi-Achsen-Accelerometer) und Orientierung (Gyroskope) bestimmen können. Diese haben neben energieintensiveren GPS-Sensoren in der aktuellen Smartphonetechnologie eine hohe Bedeutung, wenn relative Bewegungen über längere Zeiträume aufgezeichnet werden sollen (z.B. für Aktivitäts- tracking) ohne dass eine konkrete Position nötig ist.

2.1.1.2. Messtechnik

Lokalisierungssysteme lassen sich weiterhin nach der Art der Messgröße einteilen, die die Basis für einen darauf aufbauenden Lokalisierungsalgorithmus bildet. Die verbreitetsten Messtechniken werden im Folgenden kurz beschrieben und sind in Abbildung 5 schematisch dargestellt.

Raw Physical Value – PV

Die einfachste Methode ist dabei die reine Rohdatenmessung einer physikalischen Größe am Sensorausgang. Dies können beispielsweise eine Ausgangsspannung, ein Schallpegel oder ein gemessener Feldstärkenwert sein, der zur weiteren Verarbeitung genutzt wird. In funkbasierter Systemen wird dafür zumeist die Empfangssignalstärke (engl. *Received Signal Strength* (RSS)) oder ein von der Empfangshardware bereitgestellter skalierter Signalstärkenindikator (*Received Signal Strength Indicator* (RSSI)) genutzt[17][19].

Bei einem System, bestehend aus Sender- und Empfängerpaaren, lassen sich hingegen noch weitere sinnvolle Messtechniken verwenden, die im Folgenden kurz erläutert werden.

Time Of Arrival - TOA

Bei dieser Methode wird der Zeitpunkt des Signaleingangs an der Empfängerseite gemessen. Unter der Voraussetzung einer konstanten Ausbreitungsgeschwindigkeit eines Signals von A nach B ist die TOA damit die Summe aus Sendezeitpunkt und der Ausbreitungsverzögerung [17]. Wichtigste Voraussetzung für diese Methode ist eine zeitliche Synchronisation von Sender und Empfänger über einen parallelen Kanal, damit eine gleiche Zeitbasis zur Verfügung steht.

Time Difference of Arrival - TDOA

Im Unterschied zu TOA wird bei TDOA die Differenz zwischen verschiedenen Signalankunftszeiten gemessen. Dazu werden auf Empfangsseite n parallele Empfänger (Antennen, Mikrophone, etc.) in bekannten Abständen zueinander angebracht (Empfangsarray). Voraussetzung ist hier ebenfalls eine zeitliche Synchronisation.

Real Time of Flight - RTOF

Die Laufzeit eines Signals zwischen dem Sender und dem Empfänger sowie wieder zurück wird als Real Time of Flight bezeichnet. Dieses Verfahren benötigt im Gegensatz zu zeitlich exakten Verfahren, wie TOA, keine zeitliche Synchronisierung, da der Empfänger lediglich als Signalreflektor fungiert. Bei sehr kurzen Distanzen wird allerdings eine sehr

genaue Bestimmung der Rechenverzögerung des reflektierenden Empfängers nötig[19]. RTOF wird in der Objektlokalisierung vor allem in RFID Systemen[39], WLAN basierten Verfahren[40] sowie bei Ultraschall basierten Methoden genutzt und entspricht, technisch gesehen, einem konventionellen Radar Ansatz.

Angle Of Arrival - AOA

Neben Zeitmessungen kann auch die Richtung eines Signals zur Lokalisierung genutzt werden. Dafür wird aus der Pfaddifferenz eines Signals beim Eintreffen an den verschiedenen Sensoren eines Empfangsarrays und dem bekannten Abstand der Einzelsensoren der Ankunftszeitwinkel des Empfangssignals ermittelt.

Received Message Data - RMD

Vor allem für symbolische Lokalisierungsverfahren, die auf einer reinen Nutzung der übertragenen Nutzinformationen basieren (z.B. Cell-of-Origin-Verfahren (vgl. Kap. 2.1.1.3), zellbasierte Mobilfunkortung, etc.), sind unabhängig von Meta-Informationen, wie Signallaufzeit oder Signalstärke. Wichtig ist an dieser Stelle vor allem eine fehlerfreie Übertragung der Nutzlast, um daraus die Information über die Objektposition ableiten zu können.

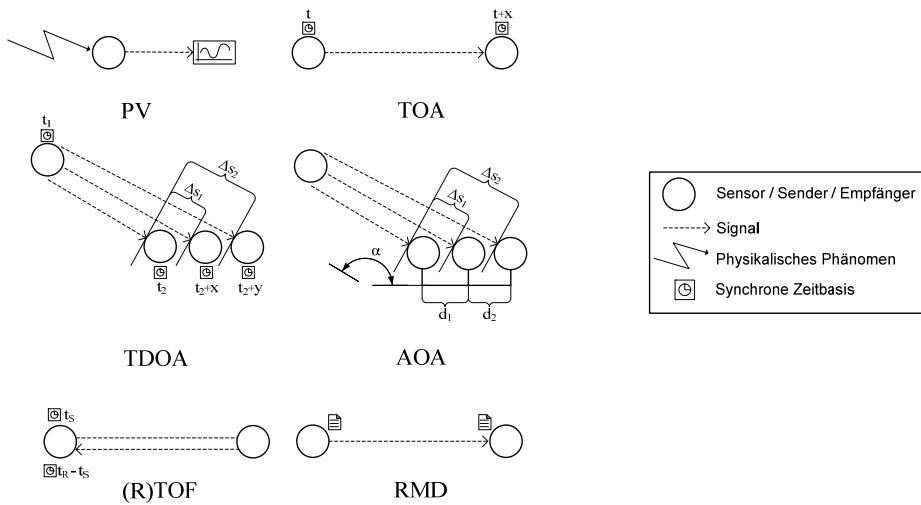


Abbildung 5: Ausgewählte Messtechniken

2.1.1.3. Lokalisierungsalgorithmus

Der Lokalisierungsalgorithmus ermittelt aus den aufgenommenen Messdaten eine Positionsschätzung. Dabei wird in der Literatur[18][20][21] bei den Ortungsverfahren zumeist zwischen drei algorithmischen Gruppen unterschieden: *Exakte Methoden*, *Näherungsverfahren* sowie *Szenenanalyse* (auch: *Mustererkennung*).

Zu den exakten Methoden zählen die auf Strecken- und Winkelmessungen basierenden Laterations- und Angulationsverfahren (Trilateration bzw. Triangulation) sowie Kombinationen aus beiden. Basierend auf den Messungen, lassen sich diese Methoden auf das Lösen von auf euklidischen Distanzen basierenden Gleichungssystemen zurückführen. Diese Probleme sind mathematisch exakt und eindeutig lösbar (vgl. [41]). Daher liefern diese Verfahren unter der Voraussetzung einer fehlerfreien Messung eine exakte Position. Sind in der Anwendung dieser Verfahren fehlerbehaftete Messungen die Grundlage der Lokalisierung, stellt jede errechnete Position wiederum ein Element einer Stichprobe dar und muss daher statistisch bewertet werden (vgl. Kap. 4.2).

Die *Näherungsverfahren* stellen die zweite Gruppe an Lokalisierungsverfahren dar. Basierend auf Annahmen über Antennencharakteristiken, physikalischen Signalausbreitungsmodellen, Konnektivitätsinformationen oder Nutzereinflussmodellen können Gebiete mit einer erhöhten Präsenzwahrscheinlichkeit eines Nutzers bzw. eine Präsenzwahrscheinlichkeitsverteilung über das gesamte Evaluationsgebiet ermittelt werden. Die Schätzung der Nutzerposition kann sowohl über Wahrscheinlichkeitsmaximierung[5] oder geometrisch über Schwerpunktsberechnungen[16][41] erfolgen. Näherungsweise ermittelte Positionen weisen neben den zufälligen Messfehlern auch systematische Abweichungen aufgrund des zugrundeliegenden Modells auf, haben aber in vielen Fällen Komplexitätsvorteile auf algorithmischer Ebene und in Bezug auf die Messgrößen. Sie sind daher unter Zuhilfenahme geeigneter Bewertungsmaßnahmen mit anderen Verfahren zu vergleichen.

Eine weitere Gruppe bilden Mustererkennungsverfahren (auch: *Szenenanalyse*). Grundlage bildet eine Datenbank offline aufgenommener Messdaten bei bekanntem Lokalisierungsergebnis. Bekanntestes Beispiel sind die vor allem in der WLAN Ortung verwendeten *Fingerprinting* Algorithmen[24][25][42][43], die für eine große Menge an Positionen die Signalstärkevektoren, die sogenannten *Fingerprints*, in einer Datenbank speichern. Zur

Laufzeit wird z.B. mit der Maximum-Likelihood-Methode[15] oder einem Least-Squares-Verfahren[45] der Fingerprint ausgewählt, der die geringste Abweichung zur aktuellen Messung darstellt. Auch Klassifizierungsverfahren wie Künstliche Neuronale Netze[46][47] oder Zustandsschätzer, wie Hidden Markov Modelle können zu den Mustererkennungsverfahren gezählt werden. Hier werden die Feldmessungen über stochastische Modelle auf ein Zustandsmodell übertragen, wobei die geschätzten Zustände den Positionen entsprechen. Diese Verfahren bieten sich für Lokalisierungsverfahren an, in denen eine physikalische Modellierung zu aufwendig ist oder zu viel Rechenleistung benötigt.

Einen Sonderfall in der Positionsbestimmung bilden Fortschreibungsmethoden (Koppelnavigation, engl. *Dead Reckoning*). In der Roboterlokalisierung[48][49] oder im Heimmultimediabereich[8] können über Inertialsensoren (vgl. 2.1.1.1) initial definierte Startpositionen fortgeschrieben werden[48]. Im Rahmen einer Lokalisierung ist hinsichtlich der Anwendung zu beachten, dass sich zufällige und systematische Positionsabweichungen dabei akkumulieren, der Positionsfehler also über die Laufzeit steigt. Dem muss in festen Intervallen mit Kalibrierungen begegnet werden.

Eine weitere Sonderform bilden die sogenannten *Symbolischen Lokalisierungsverfahren*, die eine sehr grobkörnige Lokalisierungsauflösung zum Ziel haben. Im Mobilfunkumfeld werden über Methoden wie Cell of Origin (CoO) oder Cell-Identification (Cell-ID) lediglich die betreffende Funkzelle des Mobilfunknetzes als grobe Positionsangabe ermittelt. Die räumliche Präzision dieser Methoden entspricht dabei der jeweiligen Zellgröße. Es gibt einige Ansätze[50], die diese symbolische Lokalisierung auch auf Indoorszenarien übertragen, wenn beispielsweise nur der Raum von Interesse ist, in dem sich der Nutzer zum gegenwärtigen Zeitpunkt befindet.

2.1.1.4. Architektur

Ebenso groß wie die Menge an unterschiedlichen Lokalisierungsansätzen ist die Vielfalt der zugrundeliegenden Anwendungsszenarien. Gerade diese bestimmen in den meisten Fällen die Wahl des nutzbaren physikalischen Grundphänomens und die Systemarchitektur

durch die Umgebungsbedingungen. Grundsätzlich lassen sich Lokalisierungssysteme daher in *Infrastruktur-* sowie *Inertialsysteme* unterteilen (vgl. Abbildung 6).

Erstere Systeme verfügen über eine im Raum bzw. innerhalb der Lokalisierungsumgebung fest oder variabel installierte, aktive oder passive Hardware, die eine am Nutzer befindliche Hardware (*aktive oder gerätebasierte Lokalisierung*) oder den Nutzer selbst (*passive oder gerätefreie Lokalisierung* (vgl. DFL Kap. 1.1)), ortet. Im Falle einer Lokalisierungshardware am Nutzer kann in diesem Zusammenhang ebenfalls zwischen aktiver und passiver Nutzerhardware unterschieden werden. Aktive Elemente übernehmen einen Teil oder die ganze Berechnung des Lokalisierungsalgorithmus und sind als Teil einer verteilten Struktur zu verstehen. Passive Elemente dienen als reine Reflektoren oder Sender eines physikalischen Signals ohne Berechnungslogik.

Diese Einteilung stellt eine Überschneidung mit dem anwendungsorientierten Klassifikationsparameter der Objektintegration dar, da diese Unterscheidung sowohl aus technologischer als auch aus Anwendungssicht gemacht werden muss.

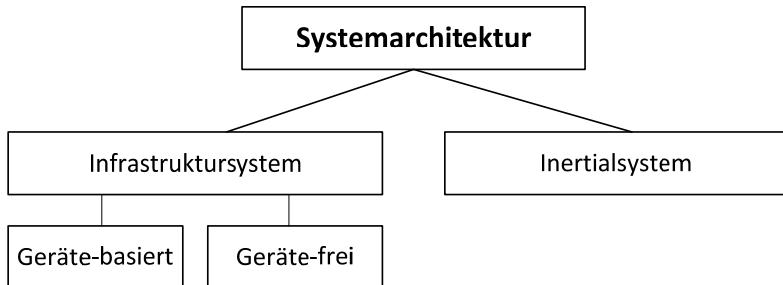


Abbildung 6: Architekturtypen von Lokalisierungssystemen

Die andere Gruppe von Lokalisierungssystemen weist mit einer *Inertialstruktur* keinerlei Rauminfrastruktur auf[50][51]. Die Lokalisierungshardware wird vollständig am Nutzer integriert transportiert. Typische Anwendungsgebiete sind beispielsweise Positionsbestimmungssysteme im Bergbau oder Indoorszenarien, bei denen eine feste Installation nicht möglich ist oder Ortungen in unbekannten Gebieten nötig sind.

2.1.2. Anwendungsorientierte Klassifikationsparameter

Neben den technischen Eigenschaften kann ein Lokalisierungssystem auch anhand von Anwendungsparametern klassifiziert werden. Bei der Auswahl eines Lokalisierungssystems können aus der Anwendung heraus Anforderungsprofile hinsichtlich der im Folgenden beschriebenen Parameter erstellt werden, nach denen ein passender Systemtyp ausgewählt werden kann.

Auflösung

In der Literatur der letzten Jahre werden zum Vergleich von Ansätzen zahlreiche verschiedene Termini für die Lokalisierungsgenauigkeit eines Systems genutzt. An dieser Stelle muss zwischen der Präzision und der Genauigkeit eines Systems aber rein definitorisch unterschieden werden. Während die Genauigkeit als Bewertungsmetrik unabhängig von den Systemeigenschaften über den Lokalisierungsfehler gemessen wird (vgl. Kap. 2.2.1), stellt die Auflösung (oder Granularität) das Auflösungsvermögen eines Lokalisierungsverfahrens dar. In der Literatur wird dabei zumeist zwischen grob- und feingranularen Verfahren unterschieden[40][52][53], wobei die Größe und Form der Flächenelemente nicht einheitlich definiert ist. Sehr grob granulare Verfahren werden dabei als *symbolische Lokalisierungsverfahren* bezeichnet (vgl. 2.1.1.3).

Die Granularität ist ein wichtiger Designparameter für Lokalisierungssysteme. In Abhängigkeit von der Anwendung muss beispielsweise entschieden werden, ob ein feingranuläres System mit hohem Positionsfehler einem grobgranularen System mit niedrigem Fehler vorzuziehen ist. Für Anwendungen im Privatbereich kann dabei ein Raum als Positionsangabe ausreichend sein, während für Motion Capturing Anwendungen eine zentimetergenaue Angabe nötig ist.

Dimensionalität

Da für die häufigsten Anwendungen die Raumlage eines Objektes oder Nutzers nicht von Bedeutung ist, arbeiten die meisten Verfahren mit zweidimensionalen Koordinaten. Reicht eine solche Betrachtung nicht aus, weil mehr Information, wie Größe oder Raumlage eines Nutzers, nötig sind oder weil die Position eines Werkzeuges an einem Werkstück exakt angegeben werden muss, werden dreidimensionale Algorithmen verwendet. Dabei ist zwi-

schen Verfahren, die dreidimensionale Punktkoordinaten berechnen[55][56] und Verfahren, die die Höhe von Objekten oder Nutzern schätzen[31][57], zu unterscheiden.

Anwendung

Die meisten Lokalisierungsverfahren werden für zuvor definierte Anwendungsfälle entworfen, sind aber theoretisch nicht nur auf diese festgelegt. Generell wird hinsichtlich der Anwendung zwischen *Indoor*- und *Outdoorverfahren* unterschieden, da sich verfügbare Technologien nur innerhalb oder außerhalb von Gebäuden zuverlässig nutzen lassen (z.B. GPS nur Outdoor, WLAN nur Indoor, etc.). Weiterhin stellen Stör- und Reflexionsobjekte, wie Inventar, Wände oder dicht beieinander stehende Nutzer ein typisches Problem bei der Indoorlokalisierung dar. Im Outdoorbereich müssen zumeist wesentlich größere Bereiche abgedeckt werden, allerdings sind für Outdooranwendungen zumeist grob granulare Verfahren ausreichend, während in Innenräumen höhere Auflösungen nötig sind. Typische Anwendungsfelder sind in Tabelle 2 dargestellt.

<i>Indoor</i>	<i>Outdoor</i>
Logistische Anwendungen (z.B. Produktverfolgung)	
Industrielle Automation	Fußgänger- und Autonavigation
Smart Home und Smart Office	Fußgänger- und Autoverfolgung (Tracking)
Smart Metering	Militärische Navigation und Positionierung
Heim- und Hausautomation	Tourismusanwendungen (Ortsbasierte Services)
Ambient Assisted Living (AAL)	
Motion Capturing	

Tabelle 2: Typischer Anwendungsfelder für Indoor- und Outdoorverfahren

Objektintegration

Die *Objekt- oder Nutzerintegration* überschneidet sich in ihren Ausprägungen mit der Systemarchitektur. Sie beschreibt die Art der Integration des zu lokalisierenden Objektes in das Verfahren. Ist das zu lokalisierende Objekt mit zusätzlicher Hardware auszurüsten, aus

deren errechneter Position implizit auf die Objektposition geschlossen wird, spricht man von *aktiven* oder *gerätebasierten* Verfahren. Die Nutzerhardware wird im Lokalisierungsumfeld auch als *Tag* bezeichnet, die Methode als *Tagged Localization*.

Ist das Objekt oder der Nutzer nicht mit Hardware auszustatten, spricht man von *passiven* oder *gerätefreien* Verfahren. Diese Art der Lokalisierung wird auch als *Tag-free* oder *Tagless* bezeichnet und hat in den vergangenen Jahren vor allem aufgrund von Genauigkeitsnachteilen weniger Beachtung erfahren.

2.2. Bewertungsmetriken

Im Gegensatz zu den Klassifikationsparametern können Bewertungsmetriken unabhängig von den Systemeigenschaften dazu verwendet werden, Ansätze miteinander vergleichbar zu machen. Die Reduzierung auf die Lokalisierungsgenauigkeit reicht in vielen Fällen nicht aus, um eine dem Anforderungsprofil entsprechende Lösung zu finden.

In verfügbaren Evaluationen[19]–[21][58] finden die Autoren keinen überzeugenden Kompromiss zwischen objektiver und vollständiger Beschreibung der Systemeigenschaften und Bewertung. Ein Vergleich verschiedener Systeme findet in den meisten Arbeiten nur vor dem Hintergrund eines spezifischen Anwendungsfalls dar.

Im Folgenden wird eine Übersicht über die wichtigsten Bewertungsmaßstäbe gegeben.

2.2.1. Örtliche und Zeitliche Performanz

Das Lokalisierungssystem wird zur Genauigkeitsbewertung als Blackbox (bzw. IPO model) betrachtet (vgl. Abbildung 7), die aus der Eingabe a priori verfügbarer Kalibrierungsinformationen I_{cal} und des Messvektors S_{meas} zum Zeitpunkt t_i eine oder mehrere Positionsschätzungen P_{est} erzeugt. Für die Evaluierung sind die zeitliche Performanz und die örtliche Genauigkeit die Vergleichskriterien. Die zeitliche Performanz wird als mittlere Laufzeit $t_l = E\{t_{d,i}\}$ des Lokalisierungsalgorithmus bis zur Ausgabe der geschätzten Position definiert. Da diese direkt von der Größe des Eingabevektors beeinflusst werden kann, wird sie für verschiedene Transponderfeldgrößen verglichen. Um Vergleichbarkeit zu gewährleisten, werden die verwendeten Hardwareplattformen so gewählt, dass sie leistungsmäßig den zu vergleichenden Untersuchungen entsprechen.

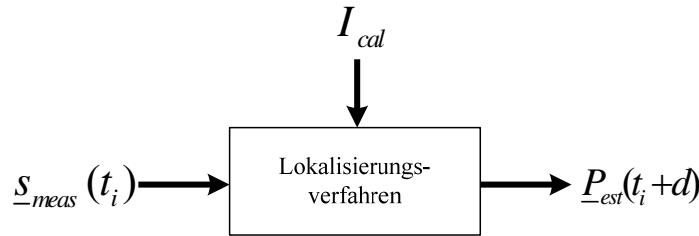


Abbildung 7: Blackboxmodell für die gerätefreie, passive RFID-basierte Personenlokalisierung

Die Evaluation der örtlichen Performanz erfolgt grundsätzlich über die Angabe des Lokalisierungsfehlers e als Differenz zwischen der realen und geschätzten Nutzerposition:

$$e = \|(P_{est} - P_{orig})\|_2 \quad (2.1)$$

In der Realität reicht diese Angabe alleine aber nicht aus, denn typischerweise sind für eine belastbare Positionsauflösung $N > 1$ Positionsschätzungen nötig, die um den mittleren Lokalisierungsfehler e streuen. Diese Streuung ergibt sich aus der Varianzfortpflanzung der Menge der Messwerte (vgl. Born[41]), die einer Stichprobe aus einer normalverteilten Grundgesamtheit entsprechen. Neben der Streuung ist die Verzerrung (engl. *Bias*) der mittleren geschätzten Position zur wahren Position Teil des Fehlermaßes. In der mathematischen Schätztheorie werden Schätzverfahren daher nach ihrem Schätzverhalten gegenüber der zu schätzenden Größe in erwartungstreue (*unbiased estimators*) sowie verzerrte (*biased estimators*) Schätzer unterschieden. Dies lässt sich ebenso auf Lokalisierungsalgorithmen anwenden, die aus einer Stichprobe (Messungen) die Nutzerposition P_{est} schätzen. In Abbildung 8 ist (a) der mittlere Positionsfehler bei einer Einzelmessung, sowie für einen (b) verzerrten (*biased*) und (c) erwartungstreuen (*unbiased*) Schätzer dargestellt.

Um diesen Eigenschaften in einer Fehlermetrik Rechnung zu tragen, wird in der Lokalisierungsforschung oft der *Mittlere Quadratische Fehler* (MSE) zur Angabe der örtlichen Lokalisierungsperformanz verwendet.

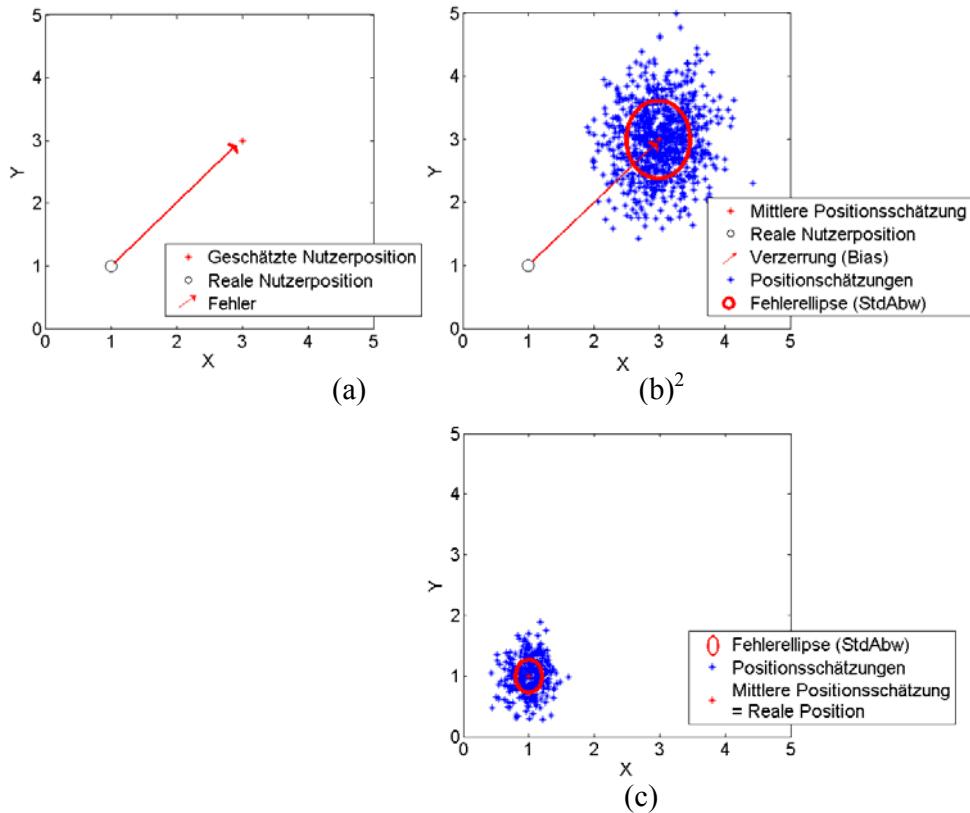


Abbildung 8: Prinzipielle Darstellung des (a) mittleren Positionsfehlers bei einer Schätzung, Bias und Standardabweichung bei einem (b) verzerrten Schätzer, (c) bei einem erwartungstreuen Schätzer

Dieser wird im Allgemeinen als Summe der quadrierten Verzerrung und der Schätzungsvarianz angegeben:

$$MSE(P_{est}) = [Bias(P_{orig}, P_{est})]^2 + Var(P_{est}) \quad (2.2)$$

Im Fall der Erwartungstreue (Unverzerrtheit) entspricht der MSE der Varianz des Schätzers. Der MSE integriert Informationen über die Verzerrung und die Streuung eines Schätzverfahrens. Bei dem Vergleich verschiedener Verfahren kann also entschieden werden, ob eine leichte Verzerrung bei erhöhter Streuung in Kauf genommen werden kann oder umgekehrt. In der Regel ist das Verfahren mit dem geringeren MSE zu bevorzugen.

² Abbildung 19(b) in Anlehnung an [17]

Walz (vgl. [59]) hat nachgewiesen, dass der MSE im Schätzfall folgendermaßen berechnet werden kann:

$$MSE(\underline{P}_{orig}, \underline{P}_{est}) = E \left\{ \left[\left\| \underline{P}_{orig} - \underline{P}_{est} \right\|_2 \right]^2 \right\} \quad (2.3)$$

Abgeleitet davon ist der MSE von Positionsvektoren nach Auflösung der euklidischen Norm folgendermaßen zu errechnen:

$$\begin{aligned} & E \left\{ \left[\left\| \underline{P}_{orig} - \underline{P}_{est} \right\|_2 \right]^2 \right\} \\ &= E \left\{ \left[\sqrt{(\underline{P}_{orig} - \underline{P}_{est})^2} \right]^2 \right\} \\ &= E \left\{ \left[\sqrt{(x_{orig} - x_{est})^2 + (y_{orig} - y_{est})^2} \right]^2 \right\} \\ &= E \left\{ (x_{orig} - x_{est})^2 + (y_{orig} - y_{est})^2 \right\} \end{aligned} \quad (2.4)$$

Nach der Aufnahme von N Messungen kann der Erwartungswert des MSE also wie in Gleichung (2.5) dargestellt approximiert werden.

$$MSE(\underline{P}_{orig}, \underline{P}_{est}) = \frac{1}{N} \sum_N \left\{ (x_{orig} - x_{N,est})^2 + (y_{orig} - y_{N,est})^2 \right\} \quad (2.5)$$

Nach Lieckfeldt[17] ist dieser mit einer optimierten Anzahl N zu approximieren, da die genaue Berechnung des MSE über die Grundgesamtheit einen hohen Berechnungsaufwand bedeutet.

Im Fall eines erwartungstreuen Schätzers entspricht die Wurzel des MSE der Standardabweichung des Schätzers $\sqrt{MSE(P_{est})} = \sigma_{P_{est}}$. Analog dazu kann auch im verzerrten Fall der sogenannte *Root Mean Square Error* (RMSE) errechnet werden:

$$RMSE(P_{est}) = \sqrt{MSE(P_{est})} \quad (2.6)$$

Im Objektlokalisierungsumfeld ist es üblich die Genauigkeit der Schätzverfahren über diese Metrik anzugeben, um das Fehlermaß in der gleichen Einheit wie die zu schätzende Größe angeben zu können.

In dieser Arbeit wird zu Evaluationszwecken daher hauptsächlich der RMSE genutzt, um die vorgestellten Ansätze mit anderen Verfahren vergleichen zu können.

Weiterhin verwenden die meisten Autoren im Lokalisierungsumfeld die Angabe der kumulativen Verteilungsfunktion (Cumulative Distribution Function (CDF)) des Lokalisierungsfehlers zum Vergleich zwischen verschiedenen oder verschieden parametrisierten Ansätzen. Eine schneller ansteigende CDF-Funktion indiziert dabei grundsätzlich eine bessere Lokalisierungsperformanz, wobei Einzelwerte auf den verschiedenen Konfidenzstufen miteinander verglichen werden³.

2.2.2. Nicht eindeutig quantifizierbare Metriken

Neben den quantifizierbaren Größen der zeitlichen und örtlichen Performanz sind mehrere nicht eindeutig quantifizierbare Bewertungsmetriken beim Vergleich von verschiedenen klassifizierten Lokalisierungsansätzen zu berücksichtigen. Diese sind im Folgenden kurz dargestellt.

Skalierbarkeit

Die Skalierungsfähigkeit eines Ortungssystems kann aus zwei verschiedenen Richtungen betrachtet werden: der Größe des Lokalisierungsgebiet (*Flächenskalierung*) sowie der Anzahl der zu lokalisierenden Objekte (*Nutzerskalierung*). Hightower et al.[20] schlagen die Fläche pro Infrastruktureinheit sowie die maximal zu lokalisierende Objektanzahl pro Infrastruktureinheit als Maß vor. Vor dem Hintergrund inertialer Systeme und Verfahren, deren Skalierung nicht mit einer Erhöhung der Infrastruktur zusammenhängt (z.B. GNSS Verfahren[42]), ist eine solche Quantifizierung fragwürdig. Generell kann jedoch für jedes System eine Orientierung bezüglich der Skalierungsfähigkeit angegeben werden. Beispiele für besonders hohe und niedrige Ausprägungen sind zum einen weltweit operierende

³ In der Literatur werden Genauigkeitsangaben üblicherweise bei 80% Konfidenzniveau angegeben.

GNSS Verfahren[42] (z.B. GPS) über ein ganzes Haus umfassende WLAN basierte Lokalisierungssysteme[22][24][25] bis hin zu Single-Room-Systemen, wie Ubisense[60].

Die Flächenskalierungsmöglichkeiten des Systems hängen substanziell mit seiner Architektur sowie dem zugrundeliegenden physikalischen Phänomen mit seinen Ausbreitungseigenschaften zusammen. Auch die Anzahl der zu lokalisierenden Personen hängt von diesen Eigenschaften ab. Im Falle funkbasierter Lokalisierungsverfahren können beispielsweise die Kanalkapazität oder Kollisionsmechanismen die mögliche Nutzerzahl begrenzen.

Robustheit

Als *Robustheit* wird die Möglichkeit eines Lokalisierungssystems verstanden, seine Funktionalität unter einer Vielzahl von Umgebungseinflüssen bestmöglich zur Verfügung zu stellen. Die Einflüsse stellen vor allem durch Interferenzen verrauschte oder längere Zeit nicht verfügbare Sensordaten dar.

Ein nicht robustes System kann unter gestörten Umgebungseinflüssen, die über das im jeweiligen Modell betrachtete Messrauschen hinausgeht, keine Positionsschätzung abgeben. Bei robusten Systemen ist eine Schätzung möglich, deren zeitliche und örtliche Performance beeinflusst ist. Daher wird an dieser Stelle zumeist zwischen zeitlicher und örtlicher Robustheit unterschieden.

Komplexität

Die Komplexität eines Lokalisierungssystems hängt fundamental von seiner Software- und Hardwarearchitektur ab und hat starken Einfluss auf die Systemkosten sowie die örtliche und zeitliche Performance. Sie kann von verschiedenen Blickwinkeln aus betrachtet werden (vgl. Tabelle 3). Eine allgemeine Quantifizierung ist hier aufgrund der Vielzahl an unterschiedlichen Systemarchitekturen ohne Spezialisierung auf eine Systemart nur schwer möglich. Lediglich vergleichende Betrachtungen lassen sich anstellen.

Als Beispiel ist an dieser Stelle der Unterschied zwischen Infrastruktur basierter und inertialer Architektur zu nennen. Inertiale Systeme[51] haben, bedingt durch das Fehlen einer

Rauminfrastruktur, bezüglich der räumlichen Ausdehnung eine geringe Hardwarekomplexität. Allerdings weisen sie in Bezug auf die Nutzerhardware zumeist eine relativ hohe Konzentration an Komponenten und Sensoren auf, was die spezifische Komplexität am Nutzer signifikant erhöht.

<i>Komplexitätsbegriff</i>	<i>Einflussparameter</i>
Hardwarekomplexität	Art und Menge der Systemkomponenten, Räumliche Ausdehnung
Softwarekomplexität	Umfang des Softwaresystems (Summe an nötigen Skripten, Diensten, Applikationen) Zeilenmetriken, etc.)
Algorithmische Komplexität	Anzahl der Berechnungsschritte, Rechenaufwand der einzelnen Operationen

Tabelle 3: Komplexitätsbegriffe und Ausprägungen

Zur Messung der Softwarekomplexität gibt es verschiedene Metriken, z.B. die Komplexität nach Halstead oder McCabe[61][62] sowie Zeilenmetriken (physikalische Zeilen, Programmzeilen, kommentierte Zeilen, etc.). Diese werden in der Regel dazu genutzt, eine Aussage über die Codequalität, Möglichkeit von Test und Wartung sowie über das Codeverständnis abzugeben. Für eine quantitative Bewertung ist an dieser Stelle direkter Einblick in die Implementierung des Systems erforderlich. Weiterhin kann der Komplexitätsbegriff noch in Richtung der Verteiltheit der Algorithmusimplementierung betrachtet werden. Gerade bei gerätebasierten Verfahren, bei denen die Nutzerhardware einen Teil der Berechnung übernimmt, kann eine solche Verteilung performante Vor- oder Nachteile aufweisen. Die Softwarearchitektur sowie die Implementierungsqualität haben einen direkten Einfluss auf die zeitliche Performanz des Gesamtsystems.

Der letzte Komplexitätsbegriff ist die algorithmische Komplexität. Bei mathematisch stark heterogenen Ansätzen müssen die Berechnung des Positionsergebnisses sowie alle Initialisierungsberechnungen auf Grundoperationen (bzw. Matrixoperationen) heruntergebrochen werden, um eine Aussage über die algorithmische Komplexität zu ermöglichen.

Für eine Systemscheidung ist die erreichbare zeitliche Performanz von höherer Bedeutung, als quantifizierte Aussagen zur algorithmischen und Softwarekomplexität, weshalb

von einer Betrachtung im weiteren Verlauf abgesehen wird. Die Hardwarekomplexität hat direkten Einfluss auf die Systemkosten, weil die Erhöhung der Anzahl der Systemkomponenten im Regelfall den größten Kosteneinfluss darstellt.

Kosten

Die wichtigste betriebswirtschaftliche Kenngröße sind die Kosten eines Systems, wobei zwischen fixen Anschaffungskosten, performanzvariablen Anschaffungskosten sowie Betriebskosten unterschieden werden muss.

Fixe Anschaffungskosten sind die Summe aller benötigen Systemkomponenten (Hardware-, Softwarekosten inkl. Lizenzierungs- und Installationskosten) zum derzeitigen Marktpreis. Bei einigen Systemen (z.B. UbiSense[60]) können diese performanzvariabel ausgeprägt sein, da beispielsweise eine Erhöhung der Anzahl aktiver Sensoren in der Rauminfrastruktur zu einer Erhöhung der örtlichen Auflösung führt und umgekehrt.

Zu den Betriebskosten zählen vor allem Energiekosten (sowohl für die Infrastruktur als auch für mobile Geräte) und Wartungskosten. Aufgrund der gleichzeitigen Betrachtung von wissenschaftlichen Ansätzen und proprietären Systemen werden Betriebskosten in dieser Arbeit nicht betrachtet.

Kostenaussagen sind zu Vergleichszwecken immer als zeitliche Momentaufnahme zu betrachten, da anfallende Kosten durch Technologiewechsel, Marktbewegungen oder regulatorische Eingriffe stark schwanken können.

2.3. Evaluation und Vergleich

In Tabelle 4 werden im Rahmen der Objekt- und Personenlokalisierung gegenwärtig verfügbare proprietäre Systeme sowie neue Ansätze und Verfahren⁴ anhand der in 2.1 vorgestellten Klassifikation evaluiert. Analog werden diese in Tabelle 5 anhand der vorgestellten Metriken bewertet. Die nicht eindeutig quantifizierbaren Bewertungsmetriken werden in Anlehnung an Liu[19] mit den Ausprägungen {niedrig, mittel, hoch} geschätzt eingeordnet. Sind in den jeweiligen Publikationen keine ausreichenden Angaben vorhanden, ist dies in der Tabelle kenntlich gemacht. Die Darstellungen entsprechen den publizierten Werten der jeweiligen Autoren und beruhen nicht auf eigenen Untersuchungen.

Die Evaluation kann die Grundlage für ein Entscheidungsmodell darstellen, welches ausgehend von der jeweiligen Anwendung und gewünschten Performanz zu einem geeigneten Verfahren führt. Außerdem kann die Evaluation in Zukunft anhand des vorgegebenen Klassifizierungssystems beliebig um neue Ansätze erweitert werden.

Aus der Zusammenstellung wird ersichtlich, dass der technologische Schwerpunkt verfügbarer Ansätze im Bereich der funkbasierter, aktiven (i.S.v. gerätebasierten) Lokalisierungsverfahren liegt. Es existieren nur wenige gerätefreie Ansätze, die zumeist Nachteile hinsichtlich ihres Auflösungsvermögens, ihrer Hardwarekosten und ihrer Invasivität in privaten Umgebungen haben. Gleichzeitig weisen funkbasierte Verfahren ein sehr großes Potenzial hinsichtlich Granularität und Genauigkeit auf. Der Fokus dieser Arbeit auf einen nicht-invasiven, funkbasierten und gerätefreien Ansatz ist daher sinnvoll.

⁴ Aufgrund der zahlreichen Entwicklungen auf dem Gebiet der Lokalisierung stellt die Evaluation keinen Anspruch auf Vollständigkeit. Es wurden Ansätze und Systeme ausgewählt, die im Umfeld ubiquitärer, smarter Umgebungen bereits genutzt werden oder aus der aktuellen Literatur zum Vergleich herangezogen werden können.

Ansatz / System	Autor / Hersteller	Systemorientierte Klassifikationsparameter				Anwendungsorientierte Klassifikationsparameter			
		Physikali-sches Phänomen	Messtechnik	Lokalisierungsalgorithmus	Architektur	Objektintegration	Granularität	Anwendung	Dimensionalität
Ubisense	Ubisense Ltd.	Funk (UWB)	TDOA + AOA	Exakt (Trilateration)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
RTI[63]	University of Utah	Funk (IEEE 802.15.4)	RSS	Tomographie	Infrastruktur	Gerätefrei	Fein	Indoor Outdoor	2D
Lieckfeldt et. al. [15]	University of Rostock	Funk (UHF-RFID)	RSS	Näherungsverfahren Szenenanalyse	Infrastruktur	Gerätefrei	Fein	Indoor	2D
Landmarc[64]	Michigan State University Hong Kong Univ. of Science and Technology	Funk (308 Mhz RFID)	RSS	Exakt	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	3D[65]
SpotON[66]	University of Washington / Xerox	Funk	RSS	Exakt (Triangulation)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	3D
RADAR[67]	Microsoft Corp,	Funk (WaveLAN)	RSS	Exakt (Triangulation) Szenenanalyse	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
Ferret[68]	University of Massachusetts	Funk (RFID)	Konnektivität	Näherungsverfahren (Likelihood Methode)	Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
Schneegans et. al.[69]	University of Tübingen / Bochum	Funk (RFID)	Konnektivität	Näherungsverfahren	Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Fine	Indoor	2D

Zhang et al.[70]	Hong Kong University of Science and Technology	Funk	RSS	Näherungsverfahren	Infrastruktur	Gerätefrei	Fein	Indoor	2D
GNSS[71]	Navstar GPS[20]	Funk	TOF	Exakt (Triangulation)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Outdoor	3D
	Galileo	Funk	TOF	Exakt (Triangulation)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Outdoor	3D
	GLONASS	Funk	TOF	Exakt (Triangulation)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Outdoor	3D
Active Badges[72]	Xerox / Univ. of Cambridge	Licht (IR)	Konnektivität	Näherungsverfahren	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Indoor	2D
Active Bats[73]	AT&T	Ultraschall	TOA / TOF	Exakt (Trilateration)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	3D
MotionStar[20]	Ascension Techn. Corp.	Magnetismus	RSS	Szenenanalyse	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor Outdoor	3D
Cricket[74][75]	MIT	Funk Ultraschall	TOF	Exakt (Lateration)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv/Passiv)	Grob	Indoor	3D
PinPoint 3D-ID[20]	RF Technologies	Funk	TOF / TDOA	Exakt (Lateration)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
Easy Living[76]	Microsoft Research	Licht (3D Videometrie)	Videometrie	Exakt (Triangulation)	Infrastruktur	Gerätefrei	Fein	Indoor	3D
Smart Floor[37]	Georgia Tech	Kontakt/Druck (Spannung)	PV	Näherungsverfahren (Nearest Neighbour Methode)	Infrastruktur	Gerätefrei	Grob	Indoor	2D

Mobile Phone Localizing		Spec. Provider	Funk (GSM)	RSS	Triangulation	Inertial (Outdoor) Infrastruktur (Generell)	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Outdoor Indoor	2D	
				Funk (GSM)	RMD	Cell of Origin	Inertial (Outdoor) Infrastruktur (Generell)	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Outdoor Indoor	2D
Otsason et. al.[77]				Funk (GSM)	RSS	Näherungsverfahren Szenenanalyse (Fingerprinting, K-Nearest Neighbor)	Inertial (Indoor) Infrastruktur (Generell)	Gerätebasiert (Passiv)	Grob	Indoor	3D
SkyLoc[52]	Intel / Univ. of Toronto	Funk (GSM)	RSS	Fingerprinting		Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Indoor	3D	
Hähnel et. al.[78]	Intel / Univ. of Freiburg / Univ. of Washington	Funk (RFID)	Konnektivität	Näherungsverfahren		Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D	
HIBall Tracker[45]	3rdtech, Inc.	Licht (IR)	Konnektivität	Exakt (SCAAT)		Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	3D	
BlueTrack[79]	University of Rostock	Funk (Bluetooth)	RMD	Szenenanalyse		Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Indoor	2D	
HORUS [80][24]	University of Maryland	Funk (IEEE 802.11)	RSS	Szenenanalyse (Fingerprinting)		Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D	
Randell & Muller[81]	University of Bristol, UK	Ultraschall	TOA	Exakt (Triangulation)		Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D	
MoteTrack[82]	Harvard University, Cambridge	Funk (IEEE 802.15.4)	RSSI + LQI	Näherungsverfahren (Centroid Methode)		Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor Outoor	2D	

INS / PDF Approach[51]	Tampere University of Finland University of Calgary	Beschleunigung Licht (Laser) Funk (GPS)	PV / TOF	Dead Reckoning	Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor Outdoor	2D
DOLPHIN [83][84]	University of Tokyo	Ultraschall	TDOA	Exakt (Triangulation)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	3D
Haeberlen et. al. [85]	Rice University	Funk (IEEE 802.11)	RSS	Probabilistisch	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Indoor	2D
Ekahau RTL System [46]	Ekahau, Inc.	Funk (IEEE 802.11)	RSS	/	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
RightSPOT[86]	Microsoft Corp.	Funk (UKW Radio)	RSS	Szenenanalyse (Fingerprinting)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Outdoor	2D
Ladd et al. [87]	Rice University	Funk (IEEE 802.11b)	RSS	Näherungsverfahren	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
Place Lab[50]	Intel Research	Funk (802.11 + GSM + Bluetooth)	RSS Konnektivität	Probabilistisch	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Outdoor Indoor	2D
AeroScout[47]	AeroScout	Funk (IEEE 802.11)	RSS TDoA	/	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Outdoor Indoor	2D
MagicMap[88]	HU Berlin	Funk (IEEE 802.11)	RSS	Szenenanalyse	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
Topaz	Tadlys	Funk (Blue-tooth)	RMD	Cell of Origin	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
Kinect[89]	Microsoft Corp.	Licht (Tiefenveideometrie)	TOF Videmetrie	Exakt (Trilateration) Szenenanalyse	Infrastruktur	Gerätefrei	Fein	Indoor	3D

Wii[8]	Nintendo	Licht (IR) Beschleu- nung	Konnektivität PV	Exakt (Trilateration) Dead Reckoning	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	3D
WiSee[11]–[13]	University of Washing- ton	Funk (IEEE 802.11)	RSS	Klassifizierung	Infrastruktur	Gerätefrei	Fein	Indoor	3D
Fink et al.[90], [91]	University of Rostock	Funk (868 MHz / 2,4 GHz)	RSS	Tomographie	Infrastruktur	Gerätefrei	Fein	Indoor	2D
Qian et al.[92]	Shanghai Jiao Tong University	Funk	RSS	Dead Reckoning	Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
Salido-Monzú et al. [93]	University of Acalá	Licht (IR)	TOF	Exakt (Trilateration)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
ActionSLAM[94]	ETH Zürich	Funk Beschleu- nung Gravitati- on Magne- tismus	RSS	Dead Reckoning	Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
ARIANNA[95]	R&D and Automation Dept DUNE s.r.l	Funk (GPS) Magnetic	RSS	Dead Reckoning	Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Outdoor Indoor	2D
Lopes et al.[96]	University of Aveiro	Funk (IEEE 802.11) Schall	TDOA	Exakt	Infrastruktur (WSN) Inertial (Smartphone)	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
Zou et al.[97]	Nanyang Technological University	Funk (IEEE 802.15.4)	RSS	Klassifizierung (Künstliche Neuronale Netze)	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Indoor	2D
Visual Landmark [98]	Tsinghua University Qualcomm Research	Licht (Video- metrie)	Videometrie	Szenenanalyse	Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Indoor	2D

83

Lighthouse [99]	University College Dublin	Funk (IEEE 802.11)	RSS	Exakt	Infrastruktur (APs) Inertial (Mobile Device)	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Indoor	2D
LOSNUS [100]	Vienna University of Technology	Ultraschall	TDoA ToF	Exakt	Infrastruktur	Gerätefrei	Grob	Indoor	3D
FDM-PAM [101]	Graduate University for Advanced Studies	Schall	TDoA	Exakt	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Indoor	2D
SignalSLAM [102]	Bell Laboratories	Funk (IEEE 802.11, Bluetooth, LTE, GPS, NFC) Magnetismus	RSS	Exakt Dead Reckoning	Infrastruktur	Gerätebasiert (Aktiv)	Fein	Outdoor Indoor	2D
Iwase et al. [103]	Toyota Central R&D Labs., Inc	Funk Magnetismus	RSS PV	Dead Reckoning	Inertial	Gerätebasiert (Aktiv)	Grob	Indoor	2D
	University of Tokyo	Beschleunigung							
Andrei Popleteev [104]	DIT - University of Trento	Funk (UKW, DAB, DVB-T)	RSS	Szenenanalyse (Fingerprinting)	Infrastruktur	Gerätefrei	Grob	Outdoor Indoor	2D

Tabelle 4: Klassifizierende Evaluation: Technologien und Systeme

Ansatz / System	Autor / Hersteller	Bewertungsmetriken					
		Genauigkeit	Laufzeit	Skalierbarkeit	Robustheit	Komplexität	Kosten
Ubisense	Ubisense Ltd.	30cm	Niedrig	Hoch	Niedrig	Mittel	Hoch
RTI[63]	University of Utah	0,5 - 1m	Niedrig	Mittel	Mittel	Hoch	Mittel
Lieckfeldt et. al. [15]	University of Rostock	>1m	Mittel	Hoch	Mittel	Niedrig	Niedrig
Landmarc[64]	Michigan State University	>2m	~7,5s	Mittel	Niedrig	Mittel	Mittel
	Hong Kong Univ. of Science and Technology						
SpotON[66]	University of Washington / Xerox	3m	10-20s	Mittel	Mittel	Mittel	Niedrig
RADAR[67]	Microsoft	2-3m	Hoch	Mittel	Mittel	Mittel	Niedrig
Ferret[68]	University of Massachusetts	0,5m	<2min	Niedrig	Mittel	Niedrig	Mittel
Schneegans et. al.[69]	University of Tübingen / Bochum	0,4m	<10ms	Mittel	Hoch	Niedrig	Niedrig
Zhang et al.[70]	Hong Kong University of Science and Technology	1m	/	Mittel	Mittel	Niedrig	Niedrig
GNSS[71]	Navstar GPS[20]	1-5m	Niedrig	/	Mittel	Niedrig	Infr.: Hoch Transp.: Niedrig

	Galileo	1-5m	Niedrig	/	Mittel	Niedrig	Infr.: Hoch Transp.: Niedrig
	GLONASS	1-5m	Niedrig	/	Mittel	Niedrig	Infr.: Hoch Transp.: Niedrig
Active Badges[72]	Xerox / Univ. of Cambridge	Niedrig	Niedrig	Hoch	Mittel	Niedrig	Niedrig
Active Bats[73]	AT&T	10cm	Niedrig	Mittel	Hoch	Niedrig	Niedrig
MotionStar[20]	Ascension Techn. Corp.	1mm	Niedrig	/	Mittel	Niedrig	Hoch
Cricket[74][75]	MIT	Niedrig	/	Hoch	/	Niedrig	Niedrig
PinPoint 3D-iD[20]	RF Technologies	1-3m	/	Mittel	Mittel	/	Hoch
Easy Living[76]	Microsoft Research	10cm	~300ms	Mittel	Hoch	Mittel	Hoch
Smart Floor[37]	Georgia Tech	Hoch	Hoch	Hoch	Hoch	Mittel	Hoch
Mobile Phone Localizing	E911	200m	Hoch	/	Hoch	Mittel	Mittel
	Otsason et. al.[77]	5m	/	/	Mittel	Mittel	/
SkyLoc[52]	Intel / Univ. of Toronto	Niedrig	<10ms	Niedrig	/	Mittel	Niedrig
Hähnel et. al.[78]	Intel / Univ. of Freiburg / Univ. of Washington	<10m	/	/	Hoch	Mittel	Mittel
HIBall Tracker[45]	3rdtech	<0,2mm	<1ms	Hoch	Hoch	Mittel	/.
BlueTrack[79]	University of Rostock	Hoch	<2s	Hoch	Hoch	Niedrig	Niedrig
HORUS[80][24]	University of Maryland	1m	/	Mittel	Mittel	Mittel	Niedrig
Randell & Muller[81]	University of Bristol, UK	10-25 cm	<500ms	Hoch	Mittel	Niedrig	Niedrig

MoteTrack[82]	Harvard University, Cambridge	0,9-1,6m	/	Hoch	Hoch	Mittel	/
INS / PDF Approach[51]	Tampere University of Finland + University of Calgary	<5m	Hoch	/	Hoch	Niedrig	Mittel
DOLPHIN[83][84]	University of Tokyo	15cm	/	Hoch	Niedrig	Niedrig	/
Haeberlen et. al. [85]	Rice University	Hoch	/	Hoch	Hoch	Mittel	Mittel
Ekahau RTL System[46]	Ekahau	2m	Niedrig	Mittel	Mittel	Mittel	Niedrig
RightSPOT[86]	Microsoft	Hoch	10min	/	Niedrig	Niedrig	/
Ladd et al. [87]	Rice University	1m	Niedrig	Hoch	/	Niedrig	Niedrig
Place Lab[50]	Intel Research	10m	/	Hoch	Hoch	Mittel	/
AeroScout[47]	AeroScout	3-5m	Niedrig	Hoch	Hoch	/	/
MagicMap[88]	HU Berlin	5-10m	/	Hoch	Mittel	Niedrig	Niedrig
Topaz	Tadlys	2m	15-30s	Mittel	Niedrig	/	Mittel
Kinect[89]	Microsoft Corp.	/	Niedrig	Niedrig	Mittel	/	Niedrig
Wii[8]	Nintendo	/	Niedrig	Niedrig	Mittel	/	Niedrig
WiSee[11]–[13]	University of Washington	Hoch	Mittel	Niedrig	Mittel	Niedrig	Niedrig
Fink et al.[90], [91]	University of Rostock	Mittel	Niedrig	Mittel	Mittel - Niedrig	Niedrig	/
Qian et al.[92]	Shanghai Jiao Tong University	Hoch – Mittel	Niedrig	Niedrig	Mittel	Niedrig	Niedrig

Salido-Monzú et al. [93]	University of Acalá	Hoch	Mittel	Niedrig	Mittel	Niedrig - Mittel	Mittel
ActionSLAM[94]	ETH Zürich	< 0,5m	Mittel	Niedrig	Hoch	Niedrig	Niedrig – Mittel
ARIANNA[95]	R&D and Automation Dept DUNE s.r.l	0,2 m	Niedrig-Mittel	Mittel	Mittel	Niedrig	Niedrig
Lopes et al.[96]	University of Aveiro	< 0,1 m	Niedrig	Hoch	Hoch	Mittel	Niedrig
Zou et al.[97]	Nanyang Technological University Tsinghua University	0,8 – 2,3 m	Mittel - Hoch	Mittel	Hoch	Hoch	Mittel
Visual Landmark [98]	Qualcomm Research	12 m	Niedrig - Mittel	Mittel	Mittel	Niedrig	Niedrig - Mittel
Lighthouse[99]	University College Dublin	Mittel	Mittel	Mittel	Hoch	Mittel	Mittel
LOSNU[100]	Vienna University of Technology	Hoch	/	Hoch	/	Mittel	/
FDM-PAM[101]	Graduate University for Advanced Studies	0,1 m	Mittel	/	Mittel	Mittel	/
SignalSLAM[102]	Bell Laboratories	Hoch	Niedrig	Mittel - Hoch	Hoch	Mittel	Niedrig
Iwase et al.[103]	Toyota Central R&D Labs., Inc University of Tokyo	1-2m	Mittel	Hoch	Hoch	Niedrig	Niedrig
Andrei Popleteev[104]	DIT - University of Trento	Hoch	Mittel - Hoch	Hoch	/	Mittel	Niedrig

Tabelle 5: Bewertung verschiedener Technologien und Systeme

3. Gerätefreie Lokalisierung mit passiver RFID Technologie

Wie bereits in Kap. 1.1 dargestellt, ist es das Ziel dieser Arbeit, ein gerätefreies System zur Nutzerlokalisierung in Innenräumen zu entwerfen. Der grundlegende Ansatz von Lieckfeldt et al.[14][15][16] zeigt dafür zwar die grundsätzliche Machbarkeit, lässt dabei allerdings eine Reihe von Fragen unbeantwortet (vgl. Kap. 1.1). Die Kernthemen sind dabei:

1. eine Erhöhung der zeitlichen Performanz bei hoher Genauigkeit,
2. eine Mehrnutzerfähigkeit sowie
3. eine Integration der Höhendifferenz.

Wenn die Erhöhung der zeitlichen Performanz eines auf passiver *Radio Frequency Identification* (RFID) basierenden Lokalisierungssystems untersucht werden soll, stehen die Möglichkeit der Basistechnologie selbst im Mittelpunkt der ersten Betrachtung. In Abschnitt 3.1 wird der grundsätzliche Ansatz einer RFID basierten gerätefreien Nutzerortung in Innenräumen noch einmal kurz erläutert. Aufgrund des breiten weltweiten Einsatzes im Bereich Industrie und Logistik ist die Technologie hochreguliert und unterliegt zahlreichen Standards und definierten Protokollen. Diese werden umfassend in Abschnitt 3.2 erläutert, während in Abschnitt 3.3 das für die Untersuchungen in dieser Arbeit zugrundeliegende Experimentszenario erläutert wird.

Neben der Berechnungszeit eines darauf aufbauenden Lokalisierungsverfahrens weist das Auslesen einer großen Menge passiver RFID Transponder im Lesebereich eines einzelnen RFID Readers (nachfolgend kurz als RFID-Feld bzw. Messfeld bezeichnet) den größten Zeitbedarf auf. Unter Berücksichtigung fixer Verfahren und Protokolle für die Transponderkommunikation wird daher in Abschnitt 3.4 ein Clusteringverfahren vorgestellt, welches eine Erhöhung der zeitlichen Auflösung bei der Positionsermittlung ermöglicht.

3.1. Stand der Forschung

Die Messgröße eines funkbasierten gerätefreien Lokalisierungsverfahrens ist der positionabhängige Signalstärkeverlust Δy bei Anwesenheit eines Nutzers in direkter Umgebung der LOS-Achse, ausgelöst durch Abschattungs- und Reflexionserscheinungen:

$$y_{rec}(t) = P_{send} - L_{Dist} - L_{Shadowing}(t) - L_{Fading}(t) \quad (3.1)$$

Nach Wilson et al.[63][6] kann die Empfangssignalstärke y_{rec} als Differenz zwischen Sendeenergie P_{send} und verschiedenen Verlustelementen berechnet werden. Wichtig sind dabei vor allem der entfernungsabhängige Verlust L_{Dist} , der Verschattungsverlust des LOS Pfades $L_{Shadowing}$ sowie der Fadingverlust L_{Fading} , der als Summe der Mehrwegeinterferenz am Empfangsort interpretiert werden kann. In der Summe bilden diese Komponenten einen positiven oder negativen Verlust, es können also je nach Position eines Nutzers auch Verstärkungen des Signals auftreten. Der Signalstärkeverlust berechnet sich somit als Differenz der gesendeten zur empfangenen Feldstärke gemäß Gleichung (3.2).

$$\Delta y = P_{send} - P_{rec} = \sum_i L_i \quad (3.2)$$

Ansätze wie das *Radio Tomographic Imaging* (RTI) von Patwari et al.[7][63][105] nutzen eine große Anzahl n im Raum verteilter aktiver (batteriebetriebener) Sensorknoten zur Generierung eines Kommunikationsnetzes aus $\{n \times n\}$ Sender-/Empfängerkombinationen. Ein sich in diesem Feld bewegender Nutzer kann durch die kumulative Auswertung aller Verbindungen mit hoher Genauigkeit positioniert werden. Nachteil des Systems sind vor allem die Energieversorgung und die Kosten der einzelnen aktiven Elemente. Wird zur Auflösungssteigerung die Anzahl dieser Elemente erhöht, steigt der Energiebedarf proportional an. Lieckfeldt et al.[39] schlagen daher eine Ersetzung nahezu aller aktiven Sensorknoten durch passive RFID Transponder vor. Neben Vorteilen in der Installation (vgl. Kap. 1.1) haben diese vor allem den Vorteil, dass sie keine eigene Energieversorgung benötigen, sondern ihre Sendeenergie aus dem von einem einzelnen RFID Reader erzeugten Feld beziehen. Eine Auflösungserhöhung ist somit ohne Erhöhung der Gesamtenergieaufnahme und durch die einfache Architektur auch zu sehr geringen Kosten möglich. Um diese Idee zu validieren, schlagen die Autoren ein physikalisches Beeinflussungsmodell vor, welches die zu erwartende Empfangssignalstärke in Abhängigkeit zur relativen Nutzerposition zur LOS der Kommunikationsverbindung setzt.

Dafür definieren die Autoren die geometrische Pfaddifferenz d_{exc} als Differenz zwischen dem direkten LOS Pfad und dem durch die Reflexion an der Körperoberfläche des Nutzers entstehenden NLOS Pfad:

$$d_{exc} = (d_{TxUser} + d_{UserRx}) - d_{TxRx} \quad (3.3)$$

Die Grundannahme hinter dieser Modellierung ist, dass sich ein auf einem Rotationsellipsoid um den LOS Pfad befindlicher Reflexionspunkt unabhängig von seiner absoluten Position zur gleichen Interferenzsumme am Empfangspunkt und somit auch zu einer gleichen Signalstärkebeeinflussung führt. Damit definiert ein Pfaddifferenzwert die relative Position eines Nutzers zu einer bestimmten Kommunikationsverbindung.

Darauf aufbauend, modellieren die Autoren das Beeinflussungsmodell wie folgt:

$$\Delta y_{rec} = Ad_{exc}^B \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} d_{exc} + \Phi_{refl}\right) \quad (3.4)$$

wobei $\{A, B, \Phi_{refl}\}$ Parameter für die Experimentalumgebung darstellen, und λ die genutzte Wellenlänge des RFID Systems ist.

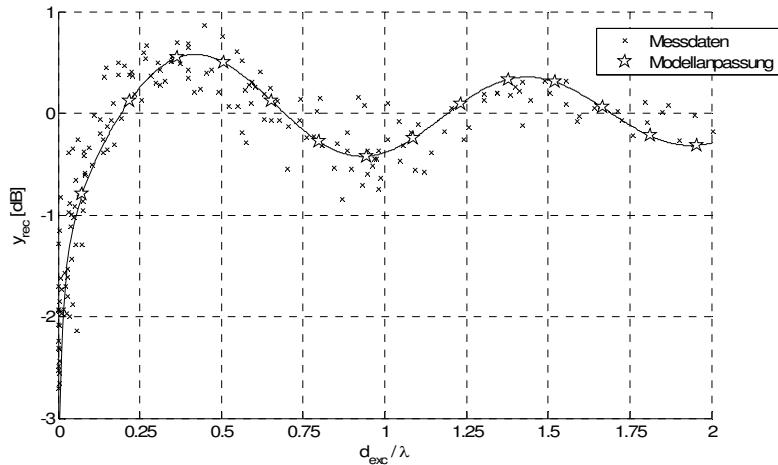


Abbildung 9: Angepasster Modellverlauf (nach [14]) an Mittlere Signalstärke Messungen aus einem $\{3.5 \times 3.5\}m^2$ Aufbau mit 69 bodenmontierten UHF RFID Transpondern

In Abbildung 9 ist das Validierungsergebnis der Autoren dargestellt. Es ist zu erkennen, dass das Modell im Falle eines einzelnen Nutzers eine gute Vorhersage zur wahrscheinlichen Signalstärkebeeinflussung abgeben kann. Aufbauend auf diesem Modell beschreiben

die Autoren mehrere Lokalisierungsansätze, die in Abschnitt 4.1 als Referenzverfahren für diese Arbeit aufgeführt und diskutiert werden.

3.2. UHF RFID Technologie

Die erste grundsätzliche Publikation, die mit RFID in Verbindung gebracht werden kann, stammt von Harry Stockman aus dem Jahr 1948 [22]. Vor allem für die militärische Anwendung gedacht, wurde ein Ansatz vorgestellt, bei dem in einer Punkt-zu-Punkt Kommunikation ein Teilnehmer durch einen modulierbaren *Power Reflector* ersetzt wurde. Im Gegensatz zu traditionellem Radar, bei dem nur die Signalreflektion an sich zu einer Existenzinformation über einen entfernen Reflektor führt, konnte bei diesem Verfahren durch die Modulation des reflektierten Signals eine Identitätsinformation integriert und übertragen werden. Diese Idee ermöglichte eine enorme Steigerung der Navigationsmöglichkeiten für Schiffe und Flugzeuge, weil mit einer dem Radarverfahren ähnlichen Technologie zwischen eigenen und fremden Objekten unterschieden werden konnte.

Die ersten proprietären Objektidentifizierungssysteme wurden in den 60er Jahren zuerst für die Industrie und später für die Nutzertierhaltung entwickelt. Bis in die 90er Jahre verbreitete sich die Technologie in viele Anwendungsbereiche, wie Mautsysteme, Zutrittskontrollsysteme und elektronische Wegfahrsperrre[106]. Aufgrund der vielen verschiedenen Anwendungen und resultierenden Untergrundmaterialien wurden verschiedene Transponderdesigns entwickelt, die auf verschiedenen Frequenzbändern arbeiten und unterschiedliche Lesereichweiten ermöglichen (vgl. Tabelle 6).

System	ISM Frequenzen	Lesedistanz	Transponder	Anwendungsbereich	Standard
Low Frequency (LF)	135 KHz	0 – 0,1 m	Passiv	Tier-Kennzeichnung	ISO/IEC 18000-2
High Frequency (HF)	13,56 MHz	0 – 1,0 m	Passiv	Zugangskontrollsysteme	ISO/IEC 18000-3
Ultra High Frequency (UHF)	433,920 MHz 860-930 MHz 2,45 GHz	0 – 6,0 m	Passiv/Aktiv	Industrie und Logistik	ISO/IEC 18000-4/6/7
Microwave (MW)	5,8 GHz 24,125 GHz	0 – 10 m	Aktiv	Fahrzeugidentifizierung	IEEE 802.15

Tabelle 6: Frequenzbereiche von RFID Technologien (nach [107][106])

Für den Bereich der Objektidentifizierung mit hohen Lesereichweiten wurden dafür vor allem Systeme im UHF Bereich entwickelt. Ab dem Ende der 90er Jahre war die Produktion passiver gedruckter UHF RFID Transponder (sog. *Labels*) preisgünstig genug geworden, dass diese im Bereich der Warenidentifikation zu klassisch gedruckten Barcodeaufklebern zunehmend konkurrenzfähig wurden. Begonnen am *Massachusetts Institute of Technology (MIT) Auto-ID Center*⁵ und heute verwaltet durch die *EPCglobal Inc.*⁶, wurden die internationalen Standards zur Warenkennzeichnung, dem sog. *Electronic Product Code (EPC)*, entwickelt. Dieser definiert in der aktuellen Version 1.2.0[108] Datenformate und die Kommunikationsprotokolle für die kontaktlose Identifizierung im UHF Bereich. Die grundlegende technische Standardisierung der RFID Technologie erfolgt in Europa durch das *European Telecommunications Standards Institute (ETSI)*⁷, die Frequenzspezifizierung (Luftschnittstelle) durch die *International Organization for Standardization (ISO)*. Die für den UHF Bereich geltende ISO Norm ist ebenfalls in Tabelle 6 aufgeführt. In den ETSI Spezifizierungen ETSI TR 102 649-1 V.1.1.2[109] sowie ETSI EN 302208[110] werden, um Kollisionen zu vermeiden, mehrere nutzbare Kommunikationskanäle definiert (vgl. Abbildung 10), die vor allem für Umgebungen vorgesehen sind, in denen aufgrund mehrerer parallel arbeitender Reader mehrere Kanäle gleichzeitig genutzt werden müssen. Innerhalb der Norm sind 15 Kanäle mit einer Breite 200 KHz zwischen 865 – 868 MHz definiert, wobei nur auf den Kanälen 4 – 13 die maximale Sendeleistung von 2 Watt und damit eine für passive RFID maximale Reichweite von ~10m möglich ist. Laut Standard sind die Kanäle 4, 7, 10 und 13 für High-Power-Transmission zur Energieversorgung der Transponder zu benutzen. Diese sog. *Interrogator* Kanäle sind auf die Trägerkanäle:

$$f_c = \{865,7; 866,3; 866,9; 867,5\} \text{ MHz}$$

mit einer Bandbreite von $f_c \pm 100 \text{ kHz}$ definiert. Standardkonforme Transponder antworten auf den jeweils benachbarten Bändern, das heißt, sie haben eine auf die Trägerfrequenz

⁵ Heute: Auto-ID Labs; <http://www.autoidlabs.org/>

⁶ EPCglobal Inc.; <http://www.epcglobalinc.org/>

⁷ ETSI; <http://www.etsi.org>

definierte höhere Bandbreite von $f_c \pm 500 \text{ kHz}$. Die verbleibenden Kanäle sind für RFID Anwendungen im Short-Range Bereich mit einer maximalen Sendeleistung von 100 mW bzw. 500 mW vorgesehen.

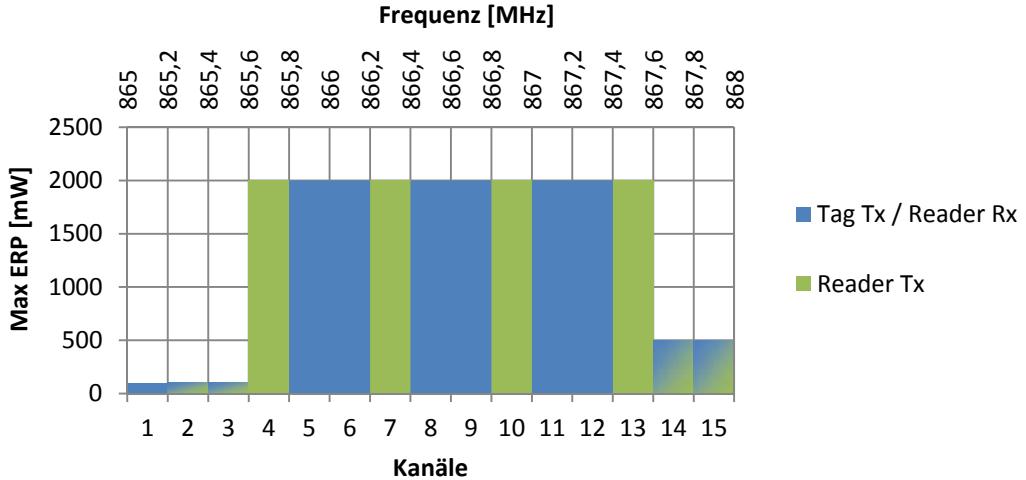


Abbildung 10: Kanalspezifikation und maximale Sendeleistung nach ETSI EN 302208 und TR 102649

Für die Evaluation der in der vorliegenden Arbeit vorgestellten Methoden kommen proprietäre UHF RFID Systeme zweier Hersteller zur Anwendung. Zum einen ein *Enterprise UHF Reader* der Firma Alien Technology[111] mit multistatischer Antennenarchitektur. Für einen Lesevorgang sind zwei Readerantennen nötig. Mit Hilfe sogenannter Antennensequenzen kann dabei zwischen energieversorgender und das Backscattersignal des Transponders empfangender Antenne unterschieden werden kann. Für Ortungsverfahren, die auf Grundlage eines physikalischen Kanalmodells arbeiten, ist dies von Vorteil (vgl. 4.1). Diese Trennung ist bei proprietären Readersystemen leider seit einigen Jahren nicht mehr verfügbar. Readersysteme für industrielle und logistische Anwendungen setzen ausnahmslos auf Architekturen, die Sende- und Empfangseinheit integrieren, um höhere Leseabdeckungen bei kleinerer Komponentenzahl zu erreichen. Daher wurde vor allem für die Versuche in Abschnitt 4.3 der *RRU4 UHF Reader* des Herstellers Kathrein Sachsen[112] verwendet. Die monostatische Architektur und die höheren Antennenreichweiten machen bei diesem System eine Integration in RFID Lines möglich (vgl. Kap. 4.3.3).

In Tabelle 7 sind die Spezifikationen der beiden Readersysteme gegenübergestellt. Dabei ist zu beachten, dass die Alien Hardware nach EN302208LBT standardmäßig im *Dense-Reader-Mode* arbeitet und dabei ein eigenes *Listen bevor Talk* (LBT) Protokoll implementiert. Um Kollisionen zwischen benachbarten Readern zu vermeiden, werden die verfügbaren RFID Kanäle sukzessiv abgetastet (Frequency-Hopping). Dies erhöht das inhärente Rauschen in den Messdaten und die allgemeine Leseverzögerung. Für eine ausführliche Beschreibung des vorgeschriebenen LBT Verfahrens sei an dieser Stelle auf [110] verwiesen.

	Alien ALR 8800 Enterprise	Kathrein RRU4 UHF
Systemarchitektur	XScale™ CPU 64 MB RAM, 32 MB Flash	ARM 9/180 MHz 64 MB RAM, 32 MB Flash
Betriebssystem	Linux Kernel basiert	Kathrein ARM Firmware
Antennenarchitektur	Bistatisch	Monostatisch (Tx,Rx kombiniert)
Antennenports	4	
Kommunikation	Ethernet TCP/IP	Ethernet TCP/IP
Software API	Java / .NET	C / C#
Wide Range Compliance	EN 302208 LBT	EN 302208 EN 302208 LBT
RFID Protokoll	EPC Class1 GEN2/ISO 18000-6C	
Besonderheiten	Proprietäres LBT Protokoll	-

Tabelle 7: Verwendete Readerhardware im Vergleich (Quelle: Datenblatt [111], [112])

In Tabelle 8 sind die verwendeten Antennentypen vergleichend dargestellt, wobei diese aufgrund der Anschlussmöglichkeiten den jeweiligen Readergeräten zuzuordnen sind. Die Antennen des Herstellers *Alien Technologies* weisen einen geringeren Antennengewinn als die Konkurrenzprodukte auf. Wichtig ist an dieser Stelle zu erwähnen, dass vom Hersteller *Alien Technologies* sowohl linear, als auch zirkular polarisierte Antennen zur Verfügung standen. Die Auswirkung der Polarisation auf die Leseergebnisse aufgrund der unterschiedlichen Antennengewinne ist vergleichsweise gering, obgleich die Polarisation im praktischen Bereich eine entscheidende Rolle spielt. Orthogonal zur Polarisationsrichtung ausgerichtete Transponder können nicht gelesen werden, weshalb sich lineare Antennen im industriellen Bereich nicht durchsetzen konnten. Zum heutigen Zeitpunkt sind proprie-

täre RFID Systeme fast ausschließlich mit zirkularen Antennen ausgestattet, weshalb in den Experimenten für diese Arbeit hauptsächlich mit diesen gearbeitet wurde.

	Alien ALR 8611C	Alien ALR 8610L	Kathrein UHF Wide Range
Antennenpolarisation	Zirkular	Linear	Zirkular
Antennengewinn	5 dBiL	6 dBiL	8,5 dBiC
Fernfeld Öffnungswinkel	70°	70°	69°
VSWR	1,5	1,5	1,2
Achsverhältnis	1,5 dB	-	1,0 dB

Tabelle 8: Verwendete Antennentypen im Vergleich (Quelle: Datenblatt [112][113])

Im passiven UHF Bereich ist eine Vielzahl verschiedener Transponder, sogenannter Labels, verfügbar. Im industriellen und logistischen Umfeld werden diese zumeist auf Objekte aufgebracht. Um den verschiedenen Anwendungen Rechnung zu tragen, haben die Hersteller unterschiedliche Antennentopologien entwickelt. Die Zielgrößen sind dabei zumeist der Formfaktor der zu markierenden Objekte sowie das sich im Nahfeld der Transponderantenne befindliche Material. Dies reicht von Glas, Metall und Holz bis hin zu Textilfasern (vgl. Abbildung 11).

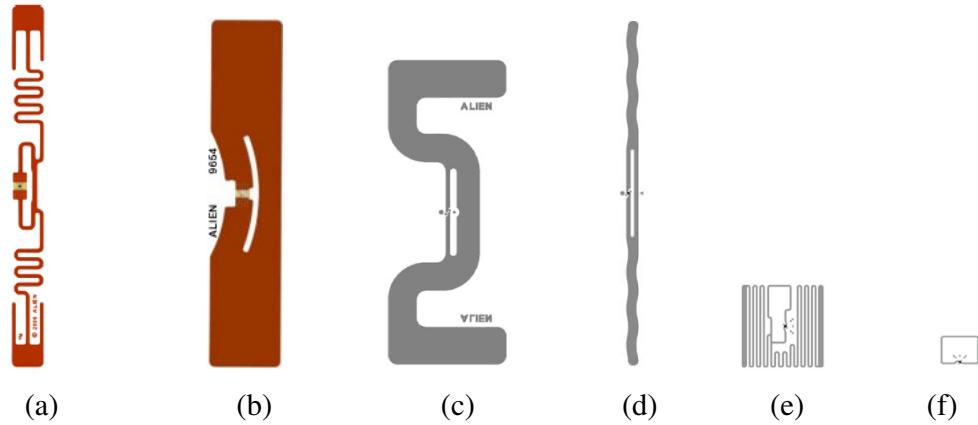


Abbildung 11: Auswahl an Transpondertypen optimiert für unterschiedliche Anwendungen und Trägermaterialien: (a) General Purpose (b) Dielektrika (c) Flüssigkeitsgefüllte Objekte (d) Bücher / Zigaretten (e) Flaschen / Pharmazeutika (f) Einzelhandelsobjekte im Maßstab 1:2 (Quelle: [111])

Wenn keine spezifische Anforderung an den Formfaktor oder ein aufzubringendes Dielektrikum besteht, erreichen *General Purpose* Transponder (vgl. Abbildung 11a) die besten Leseergebnisse und die höchsten Reichweiten. Tabelle 9 zeigt die beiden für die Experimente in dieser Arbeit genutzten UHF Transpondertypen. Die Labels von *Alien Technology* weisen in der Praxis eine etwas bessere Sensitivität und damit eine höhere Reichweite auf. Durchschnittlich konnte in Innenräumen entlang der Hauptkeulen von Readerantenne und Transponder eine maximale Lesereichweite von $\sim 8m$ erreicht werden.

	Rafsec G2 Short Dipole	Alien ALN-9640 „Squiggle®“
ASIC	Impinj Monza 2	Alien Higgs-3
EPC	96 Bit	96-480 Bits
User Memory	512 Bit	512 Bit
Standards		EPCglobal Class1 Gen2 ISO/IEC 18000-6C
Operating Temperature	-20°C – 50°C	-22°C – 50°C
Size (B × H)	97×15 mm	98×16 mm

Tabelle 9: Verwendete Transpondertypen im Vergleich (Quelle: Datenblätter [112][114])

Bei der Platzierung der Transponder in der Umgebung spielen für die Messqualität des Transponders zwei Parameter eine Rolle: das Material im Nahbereich der Transponderantenne sowie die Ausrichtung der Transponderantenne zur Readerantenne.

Das leitfähige oder dielektrische Material im Nahbereich um die Transponderantenne beeinflusst die Richtcharakteristik und den Gewinn der aufgebrachten Antenne und damit auch die erreichbare Backscatter-Signalstärke. Der in Gleichung (3.5) dargestellte Verlust

$$G_{Loss} = G_{Luft} - G_{Material} \quad (3.5)$$

und die Wirkung auf die Richtcharakteristik wurde von *Griffin et al.*[114] untersucht. Die ermittelten Verlustwerte sind in Tabelle 10 anhand von Beispielmaterialien und deren relativen Permittivitätswerten dargestellt. Demnach hat das Material in der Nähe eines Transponders im UHF Bereich erheblichen Einfluss auf dessen Sende- und Empfangsleistung.

	Papp-karton	Acryl-glas	Sperr-holz	Wasser (entionisiert)	Ethylengly-col	Hack-fleisch	Alumi-nium
$G_{Loss}[\text{dB}]$	0,9	1,1	4,7	5,8	7,6	10,2	10,4
ϵ_r	~ 1	2,6	1,7	77,3	33	50	-

Tabelle 10: Dämpfung für ein 915 Mhz UHF RFID System mit einfacher Dipolantenne und verschiedenen Materialien (Quelle: [114])

In Europa untersucht das *European EPC Competence Center* (EECC)[115] jährlich alle am Markt verfügbaren Transpondertypen im Hinblick auf Herstellungsgüte sowie Kommunikationsperformanz⁸. Für den hier verwendeten Transpondertyp *Alien 9640 Squiggle®* ist in Abbildung 12 der in der aktuellen Studie ermittelte Lesereichweitenverlauf für verschiedene Trägermaterialien dargestellt. Unter Laborbedingungen kann für das europäische UHF RFID Frequenzband (~865-868 MHz) demnach eine maximale Lesereichweite von ~12 m erreicht werden, was nah am ermittelten Maximum liegt. Ausgehend von den Ergebnissen dieser Studie und ersten Versuchen kann konstatiert werden, dass das in den Vorarbeiten[15][16] verwendete Experimentalzenario mit bodenmontierten RFID Transpondern je nach Beschaffenheit des Bodenbelages und des Bodens (z.B. Stahlbetonböden mit Stahlbewehrung in geringer Tiefe) zu großen transponderseitigen Dämpfungen führt. Durch den daraus resultierenden Lesereichweiteneinbruch sind nur kleine Flächenaufbauten realisierbar, was für eine Raumanwendung ungeeignet ist. Um dieses Problem zu lösen, wird in dieser Arbeit ein Experimentalaufbau genutzt, bei dem die Transponder in freier Luft nur auf einer dünnen Kunststoffbahn aufgebracht sind. Dadurch können die maximalen Transponderlesereichweiten und Richtcharakteristiken der RFID Antennen optimal berücksichtigt werden.

⁸ Das European EPC Competence Center (EECC) mit Sitz in Neuss veröffentlicht diese Daten im jährlichen EECC UHF TAG PERFORMANCE SURVEY. Die in dieser Arbeit verwendeten Daten stammen aus der Publikation 2013/2014 (<http://eecc.info/allgemein/eecc-uhf-tag-performance-survey.html>).

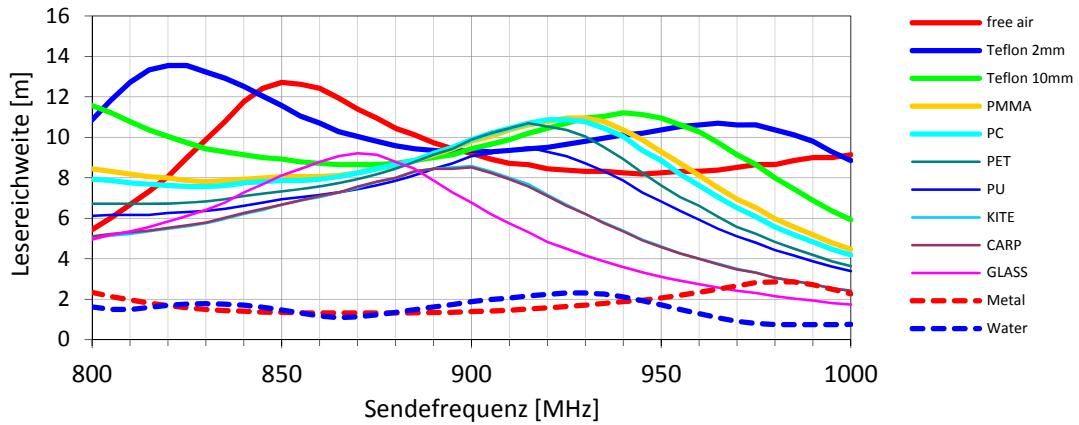


Abbildung 12: Verlauf der Lesereichweite bei Verwendung eines Alien Squiggle® 9640 Transponders auf unterschiedlichen Trägermaterialien (Quelle: [116])

3.3. Experimentalszenario

Für die Validierungsexperimente wird in der vorliegenden Arbeit ein quadratischer Versuchsaufbau verwendet. Dieser wird in den Kapiteln 4, 5 und 6 hinsichtlich der jeweils zu untersuchenden Problemstellung adaptiert und parametrisiert, sodass eine allgemeine Beschreibung der zentralen Eigenschaften an dieser Stelle sinnvoll ist.

Abbildung 13 zeigt den grundlegenden Systemaufbau. Der Nutzer bewegt sich innerhalb eines quadratischen Messfeldes, welches durch äquidistant angebrachte UHF Transponder begrenzt wird. Diese werden aus den in 3.2 genannten Gründen nicht auf den Boden, sondern in einer Höhe von $\sim 1,0\text{m}$ über dem Boden auf $25\mu\text{m}$ dickem PE-Band aufgebracht, um *Free Air* ähnliche Lesereichweiten und -geschwindigkeiten der Transponder zu erreichen. Die Transponder werden mit einer 96 Bit EPC konformen[108] individuellen Identifikationsnummer versehen. Die Erfassung der Transponder erfolgt über 4 UHF Antennen und einen UHF RFID Reader (vgl. Kap. 3.2). Dieser liest die Transponder nach einer zuvor zu spezifizierenden Antennensequenz $AS = \{T_x, R_x\}_i$ kontinuierlich aus. Die RFID Kommunikation erfolgt im ISM 868 MHz Frequenzband sowie ETSI EN 302208 konform mit einer maximalen abgestrahlten Leistung von 2W ERP.

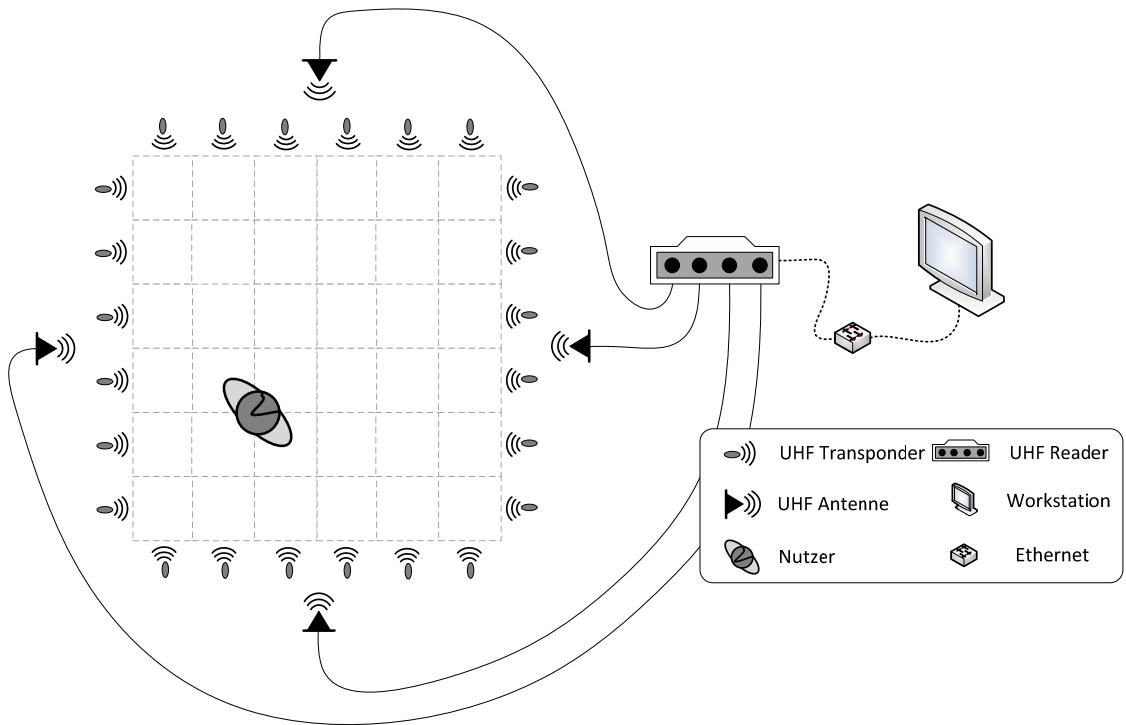


Abbildung 13: Grundlegender Systemaufbau

Alle Transponderantworten werden durch die Readerhardware bei Eingang mit einem Unix-Zeitstempel t_y versehen und als TCP Paket an eine Workstation⁹ geschickt.

Das Aufnehmen der Messdaten erfolgt durch den im *Gen2* Protokoll [108] referenzierten *Inventoryprozess* weitestgehend automatisiert ab. Als Abbruchbedingung wird entsprechend dem Validierungsvorhaben entweder ein Minimum an Lesungen pro Transponder oder eine maximale Messzeit t_{meas} vorgegeben.

Aus den übertragenen Transponderdaten wird nur der *EPC* zur Transponderidentifikation sowie der vom Reader ausgegebene Signalstärkeindikator genutzt. Um diesen Wert zu erhalten, wird das RSSI-Register des im Reader integrierten UHF RFID Chips ausgelesen. Nach der Demodulation des Trägersignals (*In-phase & Quadrature*) wird der resultierende Zeiger des I und Q Signals, wie in Gleichung (3.6) dargestellt, als sogenannter *Narrow-*

⁹ Workstation: CPU: Intel®Core™2 Quad CPU @ 4*3GHz RAM: 8 GB OS: Ubuntu 14.04

$$\hat{u} = \sqrt{I^2 + Q^2} \quad (3.6)$$

band Received Signal Strength Indicator intern von einem separaten RSSI Block über n Transponderlesungen gemittelt, wobei n weder bekannt noch konfigurierbar ist. Der ausgelesene Wert stellt sich laut Hersteller als proportionale Repräsentanz der logarithmierten Empfangsamplitude dar (vgl. Gleichung (3.7)).

$$RSSI = a \log_2(\hat{u}) \quad (3.7)$$

Die Steuerung des RFID Kommunikationsprotokolls erfolgt über ein an die API des Readers angepasstes Java®¹⁰ Script (*Alien Techn.*) bzw. über eine C-Applikation¹¹ (*Kathrein*). Die Transponderdaten werden aufgezeichnet und offline in Matlab®¹² ausgewertet (*Post-processing*).

Wie bereits in Kap. 3.2 erwähnt, standen für die Evaluation zwei verschiedene Hardwareplattformen mit jeweils zugehörigen Antennen zur Verfügung. Aufgrund der maximalen Lesereichweite bei passiven UHF Transpondern ist ein maximaler Feldaufbau von $\sim \{5 \times 5\} \text{ m}$ möglich. Die damit erreichbare Feldfläche von 25 m^2 ist mit einem Innenraum in privatem oder geschäftlichem Umfeld vergleichbar. Aufgrund dieser Dimension fanden die Experimente im Atrium des Instituts für Informatik in Rostock statt (vgl. Abbildung 14).

Bedingt durch die verschiedenen Richtcharakteristiken und Antennengewinne, sind zwei verschiedene Aufbaumöglichkeiten zu unterscheiden, die im Folgenden beschrieben werden.

¹⁰ Java® Version 7 Update 9 (build 1.7.0_09-b05) 32-Bit

¹¹ C Stack unter Debian GNU/Linux 7.0 („Wheezy“)

¹² MathWorks® MATLAB® Version R2012a (7.14.0.739) 32-Bit



Abbildung 14: Atrium des Instituts für Informatik der Universität Rostock,
Albert-Einstein-Str. 22, 18059 Rostock

Aufbau 1 – Multistatischer UHF Reader

Bei der Nutzung eines multistatischen UHF Readers ist für das Auslesen einer Feldseite immer eine energieversorgende Antenne T_x sowie eine das Backscattersignal lesende Empfangsantenne R_x zu definieren. Dafür werden die UHF Antennen auf gleicher Höhe hinter den Transponderlinien positioniert. Dabei müssen sie jeweils weit genug von dieser entfernt sein, um auch die äußeren Transponder ausreichend mit Energie versorgen zu können. Daher werden sie für eine optimale Abstrahlung $\sim 1,0m$ hinter den Transponderlinien aufgebaut. Die jeweils gegenüberliegende Antenne empfängt die Transponderdaten. In dieser Architektur kann der energieversorgende Pfad als statische Energieversorgung angesehen werden, wenn der Nutzer sich lediglich im Feld bewegt. Dadurch können alle weiteren Betrachtungen auf Basis einer 2-Punkt-Kommunikation zwischen Transponder und Antenne R_x angestellt werden.

Mit diesen Antennenpositionen ist ein $\{3,1 \times 3,1\}m$ Messfeld mit einer Fläche von $\sim 9,6 m^2$ realisierbar. Auf den Transponderlinien werden jeweils 10 Transponder in einem

Abstand von $\sim 0,34m$, in Summe 40 Transponder, angebracht. Innerhalb des Messfeldes werden 13 verschiedene Nutzerpositionen definiert (vgl. Abbildung 15).

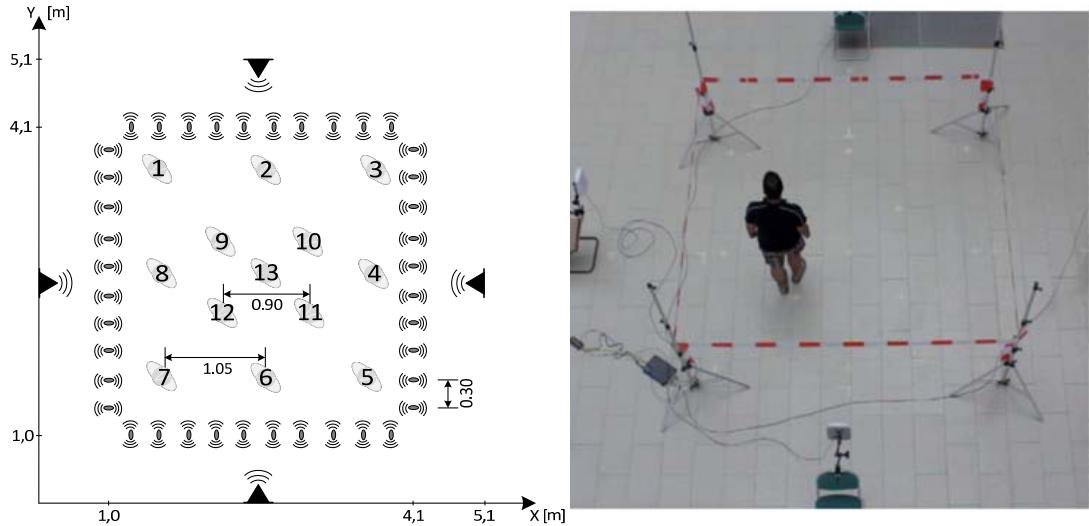


Abbildung 15: Experimentalaufbau und Bild des Aufbaus bei multistatischer Reader Architektur

Aufbau 2 – Monostatischer UHF Reader

Für den zweiten Aufbau wird die beschriebene monostatische Reader Hardware genutzt, die sowohl die Energieversorgung als auch den Backscatterempfang mit der jeweils gleichen Antenne realisiert. Eine geringere Richtcharakteristik macht dabei eine Integration der Antennen in die Transponderlinien möglich. Jede UHF Antenne ist auf die gegenüberliegende Feldseite auszurichten. Dies macht diesen Aufbau für eine Innenraumlokalisierung interessanter, weil Transponderlinien und Antennen in Wände integriert werden können.

Der hohe Antennengewinn und die Richtcharakteristik machen ein $\{5,0 \times 5,0\}m$ Messfeld mit einer Fläche von $\sim 25,0 m^2$ realisierbar. Auf den Transponderlinien werden somit 24 Transponder in einem Abstand von $\sim 0,2m$, in Summe 96 Transponder, angebracht. Innerhalb des Messfeldes werden ebenfalls 13 verschiedene Nutzerpositionen definiert (vgl. Abbildung 16).

Die beiden verschiedenen Experimentalaufbauten haben unterschiedliche Vor- und Nachteile. Während im multistatischen Aufbau weniger Transponder anzusprechen sind und durch die zurückgesetzten Antennenpositionen eine homogenere Verbindungsverteilung erreicht wird, zeichnet sich der monostatische Aufbau durch eine realistischere Abbildung eines Innenraumes im privaten oder geschäftlichen Bereich aus. In Abhängigkeit von der zu untersuchenden Fragestellung wird im Verlauf dieser Arbeit der jeweils passendere Aufbau bzw. beide Aufbauten verwendet.

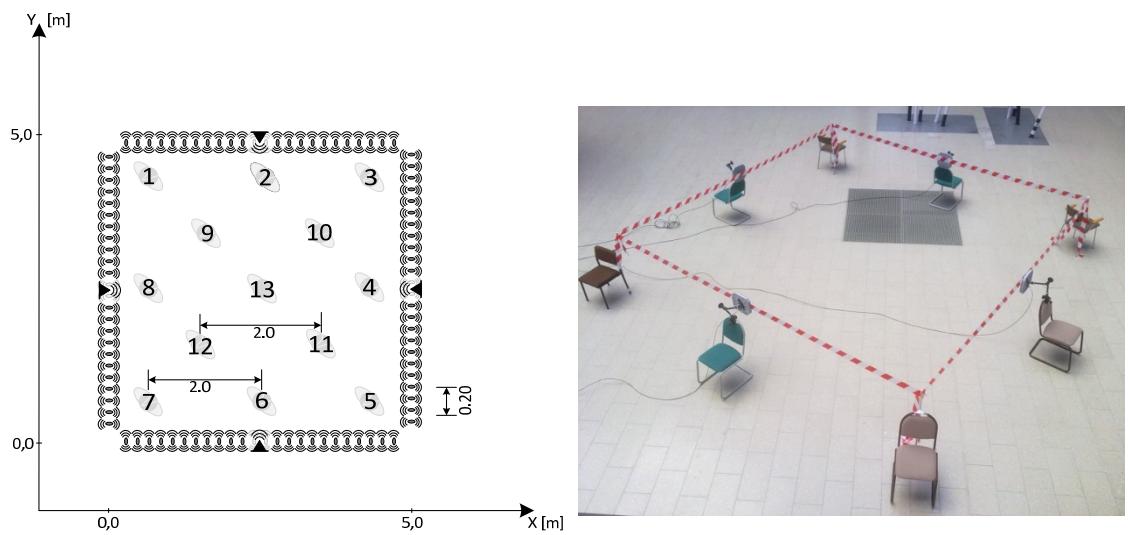


Abbildung 16: Experimentalaufbau und Bild des Aufbaus bei monostatischer Reader Architektur

3.4. Adaptives Agglomeratives Clustering (AAC)

Wie bereits erwähnt, wurde die passive RFID Technologie in den letzten Jahren vor allem als Ersatz für die im Logistikbereich typische Objektkennzeichnung per klassischem Barcode, für Zutrittssteuerungen oder Diebstahlsicherungen entwickelt und genutzt. Um diesen Anwendungsfeldern gerecht zu werden, wurden passive Kommunikationsprotokolle vor allem im Hinblick auf einmalige Transpondererkennung und nicht in Bezug auf Verbindungsqualität, Signalstärke oder Auslesegeschwindigkeit optimiert. Darüber hinaus ist in diesen Anwendungsfeldern zumeist mit nur wenigen (Logistikanwendungen) bis einzelnen (Zutrittskontrollen) Transpondern in der Umgebung eines Readers zu rechnen.

Gerade bei dem in dieser Arbeit beschriebenen Ansatz der gerätefreien Lokalisierung mit passiver RFID Technologie offenbart sich an dieser Stelle ein ausgeprägter Trade-off zwischen Auflösung und zeitlicher Performanz. Hohe Auflösungen werden nur mit einer großen Menge an Sensordaten, also einer hohen Anzahl an Transpondern, erreicht. Die Feldlesezeit steigt auf der anderen Seite mit wachsender Transponderzahl. Da bei der Nutzung eines proprietären RFID Systems das Leseprotokoll nicht geändert werden kann, wird in diesem Abschnitt ein Clusteringalgorithmus vorgeschlagen, der dem beschriebenen Problem begegnet.

3.4.1. Dichte Transponder Umgebungen

Die Kommunikationslogik von Long Range RFID Systemen, deren Kommunikation im UHF-Bereich stattfindet, ist im *EPCglobal[108] Radio-Frequency Identity Protocol for Class-1 Generation-2 UHF RFID communication at 860 – 960 MHz* standardisiert (nachfolgend kurz *Gen2* bezeichnet). Aufgrund der im Vergleich zu klassischem Nahfeld-RFID relativ hohen Kommunikationsreichweite im UHF Band wird diese Technologie vor allem in der Logistik eingesetzt, um mehr als einen Transponder erfassen zu können. Typischerweise sind Anwendungen als Lesetore für Förderbänder, Regal- und Platzüberwachungen sowie Fahrzeugidentifikationen. Der Lesebereich eines RFID-Readers ist durch die Richtcharakteristik seiner Antennen definiert und auf diesen begrenzt. Sollen höhere Tagpopulationen erfasst werden, müssen mehrere Reader (im Standard auch: *Interrogator*) zum Einsatz kommen, die den Lesebereich erweitern. Diese Bereiche werden als sogenannte „*Dense Reader Environments*“ im Standard berücksichtigt. Um möglichen Kollisionen vorzubeugen, wird zumeist ein *Listen-Before-Talk*-Protokoll (LBT) implementiert. Für den Standard-Anwendungsfall der Identifizierung ist dies vollkommen ausreichend, da bei Supply Chain-, Produktions- oder Lagerlogistik anwendungen nur in Ausnahmefällen größere Transponderpopulationen gelesen werden müssen (vgl. [107]).

Für das in dieser Arbeit beschriebene Verfahren sollen jedoch Versuchsumgebungen untersucht werden, die eine sehr hohe Anzahl an Transpondern gegenüber einer möglichst kleinen Anzahl von Lesegeräten (Kostenreduktion) umfassen. Diese Umgebungen können als sogenannte *Dense Transponder Environments* (DTEs) bezeichnet werden.

WSN Methode	pRFID Methode
$n_{tx} = n_{rx}$	$n_{tx} \gg n_{rx}$

Tabelle 11: Relation von Sender- und Empfängerpaaren in unterschiedlichen Ansätzen

Von aktiven funknotenbasierten Ansätzen unterscheidet sich die Relation zwischen Sender- und Empfängerknoten deutlich. Wie in Tabelle 11 dargestellt, haben auf drahtlosen Sensornetzen (WSN) basierende Ansätze typischerweise die gleiche Anzahl von Sendern und Empfängern, was eine deutliche Erhöhung der Kommunikationsdichte bei größerer Bearbeitungsverteilung auf die einzelnen Knoten möglich macht.

DTEs weisen bereits bei einer einfachen Abfrage (auch: *Inventory*) grundsätzlich ein Nachrichtenkollisionsproblem auf. Dafür arbeiten nach *Gen2* standardisierte Transpondertypen ihre Kommunikation nach einem auf dem Slotted ALOHA Prinzip basierenden Antikollisionsmechanismus ab. Für eine detaillierte Beschreibung sei an dieser Stelle auf Abschnitt 4.4.1.2 verwiesen. Dieser Mechanismus ist darauf optimiert, jeden Transponder in Empfangsreichweite möglichst einmal zu lesen, um somit im Sinne der Anwendung in der Logistik alle mit einem RFID-Label versehenen Objekte zu erfassen. Das Abarbeiten aller Zeitschlüsse erfolgt in Abhängigkeit von der Transponderzahl mit linear steigendem Zeitaufwand (vgl. Experimentalergebnisse in Abbildung 17).

Bei einem gerätefreien Lokalisierungssystem hängt die Auflösung und damit verbunden auch die Genauigkeit der Positionsschätzungen direkt von der Anzahl der zur Verfügung stehenden Messpunkte ab[16][63]. Eine Auflösungserhöhung ist demnach nur mit einer steigenden Anzahl an Transpondern im Feld möglich. Daraus resultiert ein Trade-off zwischen zeitlicher Performanz und Lokalisierungsgenauigkeit, der in Abbildung 17 ebenfalls dargestellt ist. Die weiteren Betrachtungen sind vom verwendeten Lokalisierungsalgorithmus unabhängig. Für die Validierungsuntersuchungen in diesem Kapitel wird der in Abschnitt 4.3 beschriebene bildgebende Ansatz aufgrund seiner geringen algorithmischen Komplexität und dem daraus resultierenden geringen Rechenaufwand verwendet.

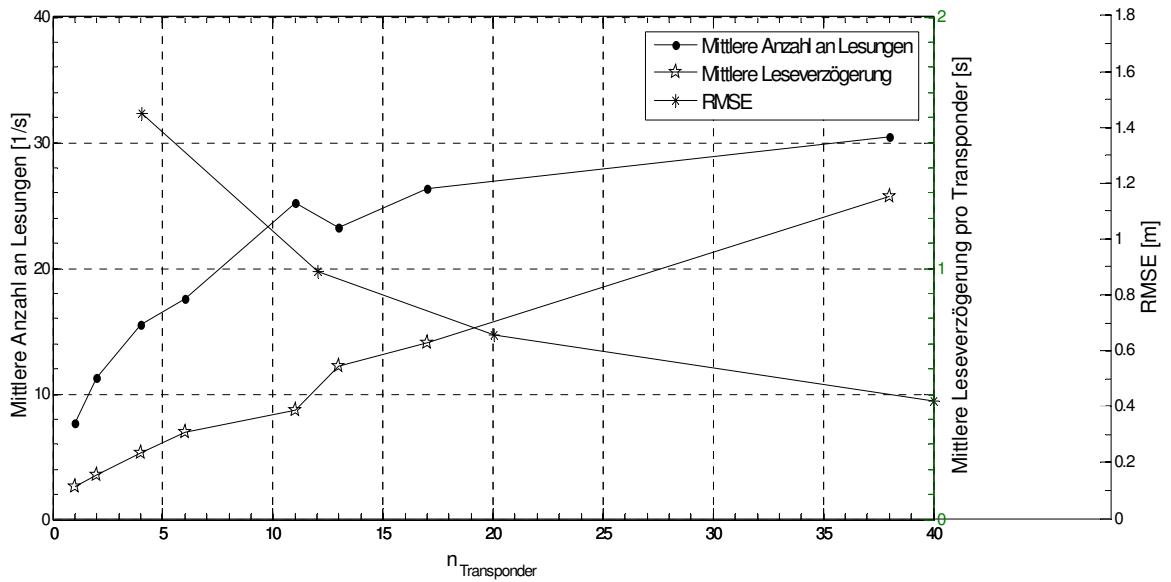


Abbildung 17: Mittlere Anzahl von Lesungen, Mittlere Verzögerung und Mittlerer Lokalisierungsfehler (RMSE) in Abhängigkeit von der Anzahl der verwendeten Transponder (Experimentalergebnis)

3.4.2. Clustering Ansatz

Um den Zielkonflikt zwischen Lokalisierungsgeschwindigkeit und -genauigkeit zu lösen, soll an dieser Stelle ein Verfahren vorgestellt werden, welches hinsichtlich der zeitlichen Performanz zu heute verfügbaren Lokalisierungssystemen ähnliche Ergebnisse liefert. Die Lokalisierung im Freien per Smartphone beispielsweise kompensiert die relativ lange Berechnungsdauer der ersten Positionsschätzung (auch: *Cold Time to First Fix* (TTFF)) eines GPS Moduls mit schnelleren lieferbaren Positionen von netzgestützten und Assisted GPS Methoden (vgl. 2.3). Abbildung 18 zeigt eine aufgenommene Positionsschätzung¹³ mit einem Nokia 5800 Smartphone bei eingeschaltetem GPS, unterstütztem GPS, netzbasierter Ortung sowie WLAN basierter Ortung. Während die TTFF des integrierten GPS Moduls bei ~10s liegt, ist eine frühere gröbere Schätzung bereits nach der Hälfte dieser Zeit möglich, wobei der mittlere Lokalisierungsfehler deutlich höher bei 300m liegt.

¹³ Position: Richard-Wagner-Str. 31, 18119 Rostock-Warnemünde



Abbildung 18: Positionsschätzungszeitfolge auf einem Nokia 5800 Smartphone bei eingeschalteten Bestimmungsmethoden GPS, A-GPS, Net Based und WLAN

Ziel ist es, eine dynamische Lokalisierung zu ermöglichen, die eine schnelle Lokalisierungsgeschwindigkeit gegenüber einer hohen Genauigkeit priorisiert, sodass eine auf dem Lokalisierungsverfahren aufbauende Anwendung schneller eine erste Schätzung zur Verfügung gestellt bekommt. Grundlage des Ansatzes bildet die im Inventoryprozess verfügbare Maskierungsfunktionalität. Jeder Transponder gleicht seinen EPC Code mit der vom Reader gesendeten Hex-Maske ab. Nur wenn sie übereinstimmen, sendet der Transponder seine Daten. So können einzelne Transponder bzw. Transpondergruppen gezielt angesprochen werden.

Um dies für eine schnellere Positionsschätzung nutzbar zu machen, wird ein 2-phasiger Clusteringansatz eingeführt. Dafür wird ein symmetrischer *Initialization Transponder Cluster* $\bar{T} = \{t_1; \dots; t_x\}$ definiert, der eine festzulegende minimale Transponderpopulation enthält. Diese ist so zu wählen, dass eine symmetrische Struktur der Kommunikationswege über dem Messfeld entsteht.

Der Ablauf des Clusteringverfahrens ist in Listing 1 im Pseudocode dargestellt. In *Phase 1* wird der P_{FF} (*First Fix*) auf Basis des minimalen Initialclusters errechnet und bildet eine erste grobe Schätzung der Nutzerposition.

Im Umfeld des P_{FF} ist die Wahrscheinlichkeit einer Nutzerpräsenz im Vergleich zum restlichen Feld relativ hoch. Daher werden in den folgenden Schritten des Clusteringprozesses (*Phase 2*) die Kommunikationsverbindungen bevorzugt, die diesen Bereich durchlaufen.

Dem neuen Transpondercluster werden alle Kommunikationsverbindungen i zugewiesen, bei denen ein gedachtes Rotationsellipsoid um das jeweilige T_xR_X -Paar mit dem Radius λ den P_{FF} einschließt (vgl. (3.8)).

$$\underline{D}_{iP}(t) = \begin{cases} 1 & \text{für } d_{t(i)P} + d_{Prx(i)} < d_{t(i)rx(i)} + \lambda(t) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.8)$$

wobei $\underline{D}_{iP}(t)$ die binäre Entscheidungsmatrix für alle Links i und $P = P_{FF}$ darstellt.

Die Schrittweite wird dabei iterativ über den Parameter λ erhöht. Die Clustergröße wächst logarithmisch zu λ .

Diese agglomerative Clusterbildung ist in Abbildung 19 für drei aufeinander folgende Zeitabschnitte beispielhaft dargestellt. In jedem Iterationsschritt wird die neue Positions schätzung auf Basis der Messdaten des aktuellen Transponderclusters nach einem zu wäh rendem Lokalisierungsverfahren berechnet. In jedem weiteren Clusteringschritt sind dann nur die bisher nicht gelesenen Transponder neu abzufragen.

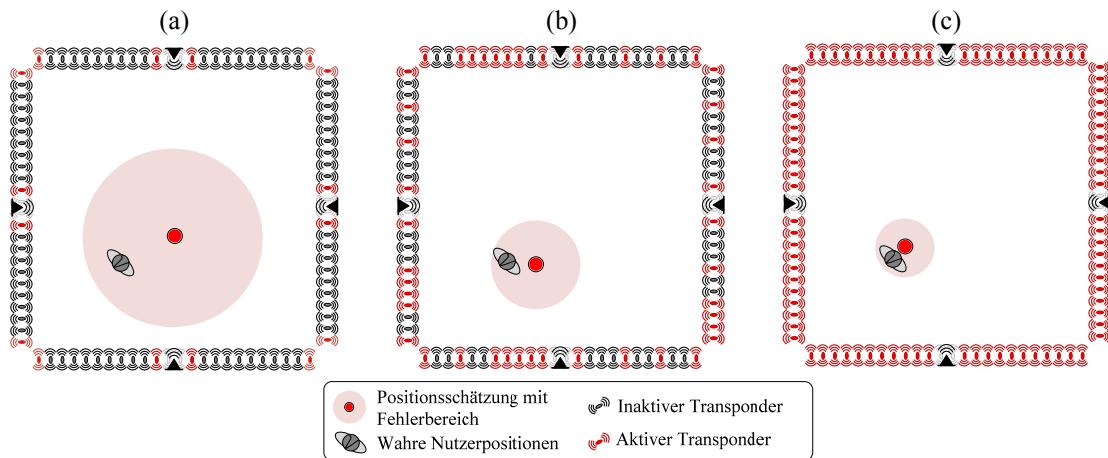


Abbildung 19: Beispielclusteringverlauf mit (a) Initialization Cluster, (b) Zwischencluster und (c) Full Field Maskierung, sowie Beispiel Positionsschätzungen aus der Evaluation

Im Gegensatz zu statischen Positionsbestimmungen, bei denen erst nach komplett erfolgter Datenaufnahme eine Positionsschätzung stattfindet, sind bei diesem Verfahren gröbere Schätzungen bereits nach sehr viel kürzeren Zeiten möglich. Darauf aufbauende Applikationen, wie z.B. Intentionserkennungsalgorithmen oder Nutzerverfolgungsmethoden, kön-

nen mit Kenntnis über mögliche Präsenzbereiche des Nutzers weitaus früher ausgeführt werden.

```

1  Procedure [ $\Theta_{est}$ ] loc_clustering
2   $\{\omega\} \leftarrow \{\lambda_1; \dots; \lambda_{max}\}$ 
3  for  $i = 1$  to length( $\{\omega\}$ )
4   $\lambda \leftarrow \{\omega\}_i$ 
5   $\{T\} \leftarrow getTransponders();$ 
6   $\{AS\} \leftarrow getAntennaSeqs();$ 
7   $\{P\} \leftarrow getDiscreteUserCoords();$ 
8  for  $x = 1$  to length( $\{P\}$ )
9  if  $\{P\}_x = \Theta_{est}$ 
10 for  $j = 1$  to  $\{T\} \times \{AS\}$ 
11  $\{P\}_{xj} \leftarrow \begin{cases} 1 & \text{if } d_{T(j)P(x)} + d_{P(x)Rx(j)} < d_{T(j)Rx(j)} + \lambda \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$ 
12  $\{Corr\}_{jx} \leftarrow \{P\}_{xj}$ 
13 end
14  $\{l\} \leftarrow \{Corr\}_{:x}$ 
15 end
16 end
17  $\{t\} \leftarrow getTransponders(\{l\})$ 
18  $\Theta_{est} \leftarrow Loc\_Alg(\{t\}, \dots)$ 
19 return  $\Theta_{est}$ 
20 end
21 end procedure

```

Listing 1: Pseudocode für das Adaptive Clustering

3.4.3. Evaluation

Zur Evaluation des Clustering Verfahrens wurde *Aufbau 2* (vgl. 3.3) als Referenzaufbau genutzt. Die Parameter des Versuches sind in Tabelle 12 aufgeführt.

Versuchsfläche	$\{5,0 \times 5,0\} \text{ m}^2$
Anti-Kollisions-Parameter ¹⁴	{3,1,1}
Lesungen pro Transponder	> 10
Antennenpolarisation	Zirkular
ETSI	EN 302-208
$\lambda [m]$	0.1

Tabelle 12: Verwendete Experimentalparameter

Der Inventoryprozess wird durch eine Mindestanzahl an Messwerten pro Messpunkt begrenzt. Die Feldmessungen werden mit einer stehenden Einzelperson auf allen definierten 13 Positionen im Feld durchgeführt. Als Referenzlokalisierungsverfahren für die Validierungssimulation des Clusteringalgorithmus wird der in 4.3.1 vorgestellte bildgebende Ansatz benutzt, da dieser das bestmögliche Verhältnis zwischen Lokalisierungsgenauigkeit und Rechenaufwand bietet.

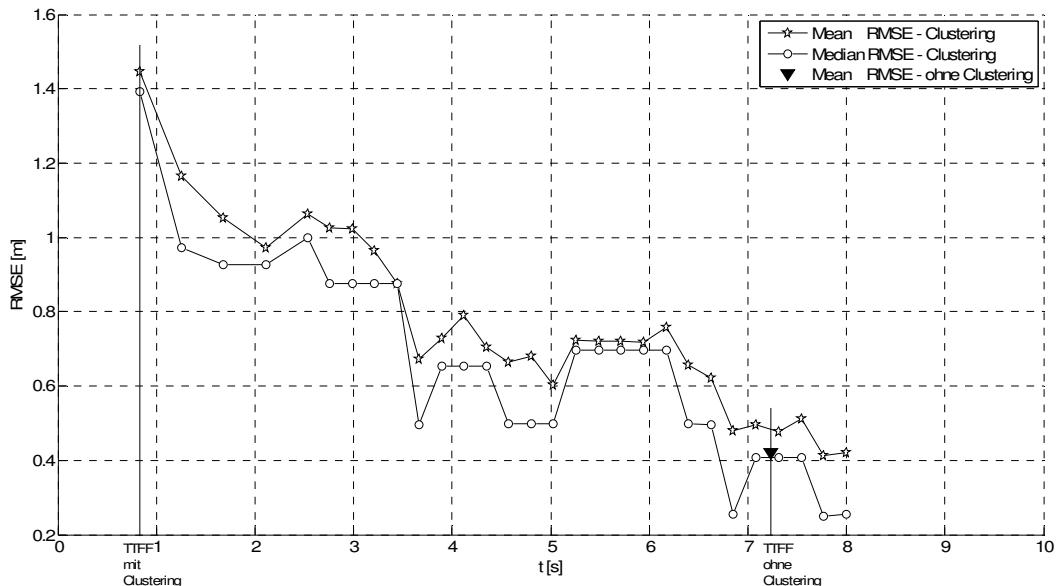


Abbildung 20: Progression des Lokalisierungsfehlers bei konstanter Clusteringrate

¹⁴ Für die Diskussion der möglichen Ausprägungen der Anti-Kollisions-Parameter und deren Wirkung sei an dieser Stelle auf Kapitel 4.4.1 verwiesen.

Der Ansatz erreicht einen dem zugrundeliegenden Lokalisierungsalgorithmus entsprechenden maximalen $\text{RMSE} \approx 0.3m$ (auf 80% Konfidenzniveau). Nach $0,9s$ ist der *Cold First Fix* P_{FF} mit einem $\text{RMSE} \approx 1,4m$ möglich. Diese Schätzung kann mit einer zeitlichen Taktung von $\sim 3 \text{ Hz}$ verfeinert werden. Nach $5,0s$ kann die Position bereits mit einem $\text{RMSE} \approx 0,5m$ angegeben werden. Der Zeitverlauf des mittleren Lokalisierungsfehlers bei der Ermittlung des P_{FF} ist in Abbildung 20 dargestellt. Zum Vergleich ist die Berechnung des P_{FF} im klassischen Fall, d.h. nach Aufnahme des vollständigen Messvektors, ebenfalls eingezeichnet. Der in diesem Fall erreichte mittlere $\text{RMSE} \approx 0,4m$ wurde bei Nutzung des Clustering Verfahrens $\sim 0,5s$ später erreicht.

Innerhalb der TTFF des klassischen Ansatzes konnten in diesem Experiment ~ 25 Schätzungen mit fallendem mittlerem Positionsfehler errechnet werden. Phasen stagnierender Lokalisierungsgenauigkeit im Zeitverlauf sind ein Resultat der gewählten Transpondercluster, da diese bei steigendem λ zuerst stark beeinflusste Links in der Nähe des P_{FF} berücksichtigen. Fehleranstiege sind vor allem mit dem Hinzukommen von Signalstärkemessungen mit hohen Rauschanteilen begründbar.

4. Lokalisierungsmethoden

Die Steigerung der zeitlichen und örtlichen Performanz gehört zu den Kernthemen dieser Arbeit. Nach dem in Kapitel 3 die ersten Untersuchungen sowie die in dieser Arbeit genutzten Experimentalzenarien erläutert wurden, ist der zentrale Lokalisierungsalgorithmus das Thema dieses Kapitels. Im ersten Schritt werden bereits untersuchte Techniken sowie die zeitliche und örtliche Performanz erwähnt. Im Vergleich dazu werden ein trainingsbasierter und ein bildgebender Lokalisierungsansatz vorgestellt und experimentell untersucht. Den Abschluss des Kapitels bilden eine Optimierung des bildgebenden Ansatzes in zeitlicher Hinsicht sowie die Implementierung eines onlinefähigen Lokalisierungsdemonstrators.

4.1. Stand der Forschung

Ausgangspunkt für die Untersuchung von Positionsbestimmungsverfahren in einem gerätefreien, auf passivem RFID basierenden Ansatz sind die Untersuchungen von Lieckfeldt et al.[15][16]. Aufbauend auf den Ausführungen in Kap. 3.1 beschreiben die Autoren drei verschiedene Lokalisierungsansätze: einen *Mustererkennungsansatz* sowie zwei algorithmisch weniger komplexe *geometrische Näherungsmethoden*. Die Ansätze werden an dieser Stelle kurz beschrieben und bewertet, da sie als Referenz für die in dieser Arbeit untersuchten Ansätzen dienen sollen.

Mustererkennung

Grundlage für datenbankbasierte Ortungsverfahren sind im Allgemeinen eine Menge a priori zur Verfügung stehender Messvektoren für mögliche Feldpositionen. Bei der Anwendung von Mustererkennungsverfahren wird der zur Laufzeit aufgenommene Messvektor anhand einer zu definierenden Metrik mit der Datenbank verglichen. Diese bestimmt, welches der zur Verfügung stehenden Muster am besten zu den aktuellen Messwerten passt.

Bei funkbasierten *Fingerprinting* Methoden (vgl. [25][26][43]) werden die Musterdaten im Regelfall aus Referenzmessungen an bekannten Messpunkten erzeugt, die als *Finger-*

prints bezeichnet werden. Da mit dem in 3.1 beschriebenen physikalischen Modell bereits ein idealisiertes Messmodell vorliegt und die Aufnahme von genügend Feldmessungen mit einem zeitlich nicht optimierten RFID System eine sehr lange Zeit in Anspruch nimmt, errechnen die Autoren die bekannten Muster anhand dieses Modells.

Als Vergleichsmetrik wird die Anwendung der Parameterschätzmetode *Maximum Likelihood* (MLE) vorgeschlagen. Dabei wird eine sogenannte Likelihoodfunktion $l(\underline{p}_{\text{Nutzer}})$ (auch: Plausibilitätsfunktion) aufgestellt, die auf Basis der Einzelwahrscheinlichkeiten (bei diskreten Positions値en) oder der gemeinsamen Dichtefunktion (bei stetigen Positions値en) die Plausibilität einer Stichprobenrealisation misst. Die Stichproben werden aus den Differenzen zwischen den gespeicherten und dem gemessenen Signalstärkevektor gebildet, der Parametervektor ist dabei der zweidimensionale Positionsvektor $\underline{p}_{\text{Nutzer}}$. Die Schätzung entspricht dann dem Parametervektor, der die Likelihoodfunktion und somit die Plausibilität maximiert. Um die Rechenkomplexität zu verringern, nutzen die Autoren die zur Maximierung der Likelihoodfunktion $l()$ analoge Minimierung der negativen Log-Likelihoodfunktion. Die Schätzung ergibt sich somit laut Gleichung (4.1):

$$\underline{P}_{\text{Nutzer}} = \text{argmin} \left\{ -\log(l(\underline{p})) \right\} \quad (4.1)$$

In der Validierung erreicht die MLE Methode den niedrigsten Positionsfehler mit einem $\text{RMSE} \approx 0,63m$ auf 80% Konfidenzniveau (vgl. Abbildung 21). Das Problem dieser Methode stellt allerdings die algorithmische Komplexität dar. Auf der Experimentalhardware benötigte diese Methode mit steigender Anzahl an Transponderdaten bereits bei $n_{\text{Transponder}} = 40$ eine Berechnungszeit von $t_{\text{calc}} > 8s$ (vgl. Abbildung 22), was eine onlinefähige Lokalisierung bereits ohne Betrachtung der Messzeiten unmöglich macht. Weiterhin ist eine hohe örtliche Performanz bei stetigen Positions値en nur möglich, wenn eine ausreichend große und genaue Musterdatenbasis zur Verfügung steht. Eine Genauigkeitssteigerung ist dann ebenfalls mit einer steigenden Berechnungszeit verbunden. Aus diesem Grund betrachten die Autoren zwei geometrische Näherungsansätze, die dem Problem der algorithmischen Komplexität begegnen.

Geometrische Näherungsmethoden

Mit *Weighted Linear Least Squares* (WLLS) sowie *Centroid of Nearest Intersection Points* (CNIP) beschreiben die Autoren zwei Verfahren, die auf einer zweidimensionalen Linieninterpretation (vgl. Gl. (4.2)) der LOS jeder einzelnen Sender-Empfänger-

$$\underline{a}p = \underline{b} \quad (4.2)$$

Kombination beruhen. In beiden Verfahren werden aus der Menge an Kommunikationslinien die Verbindungen extrahiert, deren Signalstärkedifferenz in einem definierten Schwellwertbereich liegt, der die Transinformation zwischen Nutzerposition und Signalstärkenabfall maximiert. Weiterhin werden die Kommunikationsverbindungen anhand ihres Signalstärkenbetrages gewichtet, um stärker abgeschwächten Verbindungen einen höheren Einfluss zu geben.

In der WLLS Methode ergibt sich die Positionsschätzung aus der Minimierung der Residuen zwischen den gefilterten Verbindungen, also nach klassischer Kleinste-Quadrat-Methode nach Gleichung (4.3).

$$\underline{P}_{\text{Nutzer}} = (\underline{a}^T \underline{w} \underline{a})^{-1} \underline{a}^T \underline{w} \underline{b} \quad (4.3)$$

Dabei definieren die Vektoren \underline{a} und \underline{b} die Kommunikationslinien und die Matrix \underline{w} die Schwellwertgewichtungen.

Das CNIP Verfahren erweitert die geometrische Linienbetrachtung um die Schnittpunkte (*Intersection Points*) aller gewichteten Kommunikationsverbindungen \underline{P}_{IP} . Es erfolgt eine weitere Filterung auf Basis aller Schnittpunktsabstände. Da sich diese im Bereich der realen Nutzerposition häufen, werden nur die Schnittpunktpaare ausgewählt, die einen unterhalb eines zu definierenden Schwellwertes liegenden Abstand zueinander haben. Die geschätzte Position ergibt sich dann aus dem geometrischen Schwerpunkt dieser Punkte:

$$\underline{P}_{\text{Nutzer}} = |\underline{P}_{IP}|^{-1} \sum(\underline{P}_{IP}) \quad (4.4)$$

Die beiden geometrischen Näherungsmethoden erreichen auf 80% Konfidenzniveau einen höheren maximalen $RMSE \cong 1,37m$ (vgl. Abbildung 21). Damit liegt der Fehler mehr als

doppelt so hoch wie bei der MLE Methode. Der Vorteil dieser Methoden liegt, bedingt durch einfache Matrixoperationen, klar beim zeitlichen Berechnungsaufwand. Dieser liegt mit $\sim 0,05$ s bei 40 Feldtranspondern (vgl. Abbildung 22) klar unterhalb des MLEs und macht die Verfahren onlinetauglich.

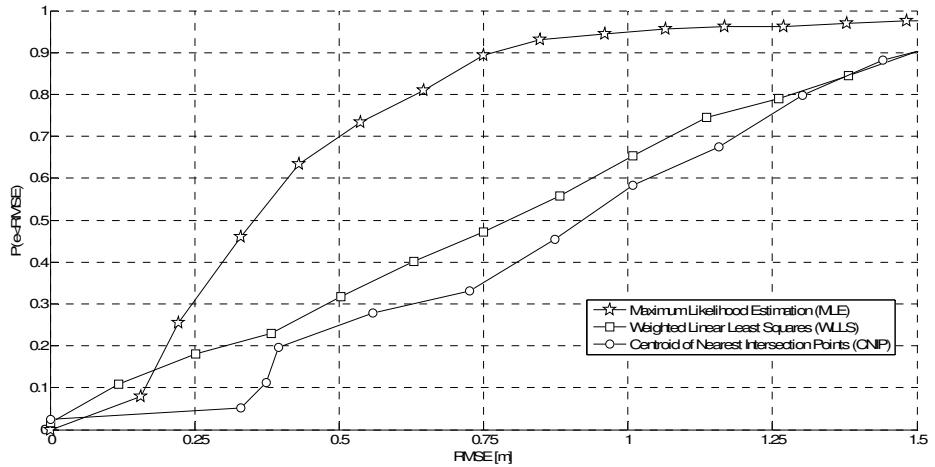


Abbildung 21: Kumulierte Verteilungsfunktion des RMSE für die beschriebenen Lokalisierungsverfahren (nach [15])

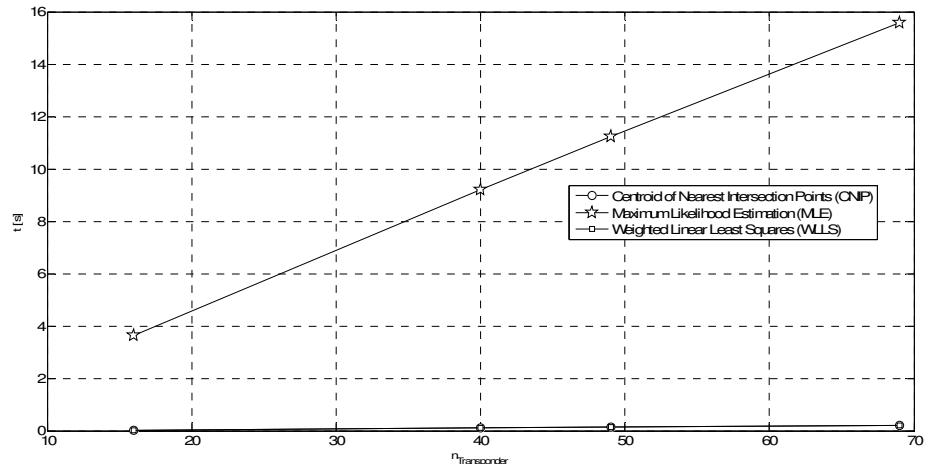


Abbildung 22: Berechnungsaufwand für die beschriebenen Lokalisierungsverfahren (Quelle:[15])

Nach der Bewertung dieser Verfahren sind im Rahmen dieser Arbeit Verfahren zu entwickeln, welche eine mit MLE vergleichbare Genauigkeit bei kurzen Berechnungszeiten ermöglichen.

4.2. Trainingsbasierte Ortung

Modellbasierte Lokalisierungsverfahren zeichnen sich dadurch aus, dass Annahmen über die Realität getroffen werden müssen, um schlecht oder gar nicht modellierbares Verhalten physikalischer Phänomene zu berücksichtigen. Bei Funkinterferenzmodellen spielen dabei vor allem die Problematik der Mehrwegeausbreitung (*Multipath*) und der aus multiplen Verstärkungen und Auslöschungen resultierende Signalschwund (*Fading*) eine Rolle. Mit einfachen Modellen sind diese Erscheinungen nur schwer umfassend modellierbar. Bei der Nutzung von einer hohen Zahl an Sender-Empfänger-Kombinationen akkumuliert sich dieses Problem. Weiterhin erschweren die bei der massenhaften Herstellung gerade passiver RFID Transponder zugrunde liegenden hohen Herstellungstoleranzen im Hinblick auf Antennenform und -güte sowie die daraus resultierenden unterschiedlichen Sendeeigenschaften eines jeden Labels die Anwendung einer idealisierten Betrachtung.

Wie bereits im Stand der Forschung diskutiert, benötigen modellbasierte Schätzverfahren für eine ausreichende Genauigkeit einen hohen Referenzdateninput, wobei die Berechnungskomplexität und damit die nötige Rechenzeit deutlich ansteigen. Das erzeugt einen Trade-off zwischen erreichbarer Genauigkeit und Berechnungsgeschwindigkeit. Aus diesem Grund soll an dieser Stelle eine Alternative aufgezeigt werden, die ohne physikalische Annahmen auskommt: die modellfreie Klassifizierung.

Nach Duda et al. [117] kann eine solche Klassifizierung als Verfahren definiert werden, bei welchem die Elemente einer Menge zu Klassen zusammengefasst werden. Eine Klasse repräsentiert eine Eigenschaft, die alle zugeordneten Elemente gemeinsam haben. Eine zu klassifizierende Datenmenge wird als Eingabe eines Klassifikators erwartet, dessen Ausgabe eine Repräsentation der resultierenden Klasseneinteilung ist. Generell kann zwischen modellbasierter und modellfreier Klassifizierung unterschieden werden, wobei für modellbasierte Trainingsverfahren probabilistisches Vorwissen über die statische Verteilung der

zu klassifizierenden Daten sowie Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen und Probabilitätswerte der Klassenstrukturen erforderlich sind. Liegen diese nicht vor oder können nur unzureichend aus Vorwissen generiert werden, lassen sich schwer modellierbare Probleme möglicherweise durch modellfreie Verfahren, zum Beispiel dem sogenannten *Maschinel- len Lernen*, lösen.

Vertreter dieser Methoden sind in der Lage, auf Basis einer Trainingsdatenmenge ein angepasstes Klassifikationsverhalten zu erlernen. Anwendbare Lernalgorithmen lassen sich grob in drei Typen einteilen: *überwachtes*, *uniüberwachtes* sowie *hybrides* Lernen. Während das unüberwachte Lernen dem Klassifikator eine maximale Anzahl an Freiheitsgraden bezüglich Klassenmengen und -grenzen gibt, sind bei überwachtem Lernen feste Vorgaben bezüglich der Klasseneinteilung gegeben. Hybride Verfahren kombinieren die Eigenschaften beider Methoden. Auf eine genauere Beschreibung von Verfahren und Lernmethoden sei an dieser Stelle auf [117]–[120] verwiesen.

Für ein Personenortungssystem sollen gering abstrahierte Daten, die gemessenen Signallängen der einzelnen Transponder, direkt verwendet werden, ohne für jeden Messaufbau tiefergehende probabilistische Analysen anzustellen. Darüber hinaus kann im Bereich der gerätefreien Indoorlokalisierung eine geeignete Klassenstruktur a priori definiert werden: die Position des Nutzers. Weiterhin zeigen Ergüt et al.[28][118] in ihren Untersuchungen, dass *Künstliche Neuronale Netze* (engl. Artificial Neural Networks (ANN)) im Lokalisierungsumfeld eine höhere Performanz erreichen können als Kleinstes-Quadrat-Verfahren. Daher ist die Verwendung eines ANN als modellfreies Klassifizierungsverfahren sowie die Wahl einer überwachten Lernmethode sinnvoll.

In Abschnitt 4.2.1 werden die Grundlagen des Designs Künstlicher Neuronaler Netze sowie die Struktur der Neuronen erläutert. Des Weiteren werden die für die Evaluation genutzten Trainingsmethoden vorgestellt. Nach einer Darstellung zum Stand der Forschung werden in Abschnitten 4.2.3 und 4.2.4 die Dimensionierung eines Lokalisierungsnetzes sowie die Implementierung der Trainings- und Ausführungsprozesse beschrieben. Anschließend werden die Ergebnisse dargestellt und im Vergleich zu den bestehenden Methoden diskutiert.

4.2.1. Grundlagen

Ein in verschiedenen Bereichen genutztes ANN ist das von Frank Rosenblatt 1958 vorgeschlagene ein- oder mehrlagige Perzeptron[122]. Beim *Single-Layer Perceptron* (SLP) gibt es lediglich eine Eingabe- und eine Ausgabelage. Ein *Multi-Layer Perceptron* (MLP) enthält weiterhin verdeckte Lagen (sog. *Hidden Layer*) zwischen Ein- und Ausgabeschicht. Dabei kann im Hinblick auf die Architektur der Lagen zwischen vorwärts gerichteten (*Feed-Forward*) und rückgekoppelten (*rekurrenten*) Netzen unterschieden werden. *Feed-Forward*-Netze werden in der Literatur für eine Vielzahl von statischen Modellierungen verwendet. Die Daten werden dabei nur in einer Richtung von einer Schicht zur nächsten weitergegeben, Rückverzweigungen kommen nicht vor.

Rekurrente Netze, wie das von J. Elman [123] 1990 vorgeschlagene Perzeptron (*Elman-Netz*), besitzen eine zur verdeckten Lage parallel vorhandene und rückgekoppelte Kontextlage. Die Neuronenanzahl in der verdeckten Lage entspricht dabei der Kontextlage. In dieser Lage ist der letzte Zustand der verdeckten Schicht abgebildet. Die Verbindungen zurück in die verdeckte Schicht sind wie alle anderen Verbindungen trainierbar. Dadurch können zeitliche Abhängigkeiten der Inputdaten in die Struktur des Netzes integriert werden, was eine Analyse von Zeitreihen möglich macht [119][123]. ELMAN-Netze können ebenso hierarchisch aufgebaut werden (mehrere verdeckte und durch Kontexteinheiten rückgekoppelte Schichten) oder direkte Rückkopplungen der Kontextneuronen zur Integration von variablem Zeitverhalten besitzen.

Die Rückkopplungen können ebenso die Ausgabeschicht ergänzen, was die Grundlage für das durch M. Jordan 1986 vorgeschlagene *Jordan-Netz* [124] bildet. Die Kontextlage berücksichtigt hier nur die Zustände der Ausgangsneuronen. Dies kann für eine zeitbasierte Betrachtung des Gesamtmodells nachteilig sein.

In Abbildung 23 sind die erwähnten Netztopologien beispielhaft dargestellt.

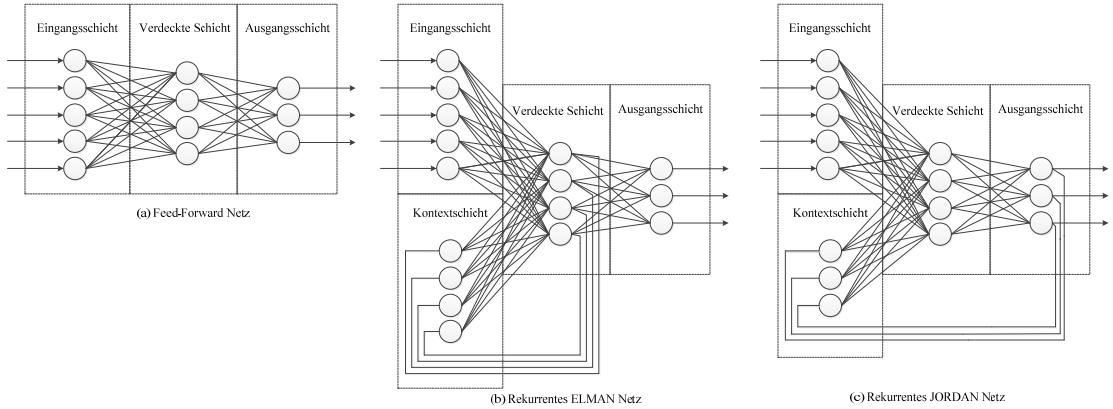


Abbildung 23: Schematische Darstellung eines (a) einfachen Feed-Forward Netzes und rekurrenten Netzes nach (b) ELMAN und (c) JORDAN

Neuronalstruktur und Transferfunktionen

Das Neuron als grundlegendes Bauelement eines Künstlichen Neuronalen Netzes ist konzeptionell einer einzelnen biologischen Nervenzelle nachempfunden, deren Eingangssignale zu einem einzelnen Ausgangssignal transformiert werden. Diese Aktivierung wird wie in Gleichung (4.5) dargestellt berechnet.

$$N_{Output} = \mathcal{F}(\sum_n(N_{input,n} * W_n) + B_n) \quad (4.5)$$

Die Neuronen werden in der Literatur bezüglich der Integration der Gewichtswerte unterschiedlich definiert. Werden sie in einigen Publikationen einer abgegrenzten Inputschicht des Neuron zugeordnet, integrieren sie einige Autoren in die Definition des Neurons selbst. Letztere wird in dieser Arbeit verwendet, da somit eine gesonderte Modellierung der interneuronalen Verbindungen unnötig wird.

Zentraler Bestandteil ist die sogenannte *Transfer-* oder auch *Aktivierungsfunktion* \mathcal{F} , anhand derer der Ausgangswert des Neurons aus den gewichteten Eingangswerten berechnet wird. In der Literatur werden verschiedene Standard-Funktionstypen unterschieden, deren Kombination in den Schichten des Neuronalen Netzes zu unterschiedlichem Netzansprechen führen kann. Abhängig vom zu lösenden Problem und der genutzten Lernmethode werden zumeist *lineare* oder *sigmoide* Funktionen verwendet (vgl. Abbildung 24). Lineare Varianten sind parametrisierbare Gewichtungen eines Eingangssignals ohne Veränderung,

während eine sigmoide Transferfunktion ein Eingangssignal in einen durch obere und untere Sättigungsgrenzen begrenzten Wertebereich abbildet.

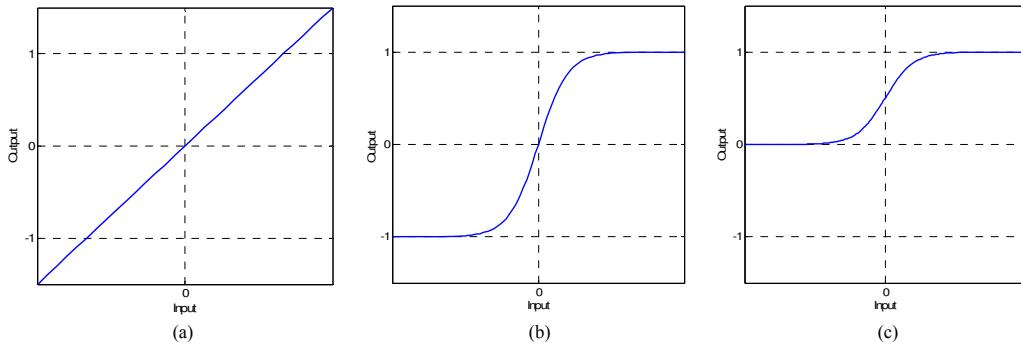


Abbildung 24: Beispiele für (a) lineare, (b) tangential sowie (c) logarithmisch sigmoide Aktivierungsfunktionen

Während die Aktivierungsfunktionen als statische Bestandteile eines ANNs während der Lern- und Ausführungsphasen nicht geändert werden können, sind die Gewichtungswerte W_n und die Biaswerte B_n die Parameter der Neuronenlogik, die in der Lernphase trainiert werden und in der Ausführungsphase die Inputwerte, wie gewünscht, übersetzen. Dabei bewirken die Gewichtswerte eine Aktivierungsskalierung und die Biaswerte eine Wertebereichsverschiebung. Beides ist notwendig, wenn der Netzoutput als stetig und unskaliert angenommen wird.

Trainingsmethoden

Durch überwachte Lernmethoden werden aus der vorgegebenen Kombination von Eingabedatenmenge \underline{in} und korrespondierender Zieldatenmenge \underline{t} die Gewichts- und Biasmatrizen des Perzeptrons iterativ bestimmt. Ein sehr verbreitetes Verfahren ist die sogenannte *Fehlerrückführung (oder: Backpropagation)*[119]. Grundsätzlich läuft dieses Verfahren nach folgendem Schema ab:

1. Berechnung der Netzausgabe aus dem ersten Eingabevektor

$$\underline{out} = net(\underline{in}) = \mathcal{F}_0 \left(\sum_j \left(\left(\mathcal{F}_H \left(\sum_i (in_i W_{1i}) + B_{1i} \right) \right) W_{2j} \right) + B_{2j} \right) \quad (4.6)$$

2. Berechnung des Fehlers (z.B. MSE) zwischen Netzausgabe und dem Zielvektor

$$e_{net} = k^{-1} \sum_k (t_k - out_k)^2 \quad (4.7)$$

3. Gewichtsanpassung Δw_{ij} durch Rückführung des Fehlers von der Ausgabeschicht zur verdeckten Schicht, basierend auf einer einstellbaren Lernrate η , sowie dem Fehlereinfluss des einzelnen Gewichts

$$\Delta w_{ij} = \frac{\partial e_{net}}{\partial w_{ij}} \eta \quad (4.8)$$

Das Verfahren wird bis zu einer Abbruchbedingung, wie beispielsweise einem minimalen Fehlergradienten, wiederholt. Die Iterationsschritte werden dabei als Epochen bezeichnet. In dieser Arbeit werden drei unterschiedliche Implementierungen des Fehlerrückführungstrainings evaluiert: die Methode nach Levenberg-Marquardt (LM), die Skalierte Konjugierte Gradienten Methode (SKG), sowie die Elastische Fortpflanzung (EF).

Die LM Methode basiert auf dem gleichnamigen numerischen Optimierungsverfahren unter Nutzung der MSE Fehlermetrik. In der Literatur erzeugt die LM Methode generell die besten Trainingsergebnisse bei vergleichsweise hohem Rechenaufwand gegenüber den anderen Verfahren. Für reduzierte Trainingszeiten werden daher die iterativen Verfahren SKG und EF als schnelle (sog. *fast supervised learning* (FSL)) Methoden evaluiert. Für eine genauere Beschreibung der zugrundeliegenden Methodik sei für LM auf Hagan und Menhaj[125], für SKG auf Møller[126] sowie für EF auf Riedmiller und Braun[127] verwiesen.

4.2.2. Stand der Forschung

Einige Autoren haben in der Vergangenheit bereits gerätefreie Lokalisierungsansätze mit Hilfe von künstlichen neuronalen Netzen beschrieben: Ahmad et al.[128] wenden ANNs auf ein gerätebasiertes WLAN-Lokalisierungssystem an. Ein mehrlagiges Perzeptron ermittelt aus den Feldstärkemessungen verschiedener Access Point Kombinationen eine symbolische Positionsschätzung. Die Autoren verwenden verschiedene Transferfunktionen sowie Trainingsmethoden und erreichen einen maximalen Positionsfehler von 0,2 m. Er-güt et al. beschreiben die Anwendung von Feed-Forward Netzen in einem gerätefreien Ansatz basierend auf TDOA Messungen von *Ultra Wide Band* (UWB) Funkübertragun-

gen[28]. Weiterhin wenden sie die gleiche Technik in einem gerätebasierten Verfahren im Mobilfunkbereich an[121] und erreichen für beide Verfahren sehr hohe Genauigkeiten von 378m im Außen- sowie $0,05\text{m}$ im Innenbereich. Shareef et al. [46] zeigen eine qualitative Analyse dreier unterschiedlicher ANN-Ansätze zur Positionsschätzung in *Wireless Sensor Networks* (WSNs). Der beste Ansatz erreicht einen maximalen Lokalisierungsfehler von $0,057\text{m}$. In Tabelle 13 sind die Eigenschaften der Ansätze zusammengefasst.

	Sys ¹⁵	Ar ¹⁶	LM ¹⁷	Net ¹⁸	TF ¹⁹	VF ²⁰	Gran ²¹	Err ²²
Ahmad et al.[128]	WIFI RSS	Feed-Forward	BP	3:8:8:1	Logsig / Lin	286	Symb.	0,2 m
Ergüt et al.[28]	GSM TDOA	Feed-Forward	BP	11:n.a.:2	n.a.	10e6	Fein	378,8 m
Ergüt et al. [122]	UWB TDOA	Feed-Forward	BP	6:n.a.:2	n.a.	10	Fein	0,05 m
Shareef et al.[46]	WSN RF / US	Feed-Forward Recurrent	BP	9:2 9:2	Tansig / Lin Tansig/ Lin	9 9	Fein	0,0573 m 0,0574 m

Tabelle 13: Vergleich von Lokalisierungsansätzen mit Künstlichen Neuronalen Netzen

Generell kann aus den verfügbaren Untersuchungen abgeleitet werden, dass mit künstlichen neuronalen Netzen, insbesondere mit Feed-Forward Netzen, hohe Genauigkeiten im Bereich der Objektlokalisierung erreicht werden können. Daher soll im Folgenden ein Perzeptrondesign für die RFID basierte gerätefreie Lokalisierung beschrieben und experimentell validiert werden.

¹⁵ System

¹⁶ Architektur

¹⁷ Lernmethode

¹⁸ Netzstruktur

¹⁹ Transferfunktion

²⁰ Versuchsfeldgröße in m^2

²¹ Granularität

²² Mittlerer Lokalisierungsfehler

4.2.3. Perzeptrondesign

Für die Anwendung im vorliegenden Szenario wird ein dreilagiges Perzeptron verwendet. Da an dieser Stelle keine Nutzerverfolgung betrachtet wird, sondern eine statische Be- trachtung unabhängiger Zeitschlüsse stattfindet, wird ein *Feed-Forward*-Netz ohne Rück- kopplungen modelliert. Für die Integration in ein onlinefähiges System mit Trackingfunktionalität kann dieses Netz durch ein mit Rückkopplungen ausgestattetes rekurrentes Netz umgewandelt werden, welches ein dynamischeres Verhalten erlaubt.

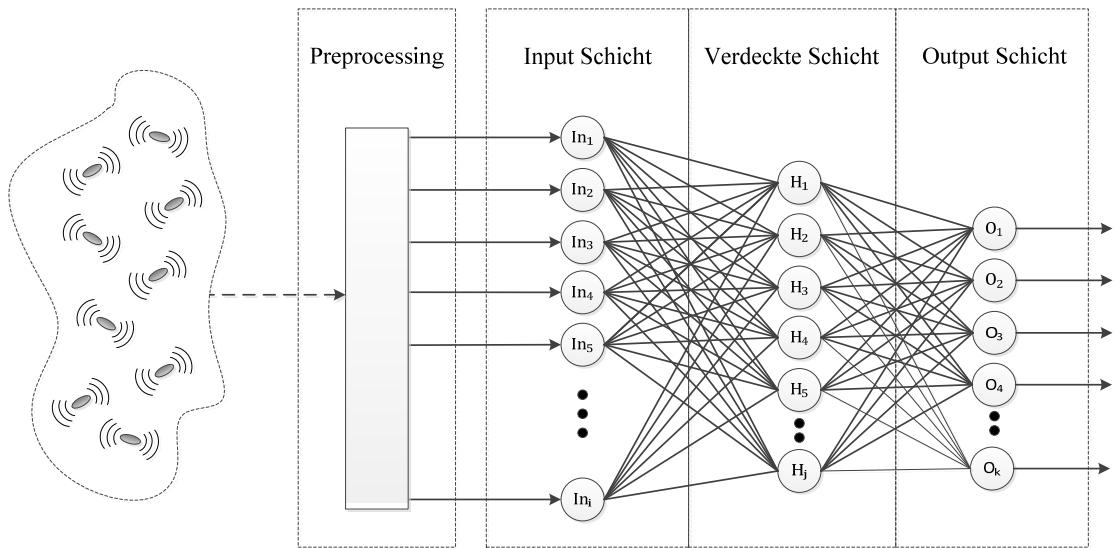


Abbildung 25: Systemstruktur

Die Inputschicht des Perzeptrons übernimmt die Transpondermessungen aus einer Vorverarbeitungsschicht (*Preprocessing*). In dieser Vorbearbeitung erfolgt eine Äquidistantisierung der unregelmäßig am Reader eingetroffenen Transponderdaten. Für die Bildung des Messvektors y_i werden die eingehenden Transponderpakete aller i Sender-Emfänger-Kombinationen in einem Puffervektor \underline{P} abgelegt und periodisch mit der Periode T_x abgetastet.

$$y_i(T_x) = \begin{cases} \underline{P}_i & \text{für } \dim(\underline{P}_i) = 1 \\ |\underline{P}_i| & \text{für } \dim(\underline{P}_i) > 1 \\ P_{cal,i} & \text{für } \dim(\underline{P}_i) = 0 \end{cases} \quad (4.9)$$

Liegt in einem Zeitabschnitt keine Messung für Link i vor, wird ein zuvor aufgenommener Kalibrierungswert angenommen. Sind mehrere Messwerte vorhanden, wird der arithmetische Mittelwert berechnet (vgl. Gl. (4.9)). \underline{P} ist nach jeder Abtastung zu initialisieren.

Im passiven RFID Transponderfeld ergeben sich aus n_t Transpondern und n_{AS} Antennensequenzen ($n_{AS} = n_{Rx}$ im monostatischen Fall) die Anzahl der möglichen Sender-Empfänger-Kombinationen $n_{meas} = n_t \times n_{AS}$ für jeden Zeitschlitz T_x . Die Größe der Zeitschlitz ist so zu wählen, dass ausreichend viele Lesungen²³ pro Transponder erreicht werden.

Der Messvektor y_i geht elementeweise in die n_{In} Inputneuronen der ersten Netzsicht ein. Daher entspricht die Anzahl der Inputneuronen der Messvektordimension:

$$n_{In} = \dim(y_i) \quad (4.10)$$

Die Neuronenanzahl in der verdeckten Schicht n_H ist variabel und wirkt sich maßgeblich sowohl auf die zu erreichenden Klassifikationsgüte als auch auf die Rechenzeit im Training sowie in der Ausführung aus. Die Ergebnisse aus ersten experimentellen Untersuchungen sowie die Angaben aus vergleichbaren Ansätzen lassen den Schluss zu, dass die Dimension der verdeckten Schicht im Allgemeinen sehr viel kleiner als die Inputschicht, aber größer als die Ausgabeschicht zu wählen ist (vgl. Ungl. (4.11)).

$$n_{In} \gg n_H > n_O \quad (4.11)$$

Die Ausgabeschicht liefert eine feingranulare Positionsklassifizierung und besitzt daher $n_O = 2$ Neuronen. Sie liefert eine 2-dimensionale kartesische Nutzerkoordinate.

Die neuronale Aktivitätsberechnung ist in Abbildung 26 dargestellt und erfolgt analog zur formalen Darstellung in Kap. 4.2.1. Die Matrix \underline{W} stellt die Menge der trainierten Gewichte, \underline{B} die Matrix der Bias-Werte für das gesamte Netz dar.

Die Wahl der Transferfunktionen erfolgt schichtweise für die verdeckte und die Ausgabeschicht. In der Literatur definieren einige Autoren die Inputschicht als zusätzliche neuronale Schicht, was mathematisch einer zweiten verdeckten Schicht gleich kommt. Um die

²³ In den Versuchen wurde eine Mindestanzahl von $n_{min} = 10$ Lesungen pro Zeitschlitz T_x verwendet.

Rechenzeiten für Training und Ausführung gering zu halten, wird von dieser Definition abgesehen.

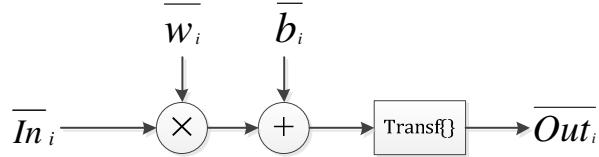


Abbildung 26: Aktivierungsberechnung im Neuron

In der Implementierung des Ansatzes werden tangentiale und logarithmisch sigmoide sowie die einfach lineare Transferfunktion genutzt. Auch lagenweise Kombinationen werden evaluiert, da unter Umständen ein sigmoides Verhalten im verdeckten Layer zur Modellierung ausreicht und lediglich eine lineare Skalierung auf die Ausgangsneuronen nötig ist.

4.2.4. Implementierung

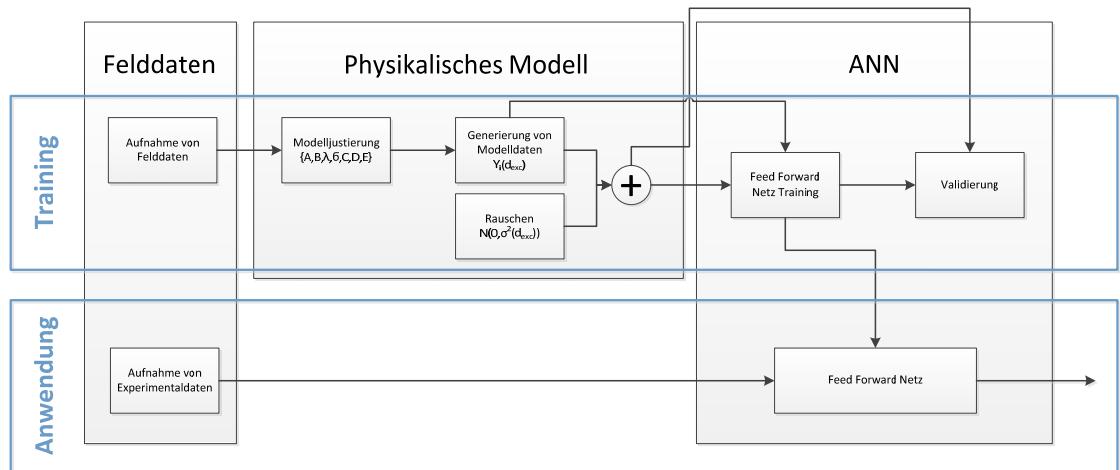


Abbildung 27: Datenfluss der Implementierung

Für die Simulation eines trainingsbasierten Lokalisierungsansatzes wurde MATLAB²⁴ sowie die dafür verfügbare *Neural Network Toolbox*²⁵ genutzt. Abbildung 27 zeigt den Datenfluss der einzelnen Simulationskomponenten. Dabei wird zwischen zwei Hauptprozessen unterschieden: dem Training der Gewichts- und Biasmatrizen sowie der Anwen-

²⁴ MathWorks® MATLAB® Version R2012a (7.14.0.739) 32-Bit

²⁵ Neural Network Toolbox Version V7.0.3

dung auf die Felddaten. Um die Komplexität zu begrenzen, wurde für die Aufnahme der Trainingsdaten als auch für den Anwendungsprozess wird der in Abschnitt 3.3 beschriebene Aufbau 1 genutzt.

Um eine ausreichende Anpassung des Netzes an das zu lösende Problem zu gewährleisten ist eine genügend große Menge an Trainingsdaten sowie eine räumlich homogene Verteilung von Testpositionen bei der Datenaufnahme nötig. Das experimentelle Ermitteln einer ausreichend großen Trainingsdatenbasis ist bei der Nutzung proprietärer RFID Hardware unter Nutzung des Gen2-Kommunikationsprotokolls sehr zeitaufwändig. Bei einer Transponderanzahl von $n_t = 40$, $n_{AS} = 4$ Antennensequenzen und 13 Testpositionen ergibt sich eine Datensatzdimension von $\dim(y(t)) = [2080]$. Bei einer mittleren Transponderleseverzögerung $t_v = 28$ s (vgl. Abbildung 17 in Kap. 3.4.1) sowie einer Berücksichtigung von Positions- und Antennenwechselzeiten von $t_w = 2$ s pro Datensatz ergibt sich eine theoretische Aufnahmezeit von $t_{meas} = 17,3$ h. Lange Aufnahmezeiten führen dabei auch zu technisch-organisatorischen Problemen, da die Umgebungseinflüsse, wie umliegender Personenverkehr oder konkurrierende Funkkommunikation in der öffentlichen Experimentalumgebung, während der gesamten Zeitdauer konstant gehalten werden müssen.

Um dennoch eine ausreichende Menge an Trainingsdaten zur Verfügung zu haben, wird ein modellbasierter Sampling Ansatz verwendet. Die Grundlage bildet das in Kap.3.1 beschriebene physikalische Nutzereinflussmodell, das für ein Single-User-Szenario hinreichend validiert wurde und für eine gegebene relative Nutzerposition den zu erwartenden Signalstärkeverlust einer Kommunikationsverbindung liefert. Parametrisiert wird das Modell durch das Parametertupel $\{A, B, \lambda_{est}, \delta_{refl}\}$, wobei die Systemwellenlänge λ_{est} durch die Technologie vorgegeben wird und die szenariospezifischen Reflexionscharakteristika für jede Experimentalumgebung neu ermittelt werden müssen.

Zur Parametrisierung des Modells für den vorliegenden Aufbau werden Messdaten an allen Referenzpositionen aufgenommen. Dabei wird pro Messpunkt und Transponder-Antennen-Kombination ein Minimum von 10 Datensätzen erhoben und arithmetisch gemittelt. Die zur LOS relative Position wird über eine auf Raytracing basierende Reflexionspunktberechnung für jede Position-Datensatz-Kombination ermittelt (vgl.[16][18]). Das Anpassungsproblem wird im Sinne einer Kleinsten-Quadrat-Regression gelöst. Für

den vorliegenden Fall sind die resultierenden Modellparameter sowie die resultierende Modellkurve in Abbildung 28 dargestellt.

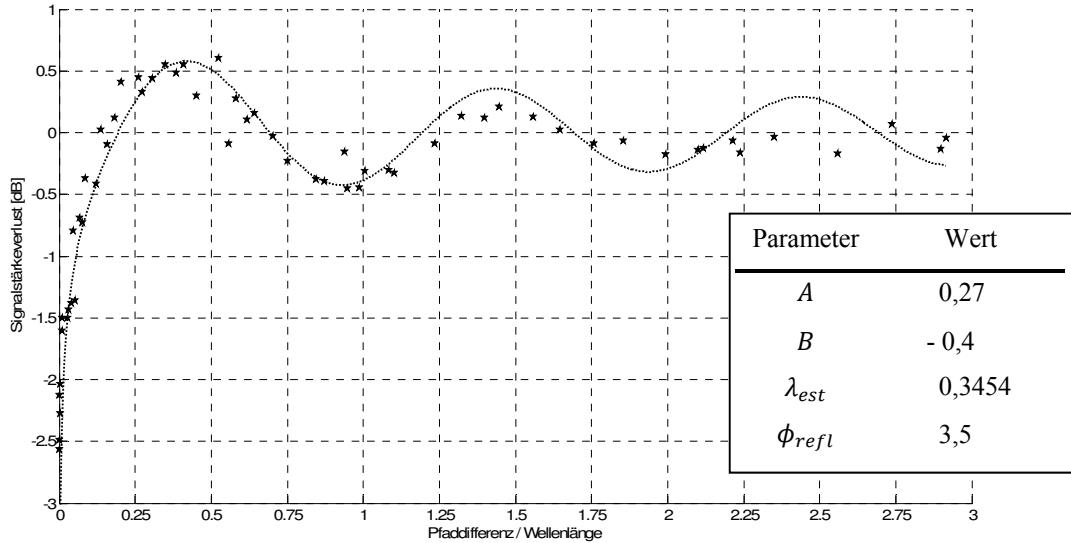


Abbildung 28: Modellregression und resultierende Parametrisierung

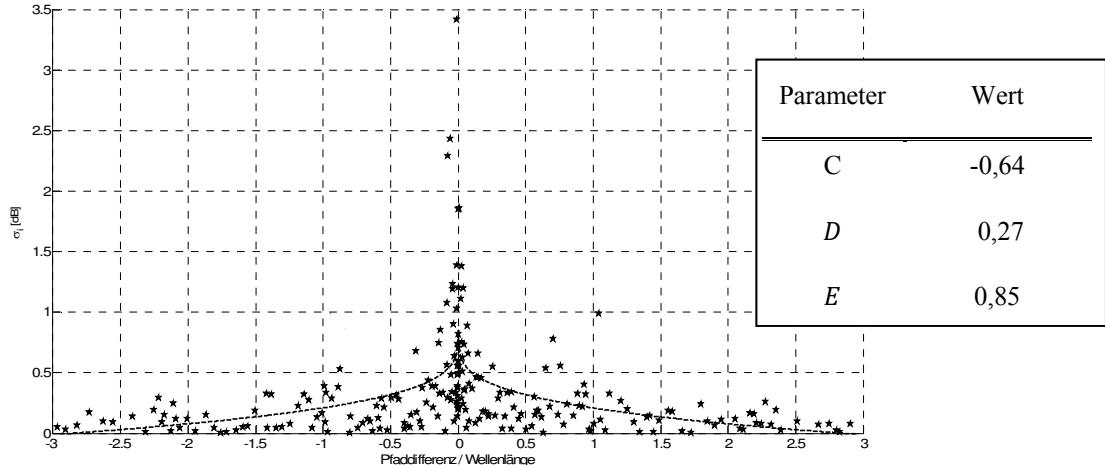


Abbildung 29: Varianzregression und resultierende Parametrisierung

Befindet sich der Nutzer in unmittelbarer Nähe zur LOS steigt die Standardabweichung σ_i der Einzelmessungen. Dieses Verhalten kann nach Lieckfeldt et al.[17] als monoton fal-

lende Potenzfunktion (vgl. Gl. (4.12)) zur Genauigkeitssteigerung in das physikalische Modell integriert werden.

$$\sigma_i(d_{exc}) = Cd_{exc}^D + E \quad (4.12)$$

Aus den aufgenommenen Daten können diese Parameter ebenfalls regressiv ermittelt werden (vgl. Abbildung 29).

Anhand des an dieser Stelle konfigurierten physikalischen Modells sowie des positionsabhängigen Varianzverlaufs können aus der Menge der normalverteilten RSSI Messungen Stichproben gezogen werden (*Resampling*), um eine ausreichende Menge an Trainingsdaten zu erzeugen. Diesen wird im letzten Schritt normalverteiltes Messrauschen $N\{0, \sigma_n^2\}$ hinzugefügt. Die Dimensionierung des implementierten Perzeptrons sowie die Parameter für das Training sind in Tabelle 14 dargestellt.

	Parameter	Wert
Netz	n_{In}	40
	n_H	10
	n_O	2
Training Parameter	Max. Epochen	1000
	Min. e_{net} Gradient	1e-10
Noise	η_{init}	0.10
	σ_n^2	1
Evaluation	AS	$\{(0,1);(1,0);(2,3);(3,2)\}$
	T_x	40s

Tabelle 14: Parameter der ANN Implementierung

An dieser Stelle sei darauf verwiesen, dass die von der Simulationsumgebung (hier: Matlab®) implementierten deterministischen Zufallszahlgeneratoren vor jedem Training zu initialisieren sind, um eine Vergleichbarkeit der einzelnen Evaluationsdurchläufe zu gewährleisten.

Im Evaluationsprozess (vgl. Abbildung 27) wird das trainierte Perzeptron auf die im Feld aufgenommenen Datensätze angewendet. Dabei wird ein einzelner Nutzer auf jeder Refe-

renzposition im Feld platziert und eine Mindestanzahl an Messungen pro Transponder von $n_{meas} = 10$ aufgenommen.

4.2.5. Ergebnisse

In den Abbildungen 29-31 sind die kumulierten Verteilungsfunktionen des mittleren Positionsfehlers dargestellt. Dabei wird zum Vergleich zwischen den genannten Lernmethoden und innerhalb dieser zwischen den möglichen Transferfunktionskombinationen der verdeckten (1) und der Ausgabeschicht (2) unterschieden. Die verschiedenen Lernmethoden können das Perzeptron unterschiedlich gut in Bezug auf die Transferfunktionskombinationen trainieren. Nur Kombinationen mit denen eine Klassifikation möglich ist, werden in die Evaluation aufgenommen. Als Referenz wird der in Kap. 4.1 beschriebene MLE Ansatz mit dargestellt.

In Abbildung 30 sind die Ergebnisse des LM Trainings dargestellt. Fünf Transferfunktionskombinationen lassen sich für eine Klassifikation trainieren und erreichen bei logarithmisch sigmoider Aktivierung in der verdeckten und linearer Aktivierung in der Ausgabeschicht einen Positionsfehler zwischen 0,05m auf 80% und 0,15m auf 90% Konfidenziveau.

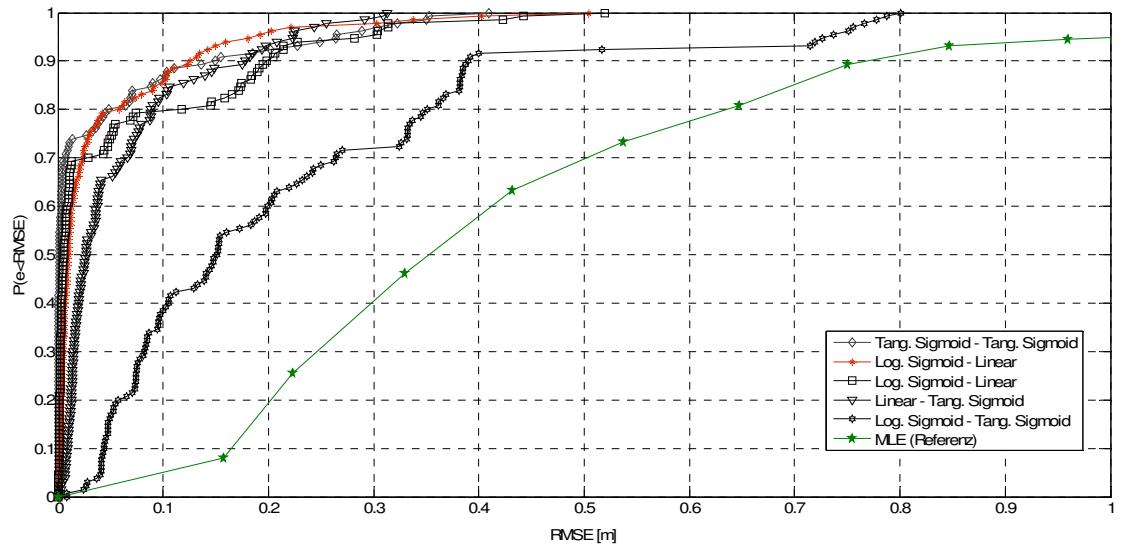


Abbildung 30: Mittlerer kumulierte Positionsfehler – LM Backpropagation Learning

Die beiden FSL Verfahren SKG (vgl. Abbildung 31) und EF (Abbildung 32) weisen einen leicht höheren Positionsfehler als die LM Methode auf. Auf 80% Konfidenzniveau werden 0,1m (SKG) bzw. 0,2m (EF) erreicht. Diese Ergebnisse werden mit einer doppelt-linearen Aktivierung beim SKG bzw. einer Kombination von tangential sigmoider und linearer Aktivierung mit dem EF Verfahren erreicht.

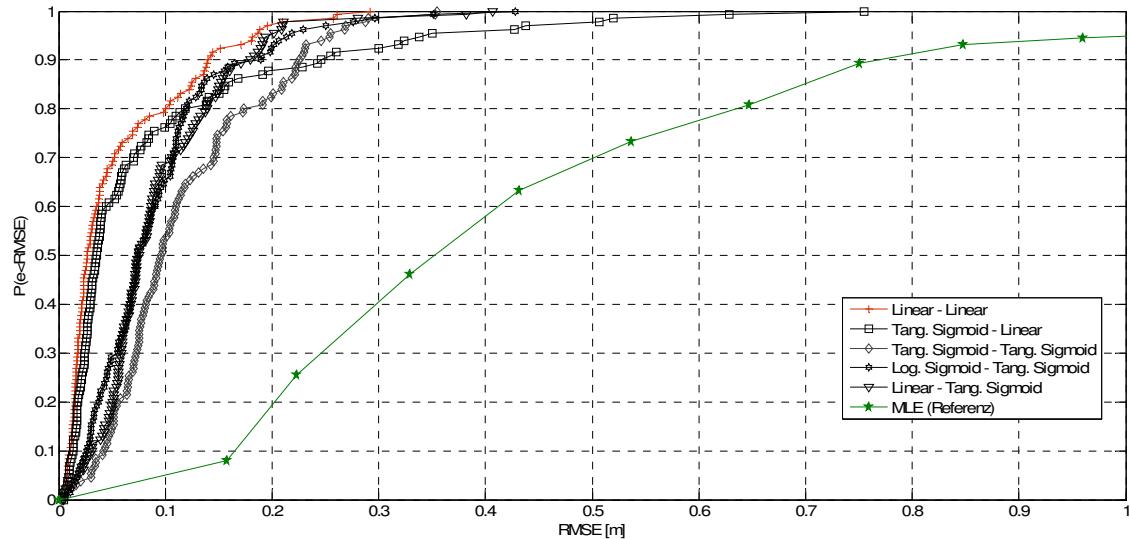


Abbildung 31: Mittlerer kumulierter Positionsfehler - SKG Backpropagation Learning

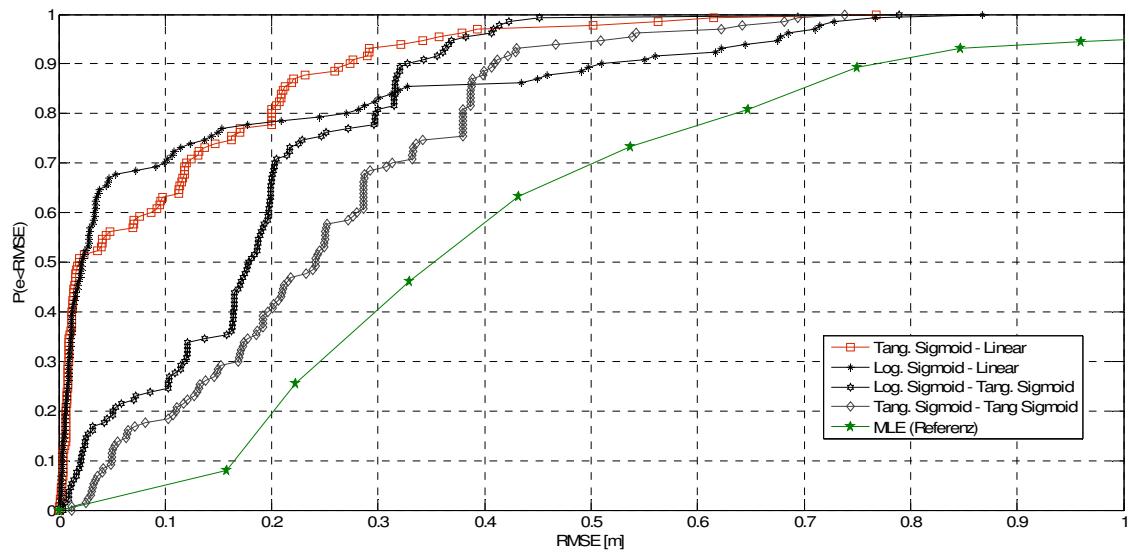


Abbildung 32: Mittlerer kumulierter Positionsfehler - EF Backpropagation Learning

Im Rahmen der Lokalisierungsgenauigkeit erreicht der ANN Ansatz mit allen Trainingsverfahren und Aktivierungskombinationen höhere Genauigkeiten als der Referenzansatz MLE (vgl. Kap. 4.1).

Daher ist im Folgenden die zeitliche Komplexität zu betrachten. Die Ausführung eines ANN Ansatzes setzt sich generell aus den beiden Zeitkomponenten *Time for Training* (TFT) und *Time for Execution* (TFE) zusammen.

	<i>Ansatz</i>	$\bar{t}_{TFE} [s]$	$e_{RMSE} [m]$ $\gamma = 0,8$	$\bar{t}_{TFT} [s]$
ANN	LM		0,05	2.052,51
	SKG	0,006	0,1	11,33
	EF		0,2	5,59
Referenz $N_t = 40$ Vgl. 4.1	MLE	~9,21	~0,64	
	WLLS	~0,10	~1,73	
	CNIP	~0,10	~1,65	

Tabelle 15: Performanzvergleich zwischen der ANN Methode und den Referenzverfahren

In Tabelle 15 sind diese Zeitbestandteile dargestellt. Für den Vergleich der Ausführungszeiten zu den Referenzverfahren wird hier nur die t_{TFE} genutzt, da das Training in der Systeminitialisierungsphase stattfindet. Aufgrund der geringen rechnerischen Komplexität des Künstlichen Neuronalen Netzes liegt die Ausführungszeit zur Berechnung einer einzelnen Position noch deutlich unter den Ausführungszeiten der geometrischen Referenzmethoden. Unabhängig von der Trainingsmethode konnten im Experiment höhere Genauigkeiten als mit der MLE Methode erreicht werden.

Innerhalb der ANN Implementierungen liefert die LM Methode die besseren Klassifizierungs- und somit Lokalisierungsergebnisse, wobei die Trainingsdauer um ein Vielfaches höher ist. In Abhängigkeit von der Wahl der Aktivierungsfunktionen lag diese im durchgeführten Experiment durchschnittlich bei ~30min. Die beiden anderen Trainingsverfahren liegen dabei unterhalb von 11 s (SKG) bzw. 5 s (EF). Die Klassifizierungsgüte eines mit der SKG Methode trainierten ANN ist dabei höher als bei der EF Methode.

Zusammenfassend ist zu konstatieren, dass eine Lokalisierung mit Hilfe eines Künstlichen Neuronalen Netzes im vorgestellten System mit ausreichender Genauigkeit und geringer zeitlicher Komplexität möglich ist. Kritisch ist dabei zu bewerten, dass dynamische Umgebungseinflüsse die Performanz eines trainingsbasierten ANNs stark absinken lassen. Tritt im Verlauf eines Experimentes beispielsweise erhöhtes Messrauschen durch die Anwesenheit mehrerer Personen in der direkten Umgebung des Messfeldes oder Änderungen an der Rauminfrastruktur auf, muss der Trainingsprozess mit angepasstem physikalischen Modell neu gestartet werden.

Dieses Problem ließe sich möglicherweise durch einen kontinuierlichen parallelen Trainingsprozess lösen, wobei mit der aktuellen RFID Hardware keine ausreichende zeitliche Messauflösung erreicht werden kann. Eine weitere Möglichkeit könnte die Anwendung von probabilistischen Modellierungsverfahren wie *Support Vector Machines (SVM)* oder *Hidden Markov Models (HMM)* darstellen.

4.3. Bildgebende Ortung

Als „bildgebend“ werden im Allgemeinen Verfahren bezeichnet, die aus aufgenommenen Messdaten eine zwei- oder dreidimensionale Repräsentation eines definierten Messgebiets erzeugen. Bekannte Beispiele für die Anwendung dieser Verfahren finden sich vor allem im medizinischen Bereich (z.B. Magnetresonanztomographie (MRT) oder Computertomographie (CT)), in der Geophysik (z.B. Seismische Tomographie) sowie in der Material- und Werkstoffprüfung (z.B. Röntgen-Computer-Tomographie, Elektronentomographie). Auch im Bereich der gerätefreien Personenlokalisierung ist die Anwendung eines solchen Verfahrens sinnvoll. Einer der wenigen erfolgversprechenden Ansätze im Bereich der funkbasierter gerätefreier Objektlokalisierung ist die *Radio Tomographie* (auch: *Radio Tomographic Imaging (RTI)*), die von Wilson et al.[7][63][6] erstmalig beschrieben wurde. Grundlage ist ein Messfeld beliebiger Geometrie, welches von einer hohen Anzahl an aktiven Transceivern²⁶ (Knoten) begrenzt wird. Während einer Messung werden Einzelpakete zwischen allen Knoten ausgetauscht und die Signalstärke der Kommunikationsverbindung gemessen. Das Antikollisionsmanagement erfolgt über ein *Token-Ring* Protokoll, in dem die Abfolge der kommunizierenden Einheiten von vornherein statisch festgelegt ist. Der Messvektor enthält die Signalstärkewerte aller möglichen Knotenkombinationen. Für die bildliche Repräsentation wird das Messfeld in Bildpunkte (Pixel) diskretisiert, deren Größe im Originalansatz bei $\sim 0,15m$ liegt. Die Umrechnung des Signalstärkevektors in das Tomographiebild erfolgt über eine initial zu berechnende Transformationsmatrix, welche aus den Abhängigkeitsinformationen zwischen den bekannten Knotenpositionen, den Kommunikationsverläufen sowie den Bildpunktpositionen entwickelt wird. Für eine genaue Erläuterung des Verfahrens sei an dieser Stelle auf die Publikationen von Wilson[3][7][63] verwiesen. Die Positionsschätzung erfolgt durch die Auswertung des entstandenen Tomographiebildes, wobei der Mittelpunkt des maximalen Bildwertes als Positionsschätzung angenommen wird. Die Autoren geben einen mittleren Positionsfehler von $\sim 0,9m$ für ein mit 40 Knoten gemessenes $\{9 \times 9\}m$ Messfeld an[7].

²⁶ In den Arbeiten von Wilson et al.: Funksensorknoten *TelosB CC1010* von *Crossbow Technology Inc.*, Funkstandard: IEEE 802.15.4, Frequenzband: 2.4 GHz

Die Vorteile dieses Ansatzes sind vor allem die hohe örtliche Performanz sowie die geringe algorithmische Komplexität. Nachteile sind vor allem der vergleichsweise hohe Energieverbrauch durch die hohe Anzahl aktiver Einzelemente sowie hohe Hardwarekosten²⁷. Weiterhin weist das Verfahren eine geringe Robustheit gegenüber Knotenausfällen auf. Da besonders der Energieverbrauch und die Hardwarekosten Kernvorteile passiver RFID Technologie sind, stellt sich an dieser Stelle die Frage, ob sich der Ansatz der Funktomographie auf eine RFID basierte Lokalisierung übertragen lässt.

Dafür wird in Abschnitt 4.3.1 eine Adaption des RTI Verfahrens nach Wilson auf den RFID Ansatz vorgestellt. Darauf aufbauend, werden in Kap 4.3.2-4.3.3 Anpassungen des Ausleseprozesses sowie die Experimentalparameter für die Validierung beschrieben. Im letzten Abschnitt werden die Ergebnisse vorgestellt und zum Stand der Forschung ins Verhältnis gesetzt.

4.3.1. Passive RFID Tomographie

Das Grundprinzip einer bildgebenden Lokalisierungsmethode ist die Erzeugung einer zweidimensionalen tomographischen Feldrepräsentation und die bildbasierte Schätzung der Nutzerposition P_{est} . In Vorarbeiten von Wilson et al.[5][7][8] hat sich gezeigt, dass die Berechnung des Bildvektors \underline{x} , ausgehend von den verfügbaren Feldstärkemessungen \underline{y} , durch das folgende lineare Modell formuliert werden kann:

$$\underline{y} = W \underline{x} + \underline{n} \quad (4.13)$$

wobei W eine Gewichtungsmatrix und \underline{n} den Rauschvektor darstellt. Innerhalb eines symmetrischen RFID Feldes mit n_t Transpondern und n_{AS} Antennensequenzen sowie einer Pixelanzahl von n_p sind die Vektordimensionen wie folgt definiert:

$$\underline{y} = \{y_1; \dots; y_{n_t n_{AS}}\}$$

$$\underline{x} = \{x_1; \dots; x_{n_p}\}$$

²⁷ Einzelpreis 802.15.4 TelosB Mote: 77,00 € Quelle: <http://www.advanticsys.com/>
Stand: 30.05.2014

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & \cdots & w_{1, n_t n_{AS}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n_{sp} n_{sp}; 1} & \cdots & w_{n_{sp} n_{sp}; n_t n_{AS}} \end{bmatrix}$$

$$\underline{n} = \{n_1; \dots; n_{n_t n_{AS}}\}$$

Im ersten Schritt sind die Gewichte zu modellieren, anhand derer die Umsetzung der Feldstärkemessungen auf das Bild erfolgt. Grundannahme ist dabei, dass die Störung einer Kommunikationsverbindung als gewichtete Summe aus den Störungsbeiträgen der einzelnen von ihr passierten Bildpunkte interpretiert werden kann. Der Einfluss eines Bildpunktes auf eine Kommunikationsverbindung wird anhand eines Gewichtungsmodells definiert, das im Folgenden erläutert wird.

Gewichtungsmodell

Mit Hilfe des Gewichtungsmodells wird ein Gewichtswert w_{ij} für jedes Pixel i und jeden Kommunikationslink j ermittelt. Dieser Wert stellt den Signalverlustbeitrag dar, den ein Pixel für den jeweiligen Kommunikationslink hat.

Im RTI Ansatz wird eine einfache binäre Gewichtung vorgeschlagen. Dabei werden alle Pixel, die sich im Bereich der LOS bzw. in einer Ellipse um den Kommunikationskanal (Fresnelzonen) befinden mit 1 und alle anderen mit 0 gewichtet. Die Ellipsenweite wird über den Parameter λ eingestellt. Weiterhin geht die Entfernung zwischen Sender und Empfänger reziprok in die Gewichtung ein, da der Einfluss eines Störers auf sehr lange Kommunikationswege durch die Mehrwegeausbreitung des Signals (Multipath) geringer ist als auf sehr kurzen Distanzen (vgl. Gl. (4.14)).

$$w_{ij} = \frac{1}{\sqrt{d_{rx(i)tx(i)}}} \begin{cases} 1 & \text{für } d_{tx(i)j} + d_{jrx(i)} < d_{tx(i)rx(i)} + \lambda \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.14)$$

Der Einfluss eines Nutzers auf eine Kommunikationsverbindung ist durch die rein binäre Codierung physikalisch nur unzureichend modelliert. Die Präsenz eines Störers kann in Abhängigkeit von seiner relativen Position zum Kommunikationskanal zu Verstärkungen oder zu Auslöschungen des Signals führen. Für die RFID Kommunikation ist dafür bereits

ein physikalisches Beeinflussungsmodell vorhanden (vgl. Kap. 3.1). Darüber hinaus muss in multistatischen Readersystemen die RFID Kommunikation immer zweigliedrig betrachtet werden. Aus Voruntersuchungen ist bekannt, dass der Pfad zwischen Reader und Transponder, der hauptsächlich für die Energieversorgung genutzt wird, eine geringere Sensitivität für Störeinflüsse außerhalb der LOS aufweist als der Datenübertragungspfad in Rückrichtung (vgl. [14]). Dies ist dadurch erklärbar, dass nur bei einer Störung der LOS, in welcher der Hauptteil der Energie übertragen wird, die zur Aktivierung des internen IC nötige Mindestspannung nicht erreicht werden kann. Auf dem Antwortpfad des Systems zwischen Transponder und empfangender Antenne kann je nach relativer Position des Störers eine reproduzierbare Verstärkung oder Abschwächung der reflektierten Signalstärke ermittelt werden.

Daher wird an dieser Stelle eine zweigliedrige modellbasierte Gewichtung eingeführt. Damit kann jedem Bildpunkt ein vorzeichenbehaftetes kontinuierliches Gewicht zugeordnet werden, welches eine Verstärkung oder Abschwächung indiziert. Dabei ist zu beachten, dass ein der Bildpunkt bei der Ellipsenberechnung nicht den Mittelpunkt, sondern den Reflexionspunkt auf der Oberfläche der Störung darstellt.

Für multistatische Readersysteme wird dabei unterschieden, ob es sich bei Kommunikationsverbindung i um einen Interrogator- oder Backscatterpfad handelt (vgl. Gl. (4.15)).

$$w_{ij} = \frac{1}{\sqrt{d(i)}} \begin{cases} \theta_f(i, j) & \text{für } i = \{tx; t\} \\ \theta_b(i, j) & \text{für } i = \{t; rx\} \end{cases} \quad (4.15)$$

Bei monostatischen Readersystemen ist das nicht nötig (vgl. Gl. (4.16)).

$$w_{ij} = \frac{1}{\sqrt{d(i)}} \{ \theta(i, j) \} \quad (4.16)$$

Die Funktion $\theta_x()$ stellt das in Kap. 3.1 beschriebene physikalische Modell dar, wobei der Parametersatz $\{A, B, \lambda, \phi_{refl}\}$ im multistatischen Fall getrennt für die beiden Pfade und im monostatischen Fall summarisch bestimmt wird. d_{xy} stellt die euklidische Distanz zwischen den Endpunkten der i ten Kommunikationsverbindung dar.

Um die unterschiedlichen Gewichtungsansätze zwischen dem originalen RTI Ansatz und dem angepassten Gewichtungsmodell zu illustrieren, sind diese in Abbildung 33 beispielhaft dargestellt.

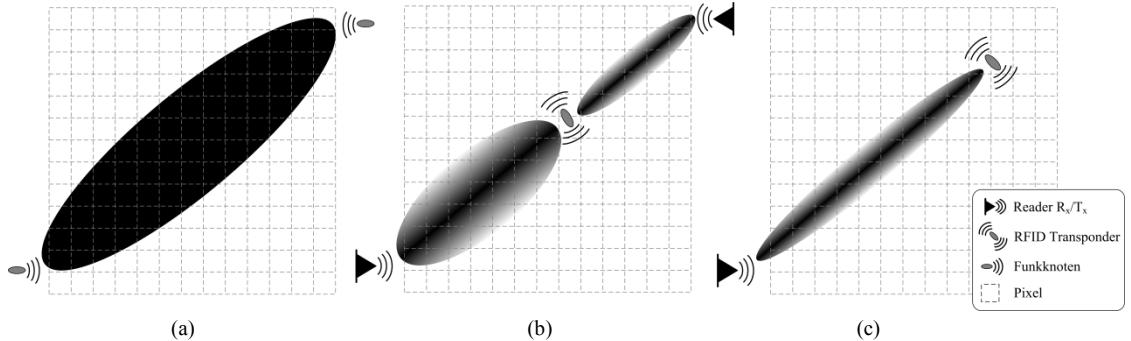


Abbildung 33: Physikalische Pixel Gewichtung im (a) RTI Ansatz, für (b) multistatische und (c) monostatische RFID Systeme

Bildberechnung

Zur Berechnung des Ergebnisvektors \underline{x} muss das Ausgleichsproblem in Gleichung (4.17)

$$\underline{y} = W * \underline{x} + N \quad (4.17)$$

gelöst werden, wobei bei gegebenen Realisierungen von \underline{y} der Vektor \underline{x} gesucht ist. Viele mathematische Probleme können in ähnlicher Weise dargestellt werden (vgl. [41]). Üblicherweise wird dafür die Methode der kleinsten Quadrate gewählt (vgl. Gl. (4.18)), welche in diesem Fall den Rauscheinfluss minimiert, um eine möglichst genaue Anpassung der Messdaten an das Modell zu erhalten:

$$\underline{x} = \arg \min_x \|W\underline{x} - \underline{y}\|_2^2 \quad (4.18)$$

Die Methode der kleinsten Quadrate ist für den Fall ausgelegt, dass mehr Datenpunkte als Parameter vorliegen. Dies ist der Fall wenn W von vollem Rang ist, denn dann kann das Inverse mit Hilfe der Normalgleichung berechnet werden (vgl. Reinhardt[131]):

$$\underline{x} = (W^T W)^{-1} W^T \underline{y} \quad (4.19)$$

Im Falle einer tomographischen Bilderzeugung auf Basis einer begrenzten Anzahl an aktiven Knoten stellt sich das inverse Problem als schlecht konditioniert dar. Eine heuristische Erklärung dafür ist anhand des Gewichtungsmodells möglich. Bei der Schätzung wird aus relativ wenigen Messungen \underline{y} auf relativ viele Bildpunkte \underline{x} geschlossen. Bildpunkte, die nicht vom Gewichtungsmodell betrachtet werden, weil sie keinen Einfluss auf den jeweiligen Link haben, können für eine Lösung theoretisch beliebige Dämpfungswerte aufweisen. Eine Optimierung im Sinne der kleinsten Quadrate ist damit nicht möglich. Dieses Problem ist bei der Verwendung passiver RFID Technologie als noch schwerwiegender anzusehen, weil hier noch weniger Messungen mit der gleichen Anzahl an Knoten möglich sind als bei der Verwendung von Funkknoten.

Zur Lösung schlecht konditionierter Probleme dieser Art haben sich Regularisierungsmethoden bewährt [131], die durch das Hinzufügen von Informationen eine Invertierung ermöglichen. Agrawal et al. [131][129] haben verschiedene Regularisierungstechniken und ihre Wirkung in Funktomographieverfahren analysiert. Zwei Eigenschaften machen die Methode nach Tichonow²⁸ dabei zur bisher bestmöglichen Variante. Zum einen können a priori Informationen über die räumliche Verteilung der Bildpunkte nach einer zu wählen Verteilung in das Modell integriert werden, womit das Aussehen des Tomographiebildes beeinflusst werden kann. Zum anderen kann die Tichonowmatrix a priori berechnet werden, was zur Ausführung des Tomographiealgorithmus nur noch eine reine Matrizenoperation nötig macht. Dies macht die Methode vor allem für Online Lokalisierungen attraktiv. Das Minimierungsproblem wird, wie in Gleichung (4.20) dargestellt, um einen Regularisierungsterm erweitert.

$$\underline{x} = \arg \min_{\underline{x}} \left(\left\| W \underline{x} - \underline{y} \right\|_2^2 + \alpha \| T \underline{x} \|_2^2 \right) \quad (4.20)$$

Über den Gewichtungsfaktor α ist der Modelleinfluss des Regularisierungsterms steuerbar. Dieser enthält die Tichonow-Matrix T , welche die Eigenschaften der Lösungsmatrix beeinflusst. Die Lösung des angepassten Minimierungsproblems ist:

²⁸ Andrei Nikolajewitsch Tichonow (1906 – 1993), Russischer Mathematiker

$$\underline{x} = (W^T W + \alpha T^T T)^{-1} W^T \underline{y} \quad (4.21)$$

Durch die Dimension (n_p, n_p) von $T^T T$ kann diese Matrix als eine Art Kovarianzmatrix aller Bildpunkte zueinander betrachtet werden. Dadurch ist die Integration von a priori Kenntnissen über die Bildstruktur möglich. Es wird davon ausgegangen, dass dicht beieinander liegende Bildpunkte in Bezug auf die Beeinflussung einer Kommunikationsverbindung stärker voneinander abhängig sind als weiter entfernte Bildpunkte. Wilson et al.[105][6] schlagen für diese eine exponentielle Modellierung in Anlehnung an eine räumliche Poissonverteilung vor (vgl. Gl. (4.22)).

$$C_{XX} = a^2 e^{-d_{XX}/b} \quad (4.22)$$

wobei a^2 die räumliche Varianz jedes Bildpunktes, d_{XX} den Abstand eines jeden Bildpunktes zu jedem anderen und b einen Korrelationsparameter des Einflussabfalls bei steigendem Pixelabstand darstellt. Zum Einfluss der Parameter sei an dieser Stelle auf Kap. 4.4.1.2 verwiesen. Durch Einsetzen von (4.22) in (4.21) ergibt sich:

$$T = (C_{XX})^{-1/2} \quad (4.23)$$

$$\begin{aligned} T^T T &= \left(\left((C_{XX})^{-1/2} \right)^T \right) (C_{XX})^{-1/2} \\ &= (C_{XX})^{-1/2} (C_{XX}^T)^{-1/2} = (C_{XX}^{-2})^{-1/2} = C_{XX}^{-1} \end{aligned} \quad (4.24)$$

C_{XX}^{-1} wird mathematisch als Konzentrations- oder auch Präzisionsmatrix der multivariaten räumlichen Bildverteilung bezeichnet. Durch Einsetzen ergibt sich folgende Berechnungsvorschrift für das Tomographiebild zur Laufzeit t :

$$\underline{x}_t = (W^T W + \alpha C_{XX}^{-1})^{-1} W^T \underline{y}_t \quad (4.25)$$

wobei der Term $(W^T W + \alpha C_{XX}^{-1})^{-1} W^T$ bereits in der Initialisierungsphase berechnet werden kann. Zur Laufzeit ist dann nur noch eine Matrixmultiplikation nötig, was sich deutlich auf die zeitliche Performanz auswirkt.

Lokalisierung

Befindet sich ein Nutzer im Feld, wird dies im Tomographiebild typischerweise durch einen Bereich erhöhter Bildintensität (*Hotspot*) deutlich. Abhängig von der Dichte der Kommunikationsverbindungen, die dem Bildpunkt im Gewichtungsmodell zugeordnet sind, reicht die Form des Hotspots dabei von kreisförmig über oval bis sternförmig mit zu den Rändern abfallenden Dämpfungswerten. Die Härte der Abgrenzung des Bereiches kann über den Parameter a^2 der Kovarianzmatrix gesteuert werden und weist durch die Regularisierungsbehandlung typischerweise keinen abrupten Dämpfungsabfall sondern einen weichen Übergang auf.

In der Standard-Funktomographie hat sich die *einfache Maximum*-Methode als ausreichend erwiesen. Dabei ist die Position des Nutzers der Mittelpunkt des Bildpunktes mit der maximalen Dämpfung (vgl. Gl. (4.26)).

$$\underline{P}_{\text{Nutzer}} = \arg \max \{x\} \quad (4.26)$$

Diese Lokalisierungsvariante funktioniert gut bei regelmäßigen und symmetrischen *Hotspots*, wie etwa näherungsweise kreisförmigen Dämpfungsbildern, die ein klares Maximum in der Mitte des Hotspots aufweisen. Gerade bei heterogeneren Funkkommunikationsstrukturen, wie dem dieser Arbeit zugrundeliegenden RFID System, entstehen unregelmäßige Flächen. Innerhalb dieser sind ebenso mehrere abgegrenzte Bereiche höherer Intensität möglich. Eine realistischere Ermittlung der Nutzerposition ist möglich, wenn das Bild im ersten Schritt eine Schwellwertfilterung nach Gleichung (4.27) durchläuft.

$$\underline{i}_t = \{i, x_i \geq t_x\} \quad (4.27)$$

Im zweiten Schritt wird dann der *Flächenschwerpunkt* des resultierenden Intensitätspolygons laut Gleichung (4.28) als Positionsschätzung ermittelt.

$$\underline{P}_{\text{Nutzer}} = \frac{1}{|i|} \sum_i \arg\max(x_i) \quad (4.28)$$

In ersten Experimenten hat sich gezeigt, dass sich mit dieser Methode und einem ein $t_x \sim 0,75 \max\{\underline{x}\}$ bei RFID basierter Tomographie eine Genauigkeitserhöhung von $\sim 5\%$ gegenüber der einfachen Maximum-Methode erzielen lässt.

Messmethode

Passive RFID Transponder unterliegen hohen Schwankungen bezüglich ihrer Sende- und Empfangsqualität. Das ist vor allem durch automatisierte Massenfertigungsverfahren mit hohen Herstellungstoleranzen bedingt. Für den Standardanwendungsfall in der Logistik oder der Industrie reicht eine binäre Auslesung des Transponders (im Sichtbereich oder außerhalb) aus. Aus diesem Grund sowie durch die in Innenräumen auftretenden Mehrwegeeinflüsse ist die Parametrisierung eines allgemeinen physikalischen Modells für alle Transponder schwierig. Um die verschiedenen Eigenschaften der einzelnen Transponder berücksichtigen zu können, wird für die passive RFID Tomographie daher die Signalstärkenrelation zu einem in einer Kalibrierungsphase aufgenommenen Signalstärkevektor eines leeren Transponderfeldes verwendet. Für die Kalibrierungsmessung befindet sich kein Nutzer/Störer im RFID Feld. Für diese Messung sollte das RFID System so ausgerichtet sein, dass eine maximale Anzahl an Feldtranspondern vom Reader gelesen werden kann. Es ist ebenfalls möglich, dass eine durch Mehrwegausbreitung auftretende Auslöschung dazu führt, dass Transponder in der Kalibrierungsphase nicht sichtbar sind, bei Nutzerpräsenz aber gelesen werden können. Nicht erfolgte Lesungen werden in dieser Methode berücksichtigt, indem ein minimaler Signalstärkewert y_{min} angenommen wird, wenn ein Transponder nicht gelesen werden kann. In Tabelle 16 wird dafür zwischen zwei Methoden unterschieden. Der Einfluss auf die Bildgebung und Lokalisierungsperformanz wird in Kap. 4.3.4 diskutiert.

Differenzmethode		[dB] Methode
$\mathbf{y}_{meas} \neq \{\}$	$\underline{y} = E\{y_{meas}\} - E\{y_{cal}\} $	$\underline{y} = 10 \log_{10} \left(\frac{E\{y_{meas}\}}{E\{y_{cal}\}} \right)$
$\mathbf{y}_{meas} = \{\}$	$\underline{y} = y_{min} - E\{y_{cal}\} $	$\underline{y} = 10 \log_{10} \left(\frac{y_{min}}{E\{y_{cal}\}} \right)$

Tabelle 16: Methoden zur Generierung des Messvektors \mathbf{y}

Fehlermodell

Grundsätzlich sind zwei verschiedene Fehlerbetrachtungen möglich: der bildpunktbasierte *Bildfehler*, beruhend auf einer idealisierten Annahme einer perfekten Tomographie, sowie der reine *Lokalisierungsfehler* zwischen der geschätzten und der reellen Nutzerposition. Da im Fokus dieser Arbeit eine möglichst genaue Angabe der Nutzerposition statt einer möglichst realitätsgetreuen Tomographieabbildung liegt, wird der Nutzermittelpunkt als reale Position angenommen und der auf dieser Koordinate basierende *RMSE* nach in Kap. 2.2.1 dargestellter Definition angegeben.

4.3.2. RFID Systemanpassungen

Damit ein Tomographiealgorithmus ein ausgewogenes Bildergebnis liefern kann, ist eine über das Versuchsfeld homogen verteilte Menge an Messdaten notwendig. Dies ist gerade im Umfeld von passiven Transpondersystemen problematisch, da im Gegensatz zu drahtlosen Funkknoten kein deterministisches Kommunikationsprotokoll verwendet werden kann. Bei *EPCGlobal*[108] konformer UHF RFID Kommunikation werden sich im Sendebereich eines Readers befindliche Transponder mit Hilfe eines nicht deterministischen Antikollisionsmechanismus gelesen. Für eine Bildberechnung ist andererseits zu jedem Berechnungszeitpunkt ein vollständiger Messvektor \underline{y} nötig. Das Antwortverhalten eines beliebigen RFID Transponderfeldes muss daher zeitlich diskretisiert sowie um eine Fehllesungsbehandlung erweitert werden.

An dieser Stelle sind daher drei verschiedene Methoden denkbar:

1. Definition einer maximalen Messzeit t_{max} über das gesamte Feld. Die Reihenfolge der Transponderlesungen wird vom RFID Protokoll bestimmt und ist nicht deterministisch. Fehl- oder Nulllesungen werden durch Kalibrierungsmesswerte ersetzt.
2. Definition einer minimalen Sample Anzahl pro Transponder $n_{samples}$ bei keiner Begrenzung der Messzeit oder
3. Nutzung einer RFID Transponder Maskierungsmethode (vgl. Kap. 3.4). Die *Bitmasking* Funktion erlaubt eine separate Kommunikation mit jedem einzelnen bekannten Transponder oder Transpondergruppen im Feld.

Die Methoden (1) und (3) lassen eine Justierung der maximalen Messzeit zu. Dabei können in (1) doppelte Lesungen oder Fehllesungen auftreten, wobei die Fehllesewahrscheinlichkeit mit sinkender Messzeit steigt. Bei Methode (2) wird eine minimale Qualität der Felddaten präferiert, die zeitliche Performanz ist allerdings niedrig, wenn Transponder nicht oder schlecht gelesen werden können.

Ein fehlender Messwert resultiert bei einem kalibrierten Versuchsaufbau (die gesamte Transponderpopulation ist initial vom Reader lesbar) zumeist aus Abschattungen durch Mehrwegeausbreitungerscheinungen in der Versuchsumgebung, eines Störers in der direkten LOS oder aus Kollisionen bei der Reader-Transponder-Kommunikation (einer schwachen Performanz des ALOHA Mechanismus).

Ein fehlender Signalstärkewert eines Transponders kann also sowohl durch eine modellkonforme Abschattung des Transponders durch einen Störer als auch systemimmanent begründet sein. Eine Nichtbetrachtung des Transponders bei fehlendem Messwert kann daher möglicherweise zu einem Verlust an Informationen führen. Daher wird an dieser Stelle der theoretisch minimale RSSI des Systems $y_{min}^{i,j}$ für diese Lesung angenommen.

4.3.3. Experiment

Für die experimentelle Validierung der passiven RFID Tomographie werden beide in Kap. 3.3 beschriebene Experimentszenarien genutzt und miteinander verglichen.

Um eine ausreichend große und homogen verteilte Datenmenge zu erhalten, wird für die Messphase eine Kombination der in Kap. 4.3.2 beschriebenen Methoden (2) und (3) gewählt. Über eine *Bitmasking*-Implementierung werden die 4 Transponderfeldseiten zeitlich separiert, um die pro Inventoryschritt zu lesenden Transponderpopulationen zu verringern. Darauf aufbauend wird eine Mindestanzahl von Transponderlesungen $n_{min} = 20$ definiert, um eine Mindestqualität der Lesungen zu erreichen. Dies gilt vor allem für die Kalibrierungsphase, in welcher sich kein Nutzer innerhalb des Feldes befindet. Befindet sich ein Nutzer im Feld gilt n_{min} ebenfalls für alle kontinuierlich lesbaren Transponder. Bei fallender Lesefrequenz werden die fehlenden Messungen durch eine hardwarespezifische Mindestfeldstärke ersetzt. In Tabelle 17 sind die Parameter der Mess- und Tomographiephasen dargestellt. Die Auswertung erfolgt auf der in Kap. 3.3 genannten Workstation.

		Parameter	Wert
Messphase	Min. Anzahl an Messwerten	n_{min}	20
	Multistat. HW	AS $y_{min}^{i,j}$	$\{[1,0], [0,1], [2,3], [3,2]\}$ 150
	Monostat. HW	AS $y_{min}^{i,j}$	$\{1,2,3,4\}$ 0
		Q	5
Berechnungsphase	Pixelanzahl	n_p	1849
	Gewichtungsparameter	λ	0,02 m
	Regularisierungsparameter	a^2	0,05
		b	4 m
Schwellwertfilterung		t_x	0,75

Tabelle 17: Parameter der Tomographievalidierung

4.3.4. Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Tomographie und der darauf aufbauenden Lokalisierung dargestellt und diskutiert. Dabei wird zwischen der räumlichen und zeitlichen Performanz unterschieden.

In den Abbildungen 33 und 34 sind die Ergebnisbilder der in beiden Experimentszenarien durchgeführten RFID Tomographie für drei Beispielpositionen dargestellt. Die Intensitätsskalierung variiert zwischen den Bildern aufgrund der zugrundeliegenden Signalstärkewerte und wird daher zum besseren Vergleich normalisiert dargestellt.

An den Validierungspositionen entstehen im Tomographiebild deutlich erkennbare Bereiche erhöhter Intensität, sogenannte *Hotspots*. Dort lässt sich der Bereich einer erhöhten Nutzerpräsenzwahrscheinlichkeit abgrenzen.

In den Ecken des Versuchsfeldes ist dies am genauesten darstellbar, da in diesen Fällen die meisten Kommunikationspfade ungestört vom Nutzer erhalten bleiben. Eine deutliche Erhöhung an Störungen ist ersichtlich, sobald der Nutzer Bereiche höherer Linkdichten stört. Bewegt sich der Nutzer in Richtung der Feldmitte sowie an die Mittelpunkte der

²⁹ Für die Diskussion der möglichen Ausprägungen der Anti-Kollisions-Parameter und deren Wirkung sei an dieser Stelle auf Kapitel 4.4.1 verwiesen.

Feldkanten entstehen Abschwächungsungleichgewichte bezüglich einzelner RFID Antennen, was sich in einem erhöhten Bildrauschen niederschlägt.

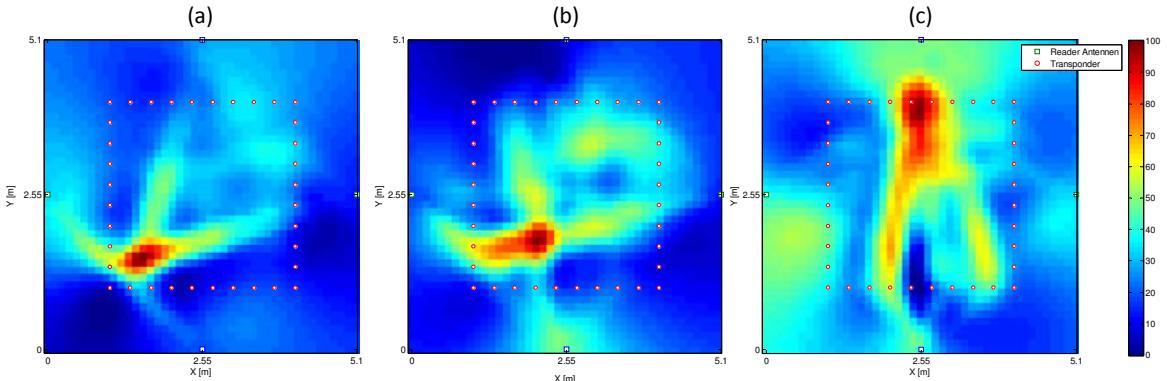


Abbildung 34: Ergebnisbilder für die Positionen (a) 7, (b) 12 und (c) 2 in Aufbau 1

Im Unterschied zum Versuchsaufbau 1 ist in den mit Aufbau 2 aufgenommenen Bildern ein höheres Intensitätsrauschen zu beobachten. Dies liegt vor allem darin begründet, dass einer deutlich erhöhten Anzahl an Transpondern eine unveränderte Zahl an aktiven Elementen gegenübersteht. Abschwächungen im Bereich einer einzelnen Antenne wirken sich somit stärker auf das Gesamtbildrauschen aus.

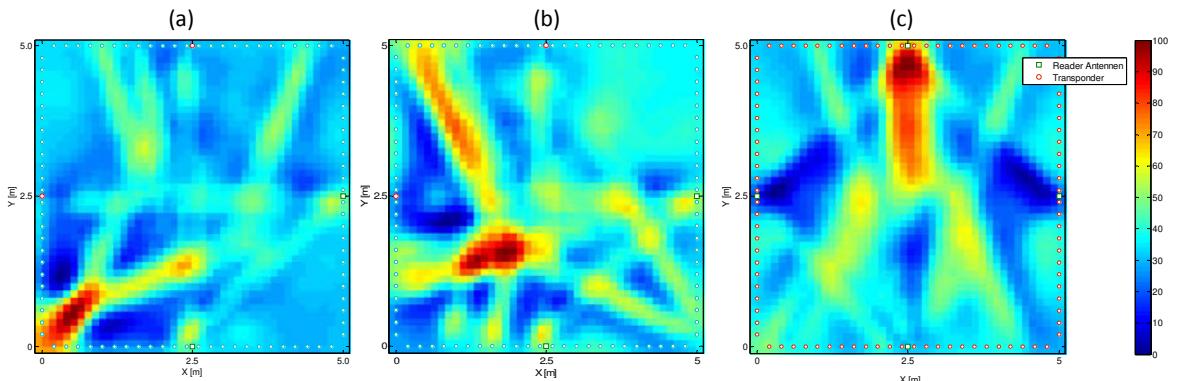


Abbildung 35: Ergebnisbilder für die Positionen (a) 7, (b) 12 und (c) 2 in Aufbau 2

Im Unterschied zum klassischen RTI Verfahren führt die aufgrund des geänderten Verhältnisses zwischen aktiven und passiven Elementen $n_{act} \gg n_{pass}$ resultierende Kommunikationsgeometrie dazu, dass die nutzeridentifizierenden Hotspots keine kreisrunde Form

erhalten, sondern deutlich in Richtung der gestörten Kommunikationsverbindungen verlaufen. Ihre Ausrichtung und Ausdehnung variiert über das gesamte Messfeld. Eine bildbasierte Fehlermodellierung und einfache Maximumlokalisierung sind daher nicht sinnvoll. Für die Lokalisierung wird die in Abschnitt 4.3.1 beschriebene Schwellwertmethode genutzt. Der daraus resultierende kumulierte RMSE ist im Vergleich zur genauesten Referenzmethode MLE (vgl. Kap.4.1) dargestellt. Wie zu erkennen ist, unterscheidet sich der Lokalisierungsfehler zwischen den beiden Experimentalaufbauten nur geringfügig. Dabei ist zu beachten, dass in Aufbau 1 nur innerhalb des Transponderfeldes definierte Positionen erkennbar sind. Die Aufbauten sind also sowohl in der beteiligten Transponderanzahl (40 *vs.* 96), als auch in der Experimentalfeldgröße ($9,61\text{m}^2$ *vs.* 25 m^2) zu unterscheiden. Gegenüber dem Referenzverfahren MLE hat die RFID Tomographie einen leichten RMSE Vorteil von $\sim 0,25\text{m}$ auf 80% Konfidenzniveau. Oberhalb eines Konfidenzniveaus von $\sim 86\%$ hat das MLE Verfahren einen RMSE-Vorteil von bis zu $\sim 0,25\text{m}$. Das liegt daran, dass das RFID Tomographieverfahren geometriebedingt eine etwas höhere Anzahl an Ausreißern produziert, wenn sich der Nutzer in Antennennähe aufhält.

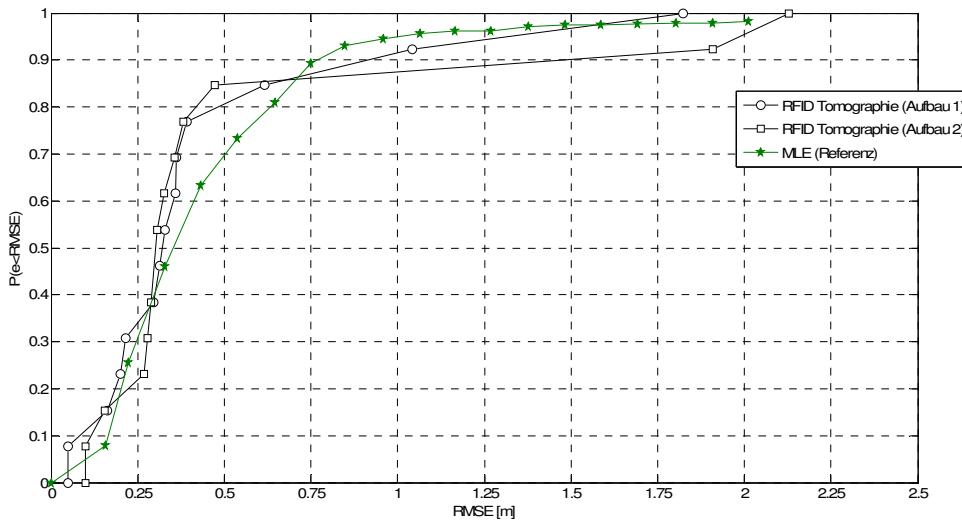


Abbildung 36: Mittlerer kumulierter Positionsfehler im Vergleich

Neben der Lokalisierungsgenauigkeit ist an dieser Stelle auch die zeitliche Komplexität der passiven RFID Tomographie zu den Referenzverfahren ins Verhältnis zu setzen. In

Tabelle 18 sind daher vergleichend die mittleren Ausführungszeiten \bar{t}_{TFE} der Referenzalgorithmen für beide Transponderanzahlen n_t zum RFID Tomographieansatz ins Verhältnis gesetzt. Für den Vergleich ist ebenfalls der mittlere RMSE auf 80% Konfidenzniveau angegeben. Bei vergleichbarer Lokalisierungsgenauigkeit liegt die Berechnungszeit des neuen Verfahrens in etwa um das 500fache unterhalb der MLE Referenz. Dies liegt vor allem in der algorithmischen Architektur begründet, welche das Aufstellen der Berechnungsmatrizen in eine einmalige Initialisierungsphase auslagert und zur Ausführungszeit neben dem Datenimport lediglich eine Matrixoperation nötig macht. In Aufbau 1, also bei $n_t=40$ Feldtranspondern, ist die Ausführungszeit in etwa um das fünffache kürzer als bei WLLS und CNIP, die einen deutlich höheren Positionsfehler ausweisen. Dieser Vorteil schwindet mit Zunahme an Feldtranspondern.

Bei $n_t=96$ Transpondern im Feld liegen WLLS und CNIP mit $\sim 0,3s$ deutlich vor der Tomographie mit $\sim 2s$. Der Unterschied in der Genauigkeit bleibt dabei aber unverändert. Dies liegt darin begründet, dass bei steigender Transponderanzahl eine deutlich höhere Anzahl an Kommunikationsverbindungen für die Bildberechnung zu berücksichtigen ist. Bei der hinsichtlich der Genauigkeit vergleichbaren MLE Methode ist auch in Aufbau 2 noch ein deutlicher Zeitvorteil zu erkennen.

Ansatz	RFID Tomographie	Referenz (vgl. 4.1)			RFID Tomographie	Referenz (vgl. 4.1)		
		Aufbau 1	MLE	WLLS	CNIP	Aufbau 2	MLE	
n_t		40				96		
\bar{t}_{TFE} [s]	0,02	9,21	0,10	0,10	2,08	21,80 ¹	0,30 ¹	0,30 ¹
e_{RMSE} [m] ($\gamma = 0,8$)	0,50	0,64 ³	1,73 ³	1,65 ³	0,40	0,64 ²	1,28 ²	1,30 ²
\bar{t}_{init} [s]	10,35	n.a.			15,02	n.a.		

¹Annahme einer linearen Regression ²³Schätzung Quelle Referenzverfahren: [16][18]

Tabelle 18: Performanzvergleich zwischen passiver RFID Tomographie und den Referenzverfahren

An dieser Stelle ist anzumerken, dass die für Aufbau 2 dargestellten Zeiten der Referenzverfahren [16][18] durch eine lineare Regression ermittelt worden sind. Der Vollständigkeit halber sind für die RFID Tomographie die mittleren Initialisierungszeiten \bar{t}_{init} angegeben. Diese fällt vor der Laufzeit einmalig dafür an, die Matrizen für die Kalibrierung,

Pixelkovarianz, Gewichtung und schließlich die Projektion zu berechnen. Für die Referenzverfahren sind diese Zeiten nicht verfügbar und können daher nicht für einen Vergleich herangezogen werden.

In Tabelle 19 ist die passive RFID Tomographie im Vergleich zum ANN Ansatz (vgl. Kap. 4.2) dargestellt. Das ANN Verfahren weist große Vorteile bezüglich der Ausführungszeiten und der Lokalisierungsgenauigkeiten auf. Die Initialisierungszeiten \bar{t}_{init} sind in diesem Fall den Trainingszeiten \bar{t}_{TFT} gegenübergestellt. Diese sind bei SKG und EF basiertem Training mit der passiven RFID Tomographie vergleichbar, wobei die Trainingszeit der LM Methode deutlich abweicht.

Ansatz	RFID Tomographie	ANN		
		LM	SKG	EF
n_t	40			
\bar{t}_{TFT} [s]	0,02		0,006	
e_{RMSE} [m] ($\gamma = 0,8$)	0,50	0,05	0,10	0,20
\bar{t}_{init} [s]	10,35	2.052,51 ¹	11,33 ¹	5,59 ¹

¹ in diesem Fall: $\bar{t}_{init} = \bar{t}_{TFT}$

Tabelle 19: Performanzvergleich zwischen passiver RFID Tomographie und der ANN Methode

4.4. Verbesserte RFID Tomographie

Nachdem die grundsätzliche Machbarkeit einer RFID Tomographie und Lokalisierung gezeigt worden ist, sollen in diesem Kapitel Untersuchungen zur Onlinefähigkeit (auch: *Livefähigkeit*) sowie zur Verbesserung des Positionsergebnisses angestellt werden. Der Begriff *Online* bezieht sich dabei auf die Fähigkeit des Gesamtsystems, mit einer konstanten Bildrate f_x Tomographiebilder und damit verbunden kontinuierlich Positionsschätzungen zur Verfügung zu stellen. Diese Kontinuität ist für die Anwendung von gerätefreien Nutzerlokalisierungssystemen zur Generierung smarter Nutzerassistenz von essentieller Bedeutung.

Die bisherigen Implementierungen der vorgestellten Ansätze basieren auf einem Postprocessing-Prozess zuvor aufgenommener Felddaten. Grund dafür ist vor allem das nicht-deterministische RFID Kommunikationsprotokoll (vgl. Kap. 4.4.1.2). Daher wird im ersten Schritt eine Zeitanalyse des Gesamtsystems vorgenommen, um Zeitbestandteile zu definieren und ihren Einfluss zu untersuchen. Im Anschluss werden Einflussparameter des Lokalisierungsverfahrens zeitlich optimiert sowie die darauf aufbauende Implementierung eines Onlinedemonstrators erläutert. In die Systementwicklung gehen ebenfalls Untersuchungen zur Verbesserung des Lokalisierungsergebnisses durch Optimierung verschiedener Verfahrensparameter ein, die beim klassischen RTI Verfahren auf Erfahrungswerten beruhen und statisch genutzt werden. Ebenfalls wird in diesem Schritt die Einführung eines Rückkopplungsansatzes untersucht. Grundlage bildet in diesem Kapitel der Versuchsaufbau 2 mit $\{5,0 \times 5,0\}m$ Versuchsfläche.

4.4.1. Zeitliche Verbesserung

Optimierungskriterium eines kommerziellen RFID Systems ist, wie in Kap. 3.2 beschrieben, die einmalige Detektion eines möglichst großen Teils einer ausgebrachten Transponderpopulation. Standardisierte RFID Protokolle sind daher nicht deterministisch und stellen keinen Anspruch an eine online- oder echtzeitfähige Feldlesung. Die Transponderkommunikation stellt den wichtigsten, aber nicht den einzigen zeitkritischen Systemteil dar. Um die erreichbare Online Performanz abschätzen und zeitkritische Systembestandteile identifizieren zu können, werden im Folgenden Zeitbestandteile definiert und an-

schließend bewertet. Grundlage der Messungen ist der in 4.3.3 beschriebene Experimentalaufbau.

4.4.1.1. Zeitanalyse

Um eine feste³⁰ Bildrate $f_x = \frac{1}{t_{frame}}$ erreichen zu können, muss eine maximale Zeit für

Feldmessungen t_m definiert werden. Innerhalb dieser muss eine ausreichende Anzahl an Antennen-Transponder-Kombinationen gemessen werden.

Nach der Messung der Rohdaten werden diese vom Reader an eine Workstation zur Weiterverarbeitung übertragen. Dabei bilden die Transportzeit t_{net} und die anschließende Rechenzeit des Tomographiealgoritmus t_{calc} die nächsten Zeitbestandteile (vgl. Gl. (4.29)).

$$t_{frame} \geq \bar{t}_m + \bar{t}_{net} + \bar{t}_{calc} \quad (4.29)$$

Weiterhin kann die Aufnahmezeit des Messvektors als Produkt aus der Anzahl der felderzeugenden Antennen n_{tx} ³¹ und der Messzeit pro Antenne ermittelt werden, wobei sich diese aus der reinen Lesezeit t_{tx} (vgl. Gl. (4.31)) und der Zeit zum internen Umschalten der Antennensequenz (bei monostatischen Systemen: Umschalten des Antennenports) zusammensetzt. Diese Umschaltzeit $t_{as\ change}$ umfasst dabei neben dem reinen Umschaltvorgang des Multiplexers auch die Zeit zum Initialisieren des RFID Kommunikationsprotokolls. In bistatischen Systemen fällt diese nur an, wenn die felderzeugende Antenne gewechselt wird.

$$\bar{t}_m = n_{tx}(\bar{t}_{tx} + t_{as\ change}) \quad (4.30)$$

Die Messzeit setzt sich aus der Anzahl an Empfangsantennen n_{rx} , an Transpondern n_t sowie der mittleren Leselatenz zweier Transponderlesungen \bar{t}_r zusammen (vgl. Gl. (4.30)).

$$\bar{t}_{tx} = n_{rx} n_t \bar{t}_r \quad (4.31)$$

³⁰ Alle in diesem Kapitel angegebenen Deadlines und Zeiten sind als mittlere Angaben normalverteilter Zeitmessungen und somit als weiche Echtzeitangaben zu interpretieren. Harte Echzeit wird an dieser Stelle nicht betrachtet, da die Systemkomponenten keine harte Echtzeit garantieren können.

³¹ Aktuelle im Handel verfügbare multi- sowie monostatische UHF RFID Systeme sind im Regelfall mit max. 4 Antennen bestückbar.

Die mittlere Transportlatenz t_{net} ist die Zeit zwischen der Aufnahme der Messdaten (Basis: Unix-Zeitstempel des zeitsynchronisierten Readers) und dem Start des Lokalisierungsalgorithmus. Sie ergibt sich als Summe aus Transponderstreamingzeit und der Pakettransportzeit des Ethernets $t_{latency}$ sowie des Preprocessingschritts der Workstation zum Datenimport in die Analysesoftware t_{import} (vgl. Gl. (4.32)).

$$t_{net} = t_{latency} + t_{import} \quad (4.32)$$

Die definierten Zeitbestandteile haben einen unterschiedlich großen Einfluss auf die Bildrate. Basierend auf dem in Kap. 4.3.3 beschriebenen Experimentalaufbau, können mittlere Zeitmessungen für die einzelnen Zeitelemente durchgeführt werden. Für die Ermittlung werden in $n_z = 104$ Messzyklen Tomographiebilder aus den 13 Nutzerpositionen erzeugt. Über alle Nutzerpositionen werden die Zeiten gemittelt und sind in Tabelle 20 dargestellt.

Parameter	Spezifikation	Wert
\bar{t}_m	fetch time for complete RSSI vector	500 ms
\bar{t}_{net}	time between reading and processing	110 ms
\bar{t}_{calc}	calculation time for imaging vector	77 ms
\bar{t}_{tx}	interrogator-transponder powering time	300 ms
$t_{as\ change}$	antenna sequence shifting time	200 ms
\bar{t}_r	mean time between two transponder readings	25 ms
$t_{latency}$	ethernet network latency	< 1 ms
t_{import}	tag streaming latency and import buffer time	110 ms

Tabelle 20: Mittlere Zeitmessungen und Parameterwerte

Geringe Abweichungen der Zykluszeiten können durch den nicht deterministischen Ablauf des LBT Protokolls erklärt werden. In den Untersuchungen konnte eine mittlere Messzeit $t_m = 500ms$ erreicht werden. Die Bildberechnung dauerte auf der genutzten Workstation³² im Durchschnitt 77ms. Streamlatenz und Pufferzeiten konnten mit einer mittleren Summe von $t_{net} = 110ms$ ermittelt werden, wobei die Netzwerklatenz mit $\ll 1ms$ zu vernachlässigen ist.

³² Workstation: PC mit Intel®Core™2 Quad CPU @ 4*3GHz; RAM: 8 GB; BS: Ubuntu 14 nativ

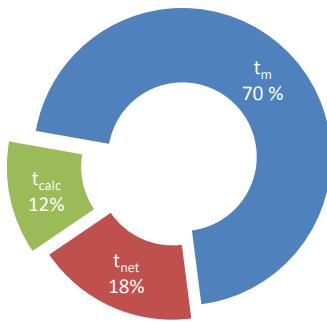


Abbildung 37: Zeitbestandteile t_{frame}

Bei paralleler Ausführung von Messzyklus und Tomographie entspricht die Bildrate zur Laufzeit der Dauer des längeren Prozesses (vgl. Gl. (4.33)). Im Regelfall ist das die Messzeit t_m (vgl. Abbildung 37).

$$t_{frame} \geq \max\{t_{meas}, t_{calculate}\} \quad (4.33)$$

Zielvorgabe für eine onlinefähige Lokalisierung ist eine Bildfrequenz von $f_x \geq 1 \text{ Hz}$ als Mindestfrequenz für eine darauf aufbauende Weiterverarbeitung. Nach der Zeitanalyse kann festgestellt werden, dass hauptsächlich drei Zeitbestandteile einen Einfluss haben. Die Datenübertragungs- und Bildberechnungszeiten hängen maßgeblich von der genutzten Hardware sowie der zugrundeliegenden Transponderpopulation ab. Die Messwertaufnahme hat generell den größten Zeitbedarf. Im folgenden Abschnitt werden daher Ansätze evaluiert, die das Ziel einer Zeitreduktion beim Messvorgang verfolgen.

4.4.1.2. Verbesserung der Auslesegeschwindigkeit

Schlüsselparameter für die Ausleesezeit einer EPCglobal-konformen UHF RFID Kommunikation ist die Einstellung des auf TDMA basierenden Anti-Kollisionsmechanismus, welcher laut Standard den *frame slotted ALOHA* (FSA) Ansatz implementiert. Das klassische ALOHA-Prinzip wird zur Erhöhung der Leseperformanz um Zeitabschnitte (auch: *Frames*) erweitert, die in ihrer Summe eine Pulkleserunde (auch: *Inventory*) ergeben. Jeder Frame wird wiederum in 2^Q Zeitschlüsse (Slots) unterteilt, deren Zuordnung von jedem

Transponder bei der Initialisierung zufällig gewählt wird³³. Jeder Transponder antwortet nur in seinem gewählten Slot und nach erfolgreicher Lesung bis zum Start einer neuen Leserunde nicht mehr. Die Performanz dieses Verfahrens hängt stark von der Wahl dieser Zeitbestandteile ab (vgl. Tabelle 21), deren optimale Ausprägung durch die verfügbare Transponderpopulation bestimmt wird.

Parameter	Spezifikation
I	Inventories pro $T_x R_x$ Paar
f_I	Frames pro Inventory
Q_f	Slots pro Frame

Tabelle 21: FSA Parameter

Werden RFID Felder wie im vorliegenden Fall nicht automatisiert, sondern mit wechselnden Antennensequenzen gelesen, kann $I = 1$ vernachlässigt werden. Die Dimensionierungsentscheidung bezieht sich daher nur noch auf die Parameter Q_f und f_I . Für die Wahl der Zeitschlüsse ist hier generell der Anwendungskontext zu betrachten. In klassischen RFID Anwendungen, wie Tor- oder Lagerlesungen, ist die Anzahl der Feldtransponder vorher gar nicht oder nur näherungsweise bekannt. In dem dieser Arbeit zugrundeliegenden Lokalisierungsszenario ist sie allerdings a priori bekannt und nicht dynamisch. Im Allgemeinen kann die optimale Anzahl an Zeitschlüßen daher anhand der Transponderanzahl folgendermaßen definiert werden:

$$Q_{opt} = \lceil \log_2(n_t) \rceil - e_{red} \quad (4.34)$$

Dies hängt eng mit der Wahl der Frames pro Leserunde f_I zusammen. Eine Besonderheit in der RFID Kommunikation ist, dass die Zeitschlitzwahl statisch ist, während die Anzahl der noch zu lesenden Transponder im Feld von Frame zu Frame abnimmt. Generell kann davon ausgegangen werden, dass durch externe Einflüsse, wie Multipfadausbreitung oder eine erhöhte Bitfehlerrate in gestörten Umgebungen, einige Transponder erst nach mehreren Durchläufen gelesen werden können. Um dennoch eine akzeptable Auslesegeschwindigkeit zu erreichen, ist es sinnvoll, die Anzahl der Zeitschlüsse um einen Faktor e_{red} zu reduzieren und gleichzeitig die Anzahl der Frames f_I um eine Einheit zu erhöhen. Im be-

³³ Laut EPC Gen2 Standard: $Q_{max} = 15$; Transponderwahl: 16-Bit Zufallszahl (RN16)

schriebenen Szenario ist die optimale Slotanzahl $Q_{max} = \lceil \log_2(n_t) \rceil = 4$ slots/frame bei $f_I = 2$.

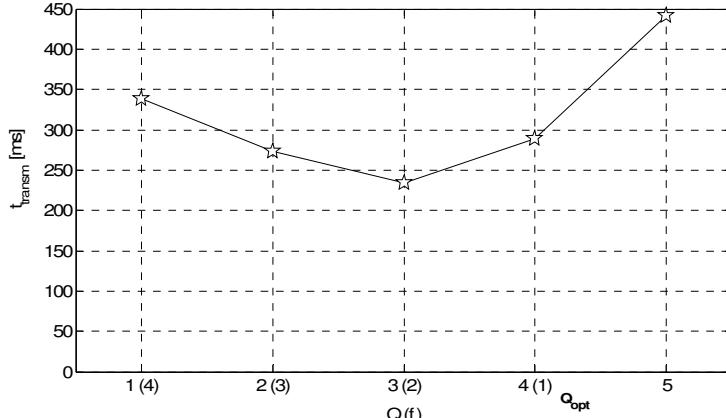


Abbildung 38: Auslesezeitverlauf bei steigender Anzahl an Zeitschlitten

Der Verlauf der Leserundenzeit t_{trans} für reduzierte Zeitschlitzanzahlen ist in Abbildung 38 dargestellt. Eine leichte Reduzierung um $\sim 50ms$ ist bei $e_{red} = 1$ erreichbar. Dieses Optimum entspricht der allgemeinen Faustregel für die FSA Einstellung von EPC Gen2 Readersystemen sowie den Ergebnissen anderer Autoren (vgl. Kawakita et. Al. [132]).

Da das Auslesen des gesamten Transponderfeldes nach der Optimierung der FSA Parameter noch immer einer für Onlinekriterien zu hohen Messzeit t_m bedarf, ist es sinnvoll, den Messvektor \underline{y}_m abschnittsweise zu aktualisieren, sobald neue Daten vorliegen. Dieses Verfahren hat den Vorteil, dass eine neue Tomographieberechnung bereits angestoßen werden kann, bevor der komplette Messvektor aktualisiert ist. Dieser wird dabei in n Teilvektoren unterteilt. Bei einem quadratischen Aufbau bietet es sich an, diese aus den Messfeldseiten ($n = 4$) zu bilden (vgl. Clustering Kap. 3.4). Ein rollendes Messfenster ersetzt den jeweils aktiven Teil im Gesamtfeldstärkevektor, dieser ist nach $t_{ges} = nt_m$ vollständig aktualisiert. Positionsänderungen wirken sich bereits schneller auf das Tomographiebild aus. Dadurch auftretendem Bildrauschen kann mit einer Bildrückkopplung (vgl. Kap.4.4.2.2) entgegengewirkt werden.

4.4.2. Örtliche Verbesserung

Während in den Vorarbeiten der komplette Signalstärkenvektor aufgenommen wurde, um die Nutzerposition im Postprocessing zu bestimmen, wird hier jeweils nur ein Teil des Vektors aktuell gehalten. Daher ist es notwendig, die Bildgebung möglichst optimal an das Szenario anzupassen. Nach der Analyse zeitlicher Kriterien werden an dieser Stelle Ansätze vorgestellt, die das Lokalisierungsergebnis verbessern.

Im ersten Teil des Abschnittes werden dafür die Justierungsparameter der RFID Tomographie im Hinblick auf ihren Ergebniseinfluss untersucht, die im Proof of Concept lediglich statisch gewählt wurden. Diese Untersuchungen wurden auch beim klassischen RTI Ansatz bisher nicht angestellt. Im zweiten Abschnitt wird ein Rückkopplungsansatz vorgestellt, der eine Beziehung zwischen aufeinander folgenden Tomographiebildern herstellt.

4.4.2.1. Verbesserung des Tomographieergebnisses

Im Grundmodell der Radiotomographie (vgl. 4.3.1) entscheidet die Wahl einiger Parameter über die Güte des entstehenden Tomographiebildes. Dies ist an den Stellen der Modellierung sinnvoll, an denen a priori Informationen integriert werden. (vgl. Tabelle 22).

Parameter	Spezifikation
b	Pixel-Pixel Kovarianz
a^2	Regulierungsgewichtung
λ	Ellipsenbreite der Gewichtungsmatrix

Tabelle 22: Parameter der Radiotomographie

Die ersten beiden Parameter a, b sind die Parameter der Kovarianzmatrix \mathbf{Cov}_{XX} (vgl. 4.3.1). A priori ist anzunehmen, dass sich direkt benachbarte Pixel ähnlich auf eine Kommunikationsverbindung auswirken als weiter voneinander entfernte. Dieser Zusammenhang wird über die Kovarianzmatrix modelliert. Im Folgenden werden die Parameter erläutert und ihr Einfluss auf das Lokalisierungsergebnis untersucht. Die Untersuchungen werden auf Basis der RFID Tomographieimplementierung in Experimentalbau 1 gemacht. Der Einfluss der einzelnen Parameter auf den Lokalisierungsfehler wird unter Cete-

ris-paribus-Bedingungen³⁴ geprüft und ist in den Abbildungen Abbildung 39-Abbildung 41 dargestellt.

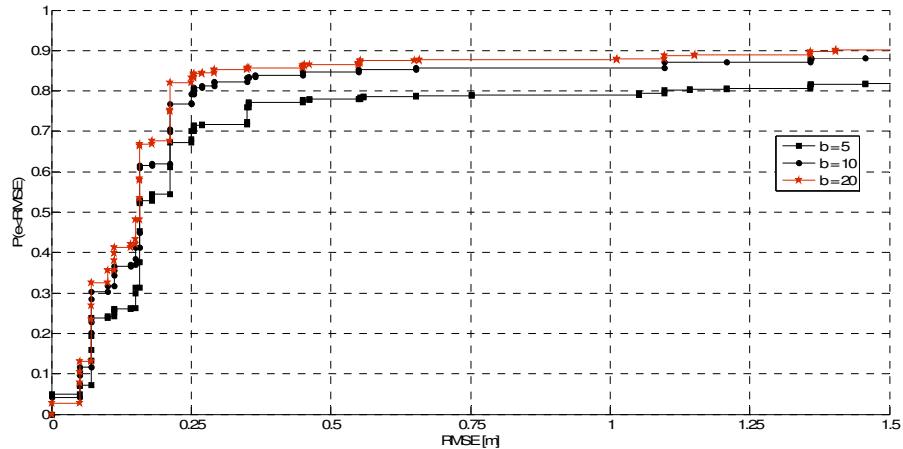


Abbildung 39: Kumulative Verteilung des RMSE für verschiedene Kovarianzparameter b

Die Pixel-Pixel-Interdependenz fällt monoton bei steigendem Pixelabstand. Ein geringeres b dämpft diesen Effekt und führt dazu, dass sich eine Kommunikationsdämpfung über einen größeren Pixelabstand hinweg auswirkt.

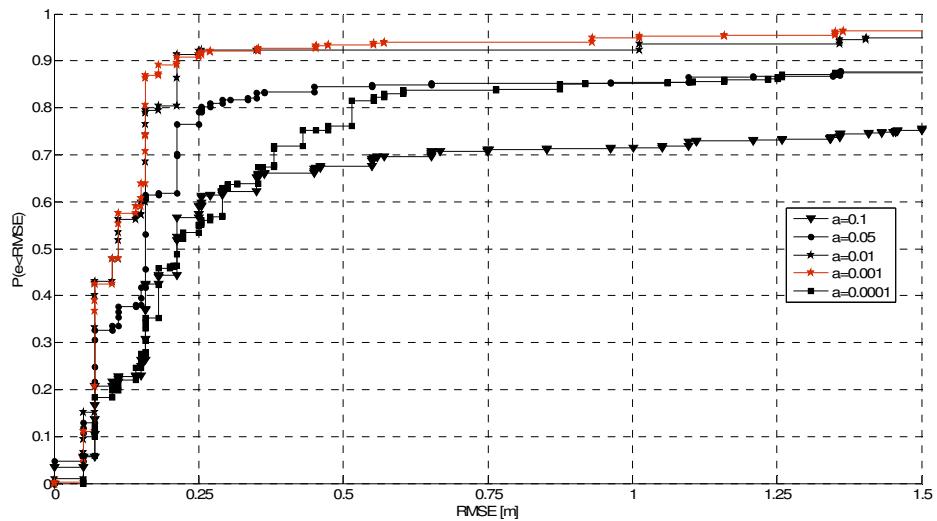


Abbildung 40: Kumulative Verteilung des RMSE für verschiedene Kovarianzparameter a

³⁴ Bei der Untersuchung eines Parameters werden die jeweils anderen konstant gehalten.

Über den Parameter α wird der Betrag und damit der Einfluss der Kovarianzmatrix und somit des Tichonow-Terms auf das Tomographiebild determiniert.

Die Justierung dieser Parameter hat einen deutlichen Effekt auf die Lokalisierungsgenauigkeit. Für das vorliegende Szenario ist mit einer Kovarianz von $b = 20$ und $\alpha = 0,001$ ein deutlicher Genauigkeitsanstieg möglich.

Neben dem Regularisierungsprozess ist auch der Gewichtungsprozess zu optimieren. Um zu modellieren, wie sich eine gestörte Kommunikation auf die Menge an Bildpunkten auswirkt, werden Gewichtungsellipsen um die Verbindung aufgespannt, die mit zweidimensionalen Fresnelzonen korrespondieren (vgl. 4.3.1). Die Größe dieser Ellipsen wird über die Ellipsenweite λ festgelegt. Ist sie größer, werden mehr Bildpunkte mit einer LOS assoziiert, was zu einem größeren Einfluss auf das Tomographieergebnis führt. Bei kleinerer Ellipsenweite wird nur die Kommunikation in unmittelbarer Nähe mit der LOS assoziiert. Der Einfluss auf die Lokalisierungsgenauigkeit ist in Abbildung 41 dargestellt. Offensichtlich kann der starke Einfluss dieses Parameters damit erklärt werden, dass die Positionsbestimmung auf Basis der Bilddaten erfolgt, deren Ausprägungen aus dem Einfluss der Gewichtungsmatrix resultieren. Im vorliegenden Scenario ist eine Ellipsenweite von $\lambda \sim 0.07m$ optimal, eine Veränderung des Aufbaus im Layout oder in der Anzahl der beteiligten Knoten muss zu einer neuen Kalibrierung führen.

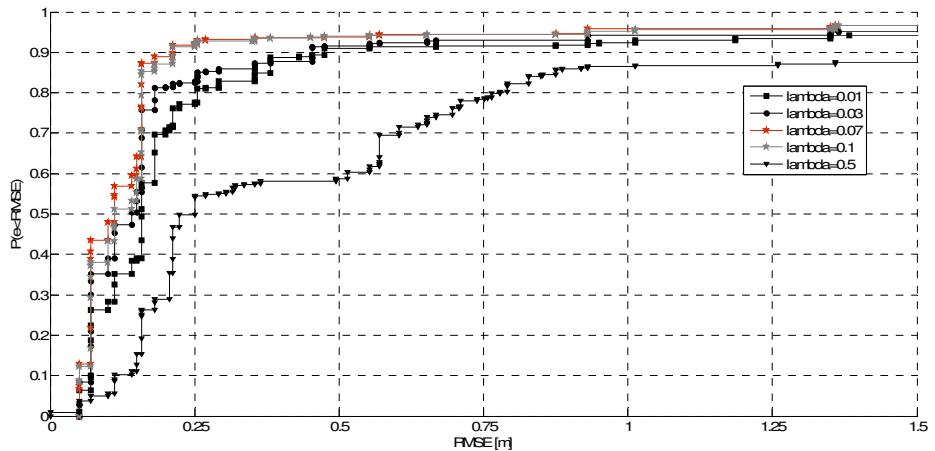


Abbildung 41: Kumulative Verteilung des RMSE für verschiedene Gewichtungsellipsenweiten λ

4.4.2.2. Rückkopplung

Bei der Nutzung von handelsüblichen RFID Transpondern sind starke Schwankungen der Signalstärke ohne Änderung der Umgebungsbedingungen oder bei nur geringen Änderungen der Nutzerposition (z.B. leichte Bewegungen) oder der Transponder keine Seltenheit. Laut physikalischem Grundmodell kann andererseits davon ausgegangen werden, dass sich der gesamte Feldstärkevektor bei nur geringeren Änderungen der Nutzerposition auch nur geringfügig ändert. Weiterhin ist es unwahrscheinlich, dass ein Nutzer bzw. eine Verschattung plötzlich verschwindet oder wieder auftaucht. Aufeinanderfolgende Messungen stehen also in Bezug zueinander. Um Fehlmessungen besser ausgleichen zu können, wird an dieser Stelle eine Rückkopplung mit einem *Forgetting Factor* α eingeführt, der den Intensitätseinfluss eines alten Bildes steuert.

$$\underline{\Delta x} = \alpha \underline{\Delta x}_t + (1 - \alpha) \underline{\Delta x}_{t-1} \quad (4.35)$$

Wie in Gleichung (4.35) dargestellt, erfolgt die Gewichtung auf Zeitbasis und implementiert ein Tiefpass-Verhalten. Starke Signalstärkeschwankungen fallen damit nur ins Gewicht, wenn sie über mehrere Messperioden auftreten. Dabei ist zu beachten, dass ein hoher *Forgetting Factor* dazu führt, dass ältere Messdaten weniger integriert werden, dafür aber die Dynamik des angezeigten Bildes steigt. Ein niedriger Wert für α priorisiert ältere Messdaten und sorgt für eine sinkende Dynamik des Bildes. Hier muss im Sinne der Anwendung ein Kompromiss ermittelt werden.

Die Feldergebnisse, dargestellt in Abbildung 42, zeigen, dass dies ein geeigneter Ansatz ist, die Genauigkeit der Online-Tomographie weiter zu steigern. Für die Implementierung eines Online Demonstrators ist ein $\alpha = 0.4$ ein ausreichender Kompromiss zwischen Bilddynamik und erreichbarer Genauigkeit.

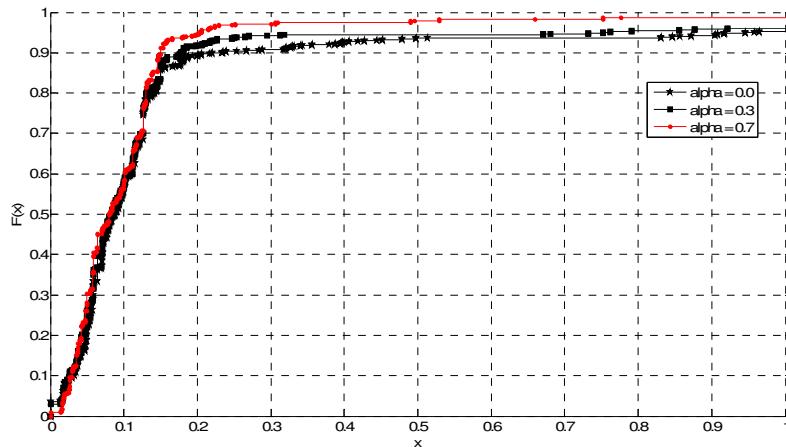


Abbildung 42: Kumulative Verteilung des RMSE für verschiedene α

4.4.3. Implementierung und Validierung

Um die beschriebenen Verbesserungen zu validieren, wurde ein onlinefähiger Demonstrator entwickelt, der am Institut für Mikroelektronik und Datentechnik der Universität Rostock in Warnemünde betrieben wird. Die Algorithmen wurden in einer nebenläufigen Applikation implementiert. Das hardwareseitige Auslesen des Transponderfeldes, die Datenvorverarbeitung und der -transport sind in Java implementiert und werden in einer Java Virtual Machine (JVM) ausgeführt. Diese wird in einer Matlab® Anwendung gekapselt, welche die Ausführung des Tomographiealgorithmus und die graphische Darstellung übernimmt. Ein integrierter Java Thread übernimmt die RFID Reader-Transponder Kommunikation und stellt ein Graphisches Nutzer Interface (GUI) zur Einstellung des RFID Protokolls zur Verfügung. In Abbildung 43 ist diese Architektur schematisch dargestellt. Alle nebeneinander dargestellten Prozesse werden nebenläufig ausgeführt. Wie bereits erwähnt erlaubt das Java-GUI Element die Einstellung bestimmter Protokollparameter durch den Nutzer sowie die Steuerung des Gesamtprozesses. Das sogenannte *Reader Interface* überwacht die Nutzereingaben und setzt sie in Steuerbefehle für die Reader Hardware um. Wird die Live-Lokalisierung gestartet, arbeiten die beiden Steuerthreads *Reader Control* und *Message Listener* im Hintergrund. *Reader Control* steuert den Auslesevorgang des Readers, setzt Antennensequenzen und Transpondermasken. Die RFID Hardware

sendet die Transponderdaten bei Eingang aus dem Feld, als TCP Pakete gebündelt, weiter an die Applikation, in welcher sie durch den *Message Listener Service* angenommen und in eine FIFO Queue exportiert werden. Diese bildet die Schnittstelle zur Tomographieauswertung in der Matlab® Anwendung. Die Daten aus der Queue werden importiert und in den laufenden Tomographieprozess eingespeist.

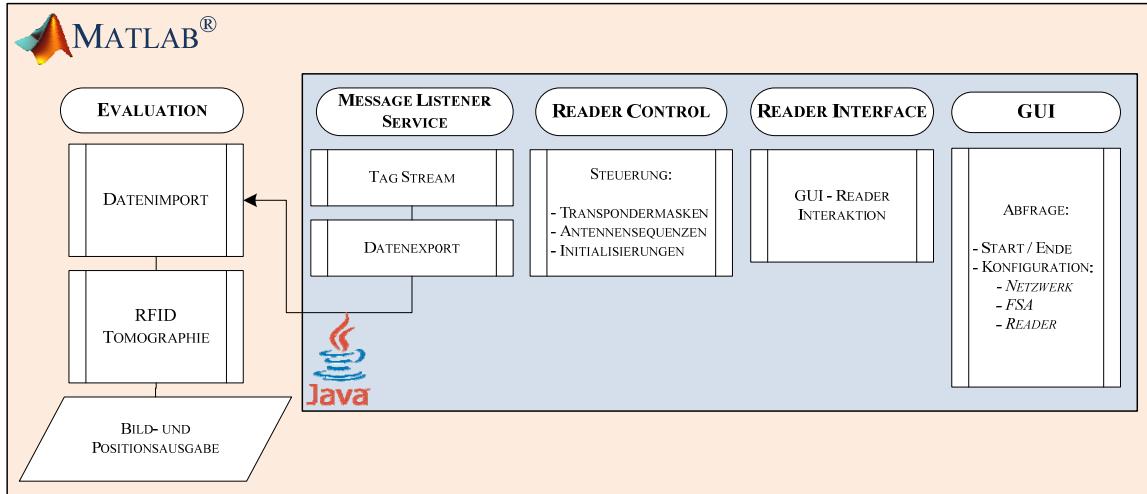


Abbildung 43: Struktur des Demonstrators

Eine Beispielausgabe aus dem laufenden Demonstratorbetrieb ist in Abbildung 44 dargestellt. Für das Validierungsexperiment wurde der in 3.3 beschriebene Versuchsaufbau 1 genutzt, da dieser aufgrund der Anzahl an Transpondern im Hinblick auf die Messzeit die Voraussetzungen für eine Onlineortung erfüllt.

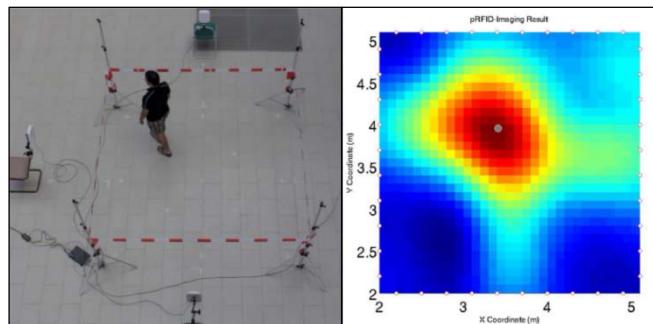


Abbildung 44: Beispielabbildung Online Demonstrator

Für die Validierung bewegte sich der Nutzer auf einer vordefinierten Trajektorie (vgl. Abbildung 45) mit Schrittgeschwindigkeit ($v_t \sim 0,5 \text{ m/s}$) durch das Versuchsgelände.

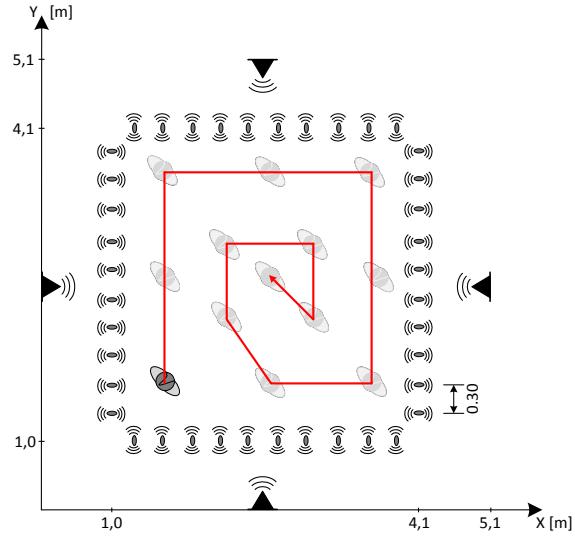


Abbildung 45: Bewegungstrajektorie des Nutzers

Der Demonstrator erreicht eine statische Bildrate von $f_t = 2 \text{ Hz}$. Wie in Abbildung 46 dargestellt, kann im Experiment ein mittlerer $RMSE = 0,25 \text{ m}$ bei 95% Konfidenzniveau erreicht werden. Damit ist der Ansatz in Scenario 1 deutlich genauer als vergleichbare Vorarbeiten sowie der in Kap. 4.3 dargestellte Proof of Concept des RFID Tomographie Verfahrens.

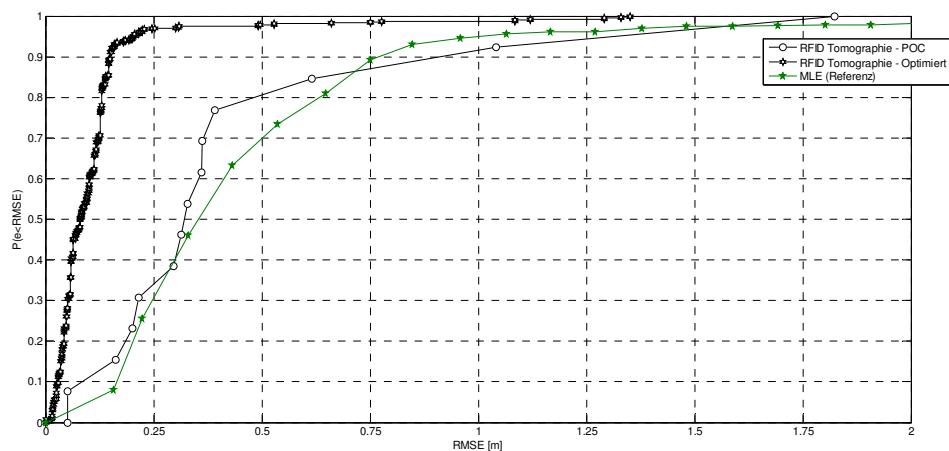


Abbildung 46: Kumulierter Positionsfehler (RMSE) im Vergleich

Das Fehlerniveau der Validierung ist stark vom Verhältnis der Nutzergeschwindigkeit zu Abtastrate v_t/f_t abhängig. Im Experiment bewegte sich der Nutzer mit $v_t/f_t \sim 0,25 \text{ m/fr}$, was in etwa der Breite eines Bildpunktes entspricht. Eine Erhöhung dieses Verhältnisses

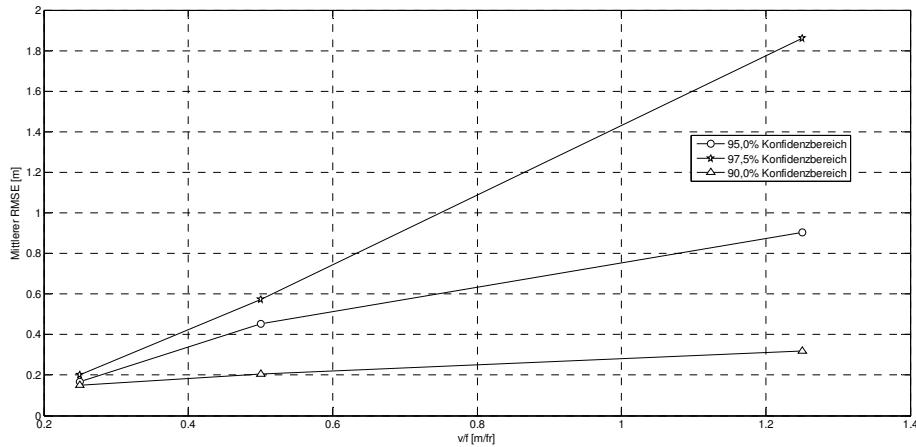


Abbildung 47: Positionsfehlerverlauf bei steigendem Verhältnis zwischen Nutzergeschwindigkeit und Bildrate

führt zu einem Anstieg des Positionsfehlers, der vor allem im oberen 10% Konfidenzintervall deutlich wird (vgl. Abbildung 47). Eine Verdopplung der Schrittgeschwindigkeit des Nutzers führt bei gleichbleibender Bildrate in etwa zu einer Verdreifachung des RMSE im oberen Konfidenzbereich. Dies kann nur bis maximal $f_t = 2 \text{ Hz}$ durch die Erhöhung der Abtastrate ausgeglichen werden, was die Grenzen des Systems sichtbar macht. Da wie bereits erwähnt die Messzeit den maßgebenden Engpass darstellt, ist eine Verbesserung an dieser Stelle nur durch ein effizienteres RFID Kommunikationsprotokoll zu realisieren.

4.5. Zusammenfassung

Im Folgenden sollen die wesentlichen Ergebnisse dieses Kapitels kurz zusammengefasst werden. Es wurden zwei neue Methoden zur gerätefreien Positionsbestimmung mit Hilfe eines passiven RFID Feldes sowie die Weiterentwicklung zu einem onlinefähigen Lokalisierungssystem vorgestellt.

Der trainingsbasierte ANN Ansatz nutzt ein mehrlagiges Perzeptron zur Bestimmung von Positionen aus den Feldstärkemessungen. Mithilfe eines überwachten Lernverfahrens werden die Gewichts- und Biasmatrizen *a priori* trainiert. Für die Evaluation der Lokalisierungsgüte wurden verschiedene Aktivierungsfunktionen und Lernmethoden untersucht. Dieser Ansatz erreicht sehr hohe Genauigkeiten bei sehr geringer zeitlicher Komplexität, besitzt aber nur eine geringe Robustheit gegenüber dynamischen Umgebungseinflüssen.

Ein weiterer Ansatz ist das bildgebende Verfahren der passiven RFID Tomographie. Über ein lineares Modell wird ein zweidimensionaler Bildvektor über eine Gewichtungsmatrix aus den verfügbaren Feldstärkemessungen erzeugt. Das dafür zu lösende, schlecht konditionierte Ausgleichsproblem wird durch einen Regularisierungsansatz gelöst. In dem entstehenden tomographischen Bild können aus Bereichen erhöhter Intensität Nutzerpositionen abgeleitet werden. Der passive Tomographieansatz erreicht hohe Genauigkeiten bei gleichzeitig niedriger zeitlicher Komplexität in der Ausführungsphase. Dieses Verfahren ist robuster als die ANN Methode, erreicht aber geringere Genauigkeiten.

Da es sich bei dem Verfahren bis zu diesem Punkt um ein Postprocessing handelt, wurden im letzten Abschnitt dieses Kapitels Untersuchungen beschrieben, die eine Online Lokalisierung möglich machen. Dafür wurden kritische Parameter des standardisierten RFID Kommunikationsprotokolls identifiziert und im Hinblick auf die Messzeit optimiert. Weiterhin wurde die Ausprägung verschiedener Tomographieparameter untersucht, mit dem Ziel die Lokalisierungsgenauigkeit zu verbessern. Experimentell konnte eine mit dem statischen Ansatz vergleichbare Genauigkeit für einen sich mit Schrittgeschwindigkeit bewegenden Nutzer bei einer Bildrate von 2 Hz erreicht werden.

5. Dreidimensionale Nutzererkennung

Sollen Nutzer oder ihr Verhalten in Innenräumen sinnvoll erkannt werden, ist neben der Position auch die Raumlage des Nutzers von Bedeutung. Ein wichtiges Anwendungsszenario ist im Bereich *Elderly Care* zu finden: die Sturzerkennung. Kann mit Hilfe von nicht sichtbaren Umgebungssensoren verlässlich erkannt werden, ob eine Person gestürzt ist, kann das selbstständige Leben in der häuslichen Umgebung länger aufrechterhalten werden.

Die Raumlagebestimmung oder auch dreidimensionale Nutzererkennung zielt auf diese Problemstellung ab und muss vom Begriff der *3D-Ortung* abgegrenzt werden. Vor allem bei gerätebasierten Lokalisierungssystemen meint dies zumeist die Bestimmung einer dreidimensionalen Punktkoordinate der zu lokalisierenden Nutzerhardware (engl. *Tag*). Dadurch können Informationen zur Raumlage des gesamten Nutzers nur implizit über einen *a priori* bekannten und statischen Tagbefestigungspunkt am Nutzer bestimmt werden. Sollen verlässliche Informationen generiert werden, muss die Anzahl der Geräte am Nutzer erhöht werden (vgl. Abschnitt 2.3: Motion Capturing Verfahren).

Im Bereich der gerätefreien Lokalisierungssysteme liefern nahezu alle verfügbaren Ansätze zweidimensionale Positionsvektoren. Ausnahmen bilden hier einerseits kamera-basierte Ansätze, die zwar eine dreidimensionale Nutzererkennung ermöglichen, aber aus Datenschutzgründen und aufgrund der Lichtabhängigkeit keine Alternative für private Räume darstellen. Andererseits können bodenmontierte, nicht-invasive Systeme wie der Sens-Floor®[10] zwar eine am Boden liegende Person erkennen, aber nicht von kontrollierten Bewegungsmustern (z.B. auf den Boden setzen) unterscheiden.

Der dieser Arbeit zugrundeliegende gerätefreie Ansatz unter Nutzung der RFID Tomographie liefert im zweidimensionalen Bereich sehr gute Ergebnisse und stellt aus Kostengesichtspunkten aufgrund des geringen Anschaffungs- und Installationsaufwandes der Transponder eine klare Alternative dar. Daher ist zu untersuchen, ob sich die Dimensionalität durch die Erweiterung des bestehenden Aufbaus um wandmontierte Transponder vergrößern lässt und eine zuverlässige Sturzerkennung möglich ist. Daher werden im Folgenden Anpassungen des Messaufbaus und des Lokalisierungsmodells erläutert sowie eine experimentelle Validierung durchgeführt. Anschließend werden die Ergebnisse diskutiert.

5.1. Anpassung des zweidimensionalen Modells

Für eine dreidimensionale Erkennung wird der quaderförmige Experimentalraum in $|\underline{x}| = (n_p \times n_h)$ dreidimensionale Volumenpixel diskretisiert, wobei n_h Höhenebenen jeweils n_p Pixel enthalten. Im Bereich der Computergraphik werden diese dreidimensionalen Pixeläquivalente als *Voxel* bezeichnet. Die Ergebnismatrix ergibt sich somit wie folgt:

$$\underline{x} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,i} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{h,1} & \cdots & x_{h,i} \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

Grundsätzlich gibt es zwei Möglichkeiten, den diskretisierten Experimentalraum dreidimensional auszuwerten. Zum einen ist die Reduktion des Problems auf die n_h Höhenebenen, die sogenannten Schichten (engl. *Layer*), möglich, in denen jeweils eine zweidimensionale RFID Tomographie durchgeführt wird. Aus der Layeraggregation entsteht dann das Gesamtbild. Dies wird im Folgenden als *Schichtverfahren* bezeichnet.

Alternativ kann das vorhandene Modell um die Höhe als dritte Dimension erweitert werden, um eine reale dreidimensionale Tomographiemodellierung vorzunehmen, was nachfolgend als *3D-Verfahren* bezeichnet wird. Trotz der höheren rechnerischen Komplexität hat diese Methode den Vorteil, dass neben horizontalen auch vertikale Abhängigkeiten zwischen Bildpunkten in das Modell integriert werden können.

5.1.1. Schichtverfahren

Der Vorteil des Schichtverfahrens liegt vor allem in der Rechenkomplexität. Wie bereits aus den Ergebnissen der zweidimensionalen RFID Tomographie ersichtlich ist, steigt die Rechenzeit bei einer Erhöhung der auszuwertenden Link-Pixel-Kombinationen deutlich an (vgl. Kap. 4.3.4), was im Hinblick auf eine onlinefähige Auswertung zu einer niedrigen Ergebnisrate führt. Um die Rechenzeit zu begrenzen, kann im Schichtverfahren in Abhängigkeit von der erkannten Raumlage des Nutzers entschieden werden, welche Schichten zur Laufzeit zu messen und auszuwerten sind.

Die Bildberechnung pro Schicht erfolgt grundsätzlich nach dem zweidimensionalen Modell, allerdings muss durch den dreidimensionalen Kommunikationsverlauf für jede Schicht die Gewichtung spezifiziert werden. Die Dimension des Bildvektors ist für jede Schicht h identisch (vgl. Gl. (5.2)).

$$\underline{x}_i(h) = \{x_{h,1}; \dots; x_{h,n_p}\} \quad (5.2)$$

Die Dimension des Messvektors muss für jede Schicht a priori bestimmt werden. Dadurch wird das bekannte Gewichtungsmodell auf den dreidimensionalen Raum erweitert. Die Beeinflussung w für Voxel $x_i(h)$ und Kommunikationslink j wird analog zu Gleichung (5.3) ermittelt.

$$w_{i,h,j} = \frac{1}{\sqrt{d_{t(j)rx(j)}}} \begin{cases} 1 & \text{für } d_{t(j)x(ih)} + d_{x(ih)rx(j)} < d_{t(j)rx(j)} + \lambda \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.3)$$

berechnet, wobei $d_{xy} = \|(x - y)\|_2$ die dreidimensionale euklidische Distanz darstellt, und für die Berechnung der Voxelmittelpunkt³⁵ betrachtet wird. Diese Modellierung ist damit begründbar, so dass sich die Beeinflussung einer Funkverbindung durch Hindernisse innerhalb von gedachten dreidimensionalen Rotationsellipsoiden um die LOS modellieren lässt. Das resultierende Ergebnis für Schicht h kann analog dazu folgendermaßen berechnet werden:

$$\underline{x}_h = (W_h^T W_h + \alpha C_{xx}^{-1})^{-1} W_h^T \underline{y}_h \quad (5.4)$$

Die Regularisierungsmatrix wird konstant für alle Schichten gewählt, da diese separat voneinander betrachtet werden. Durch die unabhängige Berechnung der Einzelschichten und die variierende Anzahl an zu berücksichtigenden Kommunikationsverbindungen pro Schicht kann die Skalierung der Bildintensität zwischen den Schichten stark variieren. Dafür werden für einen Versuchsaufbau die maximalen und minimalen Intensitätswerte in einer Kalibrierungsphase erfasst und alle Schichten mit einer konstanten Schrittweite s skaliert (vgl. Gl. (5.5)).

³⁵ Laut allgemeiner Definition wird einem Volumenpixel keine spezifische geometrische Form zugeordnet. In dieser Arbeit wird vereinfachend von einer Würfelform ausgegangen.

$$x_{image} = \{\min(\Delta x_h) : s : \max(\Delta x_h)\} \quad (5.5)$$

Eine konstante Skalierung des Bildvektors über alle Schichten führt dazu, dass eine Nutzerpräsenz in allen Schichten zuverlässig erkannt werden kann, und bei Abwesenheit eines Nutzers Fehlerkennungen vermieden werden können.

5.1.2. 3D-Verfahren

Im Unterschied zum Schichtverfahren ist auch eine vollständig dreidimensionale Modellierung denkbar.

Die Komponenten des Grundmodells können wie folgt erweitert werden, wobei die Anzahl der Schichten n_h , der Voxel pro Schicht i , sowie die Anzahl der Transponderschichten n_{th} und der Transponder pro Schicht n_t a priori bekannt sind.

$$\underline{y} = \{y_1; \dots; y_{n_{th} \times n_t \times n_{AS}}\}$$

$$\underline{x} = \{x_1; \dots; x_{i \times n_h}\}$$

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1 n_{th} \times n_t \times n_{AS}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{i \times n_h 1} & \cdots & w_{i \times n_h n_{th} \times n_t \times n_{AS}} \end{bmatrix}$$

$$\underline{n} = \{n_1; \dots; n_{n_{th} \times n_t \times n_{AS}}\}$$

Das gegebene Rauschmodell ändert sich lediglich in der Dimension, da eine Vielzahl zu berücksichtigender Links hinzukommt. Die Gewichtungsmatrix wird ebenfalls in beiden Dimensionen erweitert: um die senkrechten Bildschichten in der einen sowie die hinzugefügten Transponderschichten in der zweiten Dimension.

Durch die reine Dimensionserhöhung bleibt das Optimierungsproblem und auch dessen Lösungsverfahren gleich, wobei die Kovarianzmatrix C_{xx} neu aufgestellt werden muss. Eine reine Erweiterung in die dritte Dimension reicht an dieser Stelle nicht aus. Steht der Nutzer aufrecht, haben sich senkrecht zueinander befindende Voxel eine größere Abhängigkeit voneinander als horizontale. Wird ein liegender Nutzer erkannt, kehrt sich dies um.

Um das Bild dahingehend besser einstellen zu können, wird an dieser Stelle zwischen vertikaler und horizontaler Voxelkovarianz unterschieden (vgl. Gl. (5.6)).

$$\underline{Cov}_{XX} = \begin{cases} a_h^2 e^{-d_{xx}/b_h} & \text{für } X_h = X_h \\ a_v^2 e^{-d_{xx}/b_v} & \text{für } X_h \neq X_h \end{cases} \quad (5.6)$$

Die Kovarianzmatrix wird nicht statisch, sondern dynamisch in Abhängigkeit von der erkannten Raumlage des Nutzers eingestellt, um in der Bildgebung einen klarer abgegrenzten Bereich zu erhalten. Liegt der Nutzer auf dem Boden, ist die vertikale Abhängigkeit der Voxel höher einzustellen als die horizontale und umgekehrt. Daraus resultierend, ist jedes Bild nach der Erkennung erneut mit einem geänderten Inversionsvektor ein zweites Mal zu berechnen. Dieser kann bei gegebenen Kovarianzparametern $\{a_h, a_v, b_h, b_v\}$ aus der Initialisierungsphase heraus vorgehalten werden. Zur Laufzeit ist dann lediglich eine weitere Matrixmultiplikation nötig.

Damit die bildliche Darstellung intuitiv ausgewertet werden kann, müssen Bereiche höherer Intensität auch in der Mitte des dreidimensionalen Feldes für den Nutzer sichtbar gemacht werden. Dafür werden die Intensitätsrepräsentationen dieser Voxel mit einer dynamischen Transparenz τ versehen, die wie in Gleichung (5.7) dargestellt über einem Intensitätsschwellwert t_τ linear zur Intensität skaliert.

$$\tau_i = \begin{cases} \tau_{min} & \text{für } I_i < t_\tau \\ a_\tau I_i & \text{für } I_i \geq t_\tau \end{cases} \quad (5.7)$$

Wie bereits erwähnt, liegt dieses Verfahren näher an der physikalischen Realität, weist aber rechnerische Komplexitätsnachteile auf.

5.1.3. Raumlageerkennung

Im nächsten Schritt muss aus den entstandenen Raumrepräsentationen die Raumlage des Nutzers erkannt werden. Die Raumlageerkennung erfolgt anhand des Körpereinflusses auf die unterschiedlichen Raumschichten. Im Allgemeinen werden auf dem Gebiet der gerätefreien Personenlokalisierungssysteme zylindrische Nutzermodelle verwendet (vgl.

[15][63]). Für die dreidimensionale Nutzererkennung reicht diese Betrachtung nicht mehr aus, da der menschliche Körper aufgrund seiner Oberflächenform unterschiedliche Reflexionseigenschaften in jeder Höhenschicht aufweist. Typischerweise hat der Rumpf des Nutzers sowie der Bereich der Schultern den größten Einfluss auf die Kommunikationsverbindungen, während der Einfluss im Bereich des Kopfes oder der Beine sehr viel geringer ist. Der Körperquerschnitt mit der Position des Reflexionspunktes auf der Körperoberfläche kann dafür als anschauliche Erklärung herangezogen werden. Als Resultat ist in einer dreidimensionalen RFID Tomographie mit einem deutlich erhöhten Intensitätsbereich in der Körpermitte eines Nutzers zu rechnen, der sowohl in Richtung Kopf als auch in Richtung der Beine abnimmt.

Die Intensitätsfläche A_I pro Bildschicht kann über den polygonalen Flächeninhalt des aus der Schwellwertfilterung pro Schicht resultierenden Voxelbereiches analog zu Gleichung (5.8) ermittelt werden.

$$A_I(h) = i_t n_V^2 \quad \text{mit} \quad i_t = \{i, x_i \geq t_x\} \quad (5.8)$$

n_V stellt dabei die bekannte Voxelkantenlänge dar. A_I kann für jede Bildschicht h separat ermittelt werden. Im zwischenschichtigen Vergleich weist eine fallende Intensitätsfläche auf einen Übergang zwischen Rumpf und Beinen bzw. Kopf des Nutzers hin. Um die Raumlage des Nutzers zu bestimmen, werden also für jede Messung alle steigenden bzw. fallenden Intensitätsflanken zwischen den Intensitätszuständen A_{high} und A_{low} bestimmt. Bei einem stehenden Nutzer befindet sich eine ansteigende Intensitätsflanke bereits in einer der oberen Schichten. Niedrigere Raumlagen, wie Sitzen oder Liegen, können über Intensitätsflanken in den unteren Schichten erkannt werden. Die Schwellwerte zur Bestimmung der Intensitätszustände sind a priori festzulegen.

5.2. Experiment

Für eine experimentelle Evaluation muss der bisher genutzte zweidimensionale Aufbau 1 ergänzt werden. Aufgrund der räumlichen Abmessungen und den Laborgegebenheiten kann an dieser Stelle nur dieser Aufbau untersucht werden.

Bisher wurden quadratisch angeordnete einschichtige *RFID Lines* genutzt, was in einer horizontalen LOS-Ebene resultierte. Um eine dreidimensionale Erkennung zu ermöglichen, müssen mehrere LOS-Ebenen erzeugt werden, die gleichzeitig vom Nutzer beeinflusst werden. Dafür werden um das Messfeld vertikale Transpondernetze (sog. *RFID Walls*) aufgebaut. Auf h diskreten Horizontalebenen werden n_t Transponder angebracht, welche in jeder Schicht die gleiche quadratische Anordnung (vgl. Kap. 3.3 - Aufbau 1) haben. Aufgrund der Kosteneffizienzforderung, nach der die Menge der teuren aktiven Elemente möglichst zu minimieren ist, werden die maximal vier Readerantennen beibehalten und befinden sich auf der Höhe des zweiten Transponderlayers. Daher weisen die entstehenden LOS Ebenen bei steigender Transponderschicht eine höhere Neigung im Raum auf. Der Versuchsaufbau ist in Abbildung 48 dargestellt.

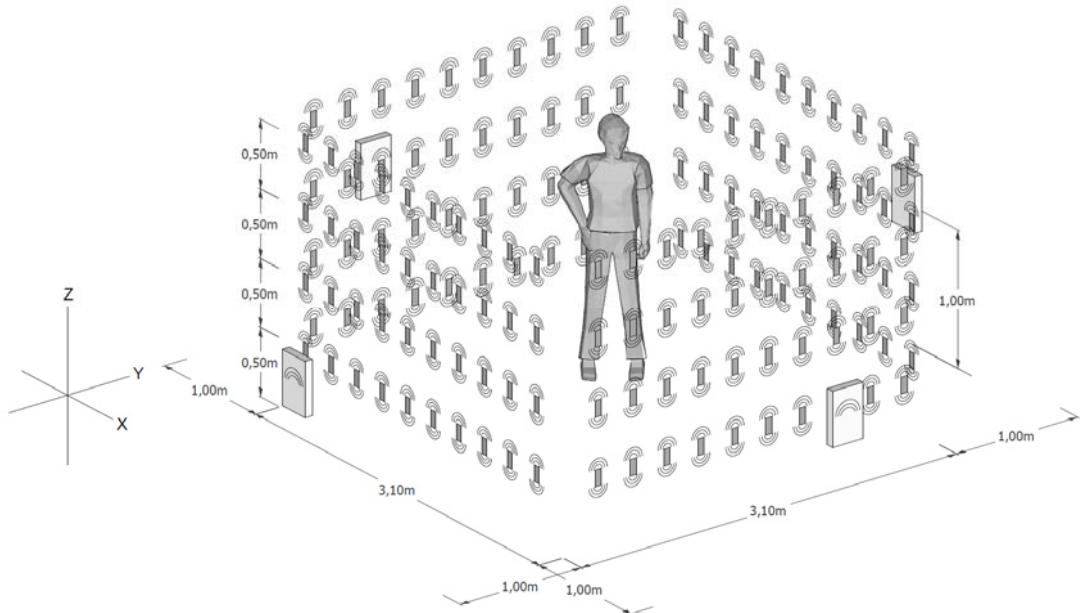


Abbildung 48: Dreidimensionaler Versuchsaufbau basierend auf Evaluationsaufbau 1

Durch die parallele Ausrichtung der Transponder zu den Reader Antennen ist auch die Verwendung von linear polarisierten Antennen möglich, die einen um $\sim 2dB_{iL}$ höheren Gewinn aufweisen (vgl. Kap. 3.2). Die $n = 4$ Transponderschichten enthalten jeweils 40 Transponder in den Höhenlagen

$$l = \{0,5; 1,0; 1,5; 2,0\}m$$

resultierend in insgesamt 160 Transpondern im Feld. Die einzelnen Transponder werden mit einem Seiten- sowie Layer-identifizierenden EPC Code versehen werden. Dies macht es möglich, per Bitmasking gezielt einzelne Feldseiten und Transponderschichten auszulesen.

Für die Evaluation werden die in Evaluationsaufbau 1 definierten 13 Referenzpositionen innerhalb des Feldes genutzt (vgl. Abbildung 15 und Abbildung 48). Das Experiment umfasst auf den einzelnen Nutzerpositionen jeweils drei unterschiedliche Raumlagen des Nutzers:

1. *Stehend*
2. *Sitzend (auf einem Stuhl)*
3. *Sitzend (auf dem Boden)*

Eine auf dem Boden liegende Raumlage wurde für das Experiment nicht gewählt, da die vertikale Ausdehnung der Antennencharakteristik keine weitere Transponderlage in Bodennähe zulässt. In jeder Positions-Raumlage-Kombination wird der Nutzer statisch für eine Zeit von $t = 2,5 \text{ min}$ gemessen, um ein Minimum von 20 Lesungen pro Transponder-Antennen-Kombination zu erhalten. Die relativ lange Messzeit ergibt sich aus der sehr viel größeren Anzahl an aktiven Elementen. Daher ist ein schnelleres Auslesen des Feldes mit konventionellen RFID Kommunikationsprotokollen nicht möglich.

Der dreidimensionale Raum wird in $l_h = 4$ Voxelschichten eingeteilt. Diese werden sowohl einzeln nach dem Schichtverfahren oder nach dem 3D-Verfahren ausgewertet.

Die Parameter der Evaluation sind in Tabelle 23 dargestellt. Aufgrund des aufwändigen dreidimensionalen Experimentalaufbaus konnten die Messungen im Gegensatz zu den restlichen in der Arbeit durchgeführten Experimenten nicht im Atrium des Instituts für Informatik aufgenommen werden. Stattdessen wurde das Experiment in einem $\{6,0 \times 8,2\}m$ großen Labor am Institut für Mikroelektronik und Datentechnik in Warnemünde durchgeführt³⁶.

³⁶ Raum 1142, Institut für Mikroelektronik und Datentechnik der Universität Rostock, Richard-Wagner-Str. 31, Haus 1, 18169 Rostock-Warnemünde

	Parameter	Wert
Messphase	Min. Anzahl an Messwerten	n_{min} 20
	Antennensequenz	$AS \{[1,0], [0,1], [2,3], [3,2]\}$
	Fehlmessungsbehandlung	$y_{min}^{i,j}$ 150
	Antikollisionsparameter	Q 5
Berechnungsphase	Voxelanzahl pro Schicht	n_P 100
	Schichtanzahl	n_H 4
	Voxelkantenlänge	n_v 0,31 m
	Gewichtungsparameter	λ 0,02 m
	Regularisierungsparameter	a_h^2 0.05
		a_v^2 0.20
	Schwellwertfilterung	b_h 4 m
	3D Transparenzparameter	b_v 10 m
Intensitätszustandsparameter	t_x	0,75
		τ_{min} 0,10
		t_τ 0,68
		a_τ 0,01
A high	A_{high}	2 m ²
	A_{low}	0 m ²

Tabelle 23: Parameter der 3D Validierung

5.3. Ergebnisse

Im Zuge der Ergebnisdiskussion wird im ersten Schritt die Güte der Tomographieresultate sowohl für das Schichtverfahren als auch das 3D Verfahren dargestellt. Die Intensitätsskala wird zur besseren Darstellung normalisiert. Aus der bildhaften Darstellung lässt sich qualitativ ableiten, ob eine verlässliche Aussage über die Lokalisierung und die Raumlage des Nutzers möglich ist. Im Anschluss werden die Ergebnisse der Raumlageerkennung evaluiert.

In Abbildung 49 sind die Tomographieergebnisse im Schichtverfahren für die vier verschiedenen Referenzpositionen in den drei Evaluationsraumlagen dargestellt. Der Nutzer in der Feldmitte (Abbildung 49b) ist dabei gut abgrenzbar. Die drei untersuchten Raumlagen lassen sich qualitativ eindeutig dieser Position zuordnen. Die Schichten, in denen der Rumpf des Nutzers den größten Einfluss auf die RFID Kommunikation hat, sind für alle drei Raumlagen klar erkennbar. In der stehenden Position ist der geringere Einfluss der Beine und des Kopfes in der jeweils obersten und untersten Schicht erkennbar, wobei die Intensitätsabnahme im Bereich des Kopfes am größten ist. In der auf dem Boden sitzenden Position ist nur die unterste Schicht in etwas erhöhtem Maße vom Nutzer beeinflusst. Da die LOS der untersten Transponderschicht in dieser Position in etwa $\sim 0,6m$ Höhe verläuft, wird sie an dieser Stelle gerade noch von einem auf dem Boden sitzenden Nutzer beeinflusst.

Auf den Referenzpositionen 9 und 11 (Abbildung 49a + d) ist das Bildrauschen deutlich erhöht, wenngleich die Nutzerposition dennoch erkennbar ist. Intensitätserhöhungen in den Randbereichen des Bildes sind auf diesen Positionen vor allem auf Auslöschen durch Mehrwegeausbreitungerscheinungen zurückzuführen. Dies ist hier besonders deutlich, da sich aufgrund der Dimensionen des Laborraumes die Wände nah an den Transponderwänden befinden.

Auf Eckpositionen (Abbildung 49c) ist die Lokalisierungsgenauigkeit etwas geringer, da die Linkdichte, durch die Versuchsgeometrie begründet, deutlich geringer ist. Dies resultiert in einem deutlich größeren Bereich erhöhter Bildintensität. Die verschiedenen Raumlagen sind dennoch sehr gut voneinander abgrenzbar.

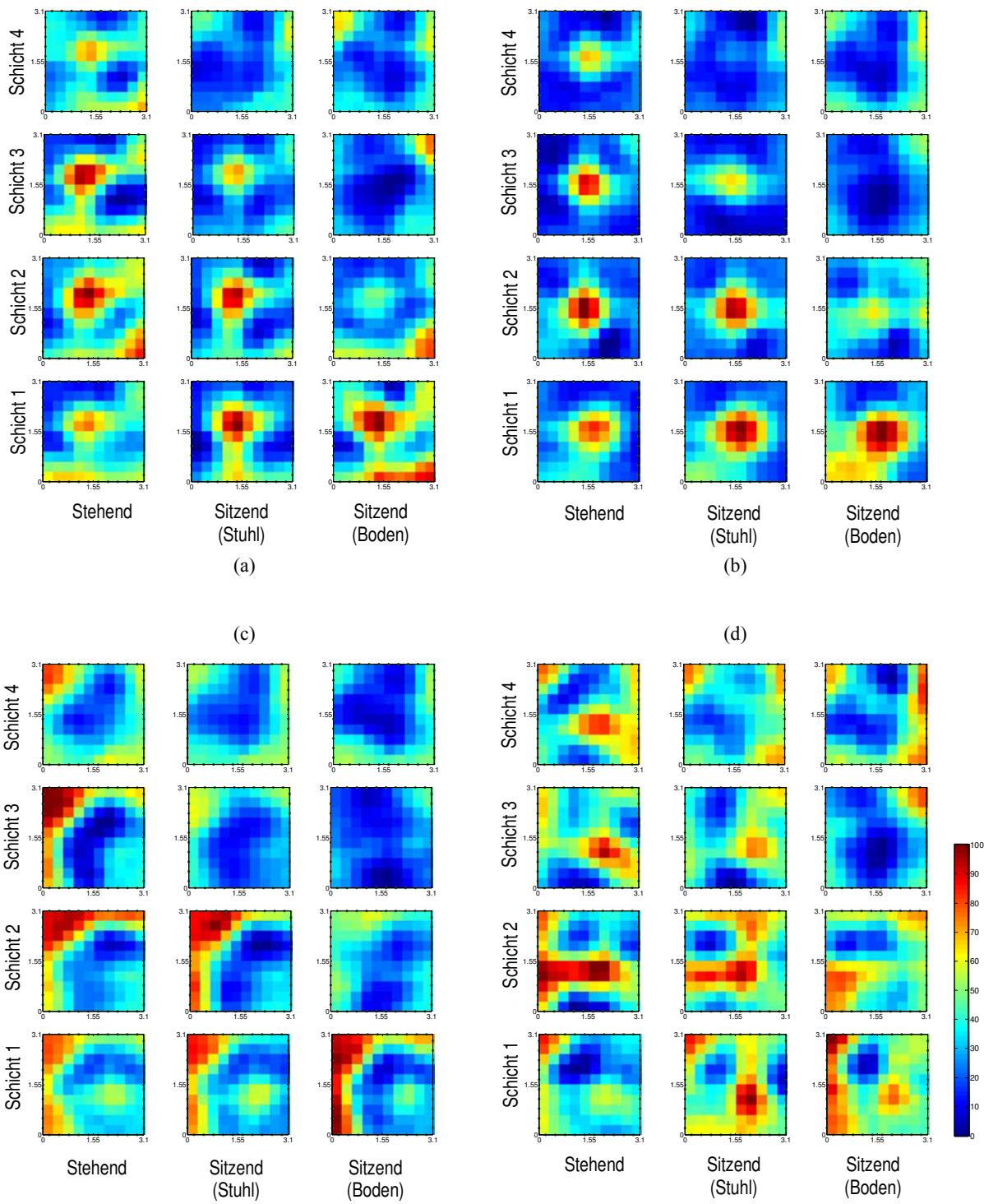


Abbildung 49: Beispieldaten Schichtverfahren für die Referenzpositionen
 (a) 9, (b) 13, (c) 1 sowie (d) 11

Für die Evaluation der Ergebnisse des 3D Verfahrens wird der dreidimensionale Ergebnisraum zur besseren Anschaulichkeit perspektivisch dargestellt. Darüber hinaus wurde die Intensitätsskala monochrom gewählt, damit die Bereiche höherer Intensität im Feld für den Betrachter erkennbar sind.

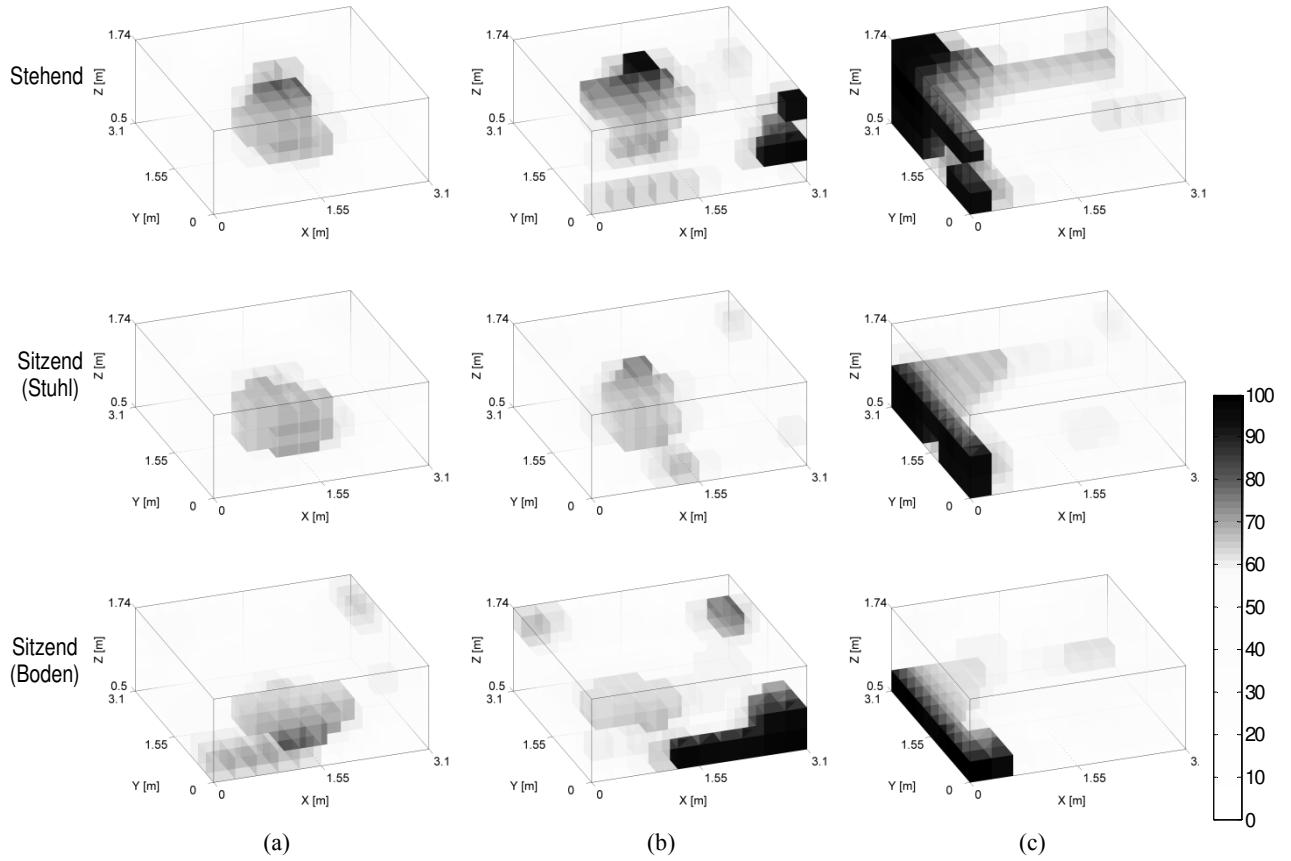


Abbildung 50: Beispielergebnisse 3D Verfahren für die Referenzpositionen
 (a) 13, (b) 9, (c) 1

Bei der Betrachtung der dreidimensionalen Bildergebnisse in Abbildung 50 wird deutlich, dass eine qualitative Aussage über die zweidimensionale Position des Nutzers anhand der Bilddaten möglich ist. Für Referenzpositionen 13 (vgl. Abbildung 50a), die sich in der Feldmitte befindet, sind die den Nutzer repräsentierenden Voxelagggregationen am besten

erkennbar. Erhöhtes Bildrauschen an den Rändern des Messfeldes führt bei den Beispielpositionen 9 und 1 (vgl. Abbildung 50b + c) zu Nebenaggregationen. Wie bereits beim Schichtverfahren erläutert, sind die Ursachen dafür vor allem in der Mehrwegeausbreitung der RFID Signale zu finden.

Bei der Betrachtung der zeitlichen Performance der Bildberechnung ist zwischen verschiedenen Zeitbestandteilen zu unterscheiden. Das Schichtverfahren hat den grundsätzlichen Vorteil einer schichtweisen Berechnung. Dies führt dazu, dass nach einer relativ kurzen Initialisierungszeit \bar{t}_{init} für die Erstellung des geometrischen Modells eine Initialisierung pro Bildschicht nötig ist. Dabei sind vor allem die Inversionsmatrizen neu zu ermitteln. Die Gesamtzeit zur Berechnung einer einzelnen Bildschicht beträgt somit $\sim 12,79\text{s}$. Bei der Nutzung des 3D Verfahrens wird nur einmal das Gesamtbild ermittelt. Durch die größeren Dimensionen der Inversionsmatrizen wird die Berechnungszeit erhöht. In Summe hat daher das Schichtverfahren die geringere zeitliche Komplexität (vgl. Tabelle 24). In die Initialisierung gehen auch Zeiten für den Datenimport ein.

Ansatz	Schichtverfahren	3D Verfahren
\bar{t}_{init} [s]	10,46	60,48
$\bar{t}_{init} / \text{Layer}$ [s]	12,76	-
$\bar{t}_{TFE} / \text{Layer}$ [s]	0,03	-
$\sum \bar{t} / \text{Layer}$ [s]	12,79	-
\bar{t}_{TFE} [s]	-	48,27
$\sum \bar{t} / \text{Frame}$ [s]	73,78	108,75

Tabelle 24: Zeitlicher Performanzvergleich zwischen Schicht- und 3D Verfahren

Bei der Raumlageerkennung hatten Abweichungen durch Bildrauschen in den einzelnen Schichten keinen Einfluss auf die Performance, die auf allen Referenzpositionen die drei Evaluationsraumlagen sowohl im Schichtverfahren als auch im 3D Verfahren eindeutig klassifizierte. In Abbildung 51 ist daher der Verlauf der Intensitätsfläche³⁷ über die einzelnen Schichten dargestellt. Steht der Nutzer aufrecht, ist eine eindeutig fallende Flanke

³⁷ Definition Intensitätsfläche: vgl. Kap. 5.1.3

Parametrisierung Intensitätszustände: vgl. Tabelle 23

zwischen der dritten und vierten Schicht sowie eine steigende Flanke zwischen der ersten und zweiten Bildschicht erkennbar. Leichte Abweichungen gab es im Experiment auf Position 11, wobei auch hier noch eine richtige Klassifizierung möglich war. Verändert sich die Raumlage des Nutzers in Richtung Boden, wandert das Intensitätsflächenfenster deutlich sichtbar in Richtung der unteren Bildschichten.

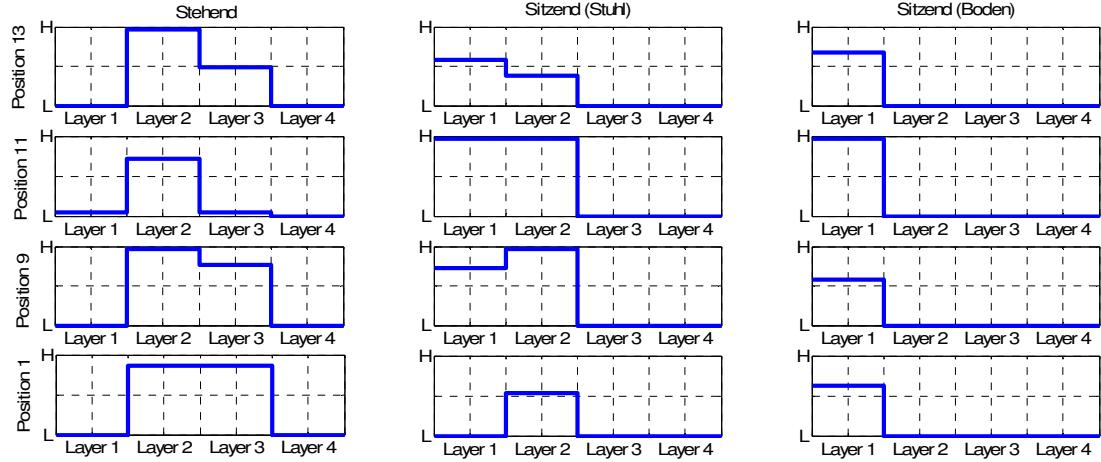


Abbildung 51: Intensitätsflächenverlauf für 4 Referenzpositionen

Abschließend kann konstatiert werden, dass eine diskretisierte und grob aufgelöste Raumlageerkennung mit dem dieser Arbeit zugrundeliegenden System möglich ist. Für eine *Nutzerunterscheidung* bieten die Messdaten aus einem gerätefreien passiven RFID System keine ausreichend hohe Auflösung und besitzen einen zu hohen Rauschanteil.

Erhebliche Größenunterschiede zwischen Nutzern könnten erkannt werden, sofern diese über der Voxelhöhe liegen. Dies ist für eine generelle Nutzerunterscheidung aber nicht ausreichend.

6. Mehrnutzerfähige RFID Tomographie

Die bisher beschriebenen Untersuchungen eines gerätefreien, auf passiver RFID Technologie basierenden Lokalisierungsansatzes legen die Annahme zugrunde, dass sich lediglich ein Nutzer im Versuchsfeld befindet. Dies ist für die grundsätzliche, konzeptionelle Untersuchung des Verfahrens ausreichend, in reellen Anwendungsszenarien muss ein Ansatz jedoch mehrere Personen berücksichtigen, separieren und möglichst genau lokalisieren können. An dieser Stelle wird untersucht, wie sich der in Kap. 4.4 entwickelte zweidimensionale Ansatz hinsichtlich einer *Mehrnutzerfähigkeit* entwickeln lässt und wo die Grenzen des passiven Systems liegen.

Im Folgenden werden in der Literatur der letzten Jahre verfügbare, funkbasierter Mehrnutzeransätze evaluiert. Nach einer einführenden Diskussion des Verhaltens der passiven RFID Tomographie hinsichtlich mehrerer Nutzer im Feld werden in Kap. 6.4 mehrere Verfahren vorgestellt, die aus den Bildinformationen eine Nutzeranzahl- und Positionsabschätzung ableiten. In Abschnitt 6.5 wird die auf Experimentalszenario 2 aufbauende Validierung beschrieben, deren Ergebnisse im letzten Abschnitt diskutiert werden.

6.1. Stand der Forschung

Es existieren nur wenige Vorarbeiten auf dem Gebiet der gerätefreien Mehrnutzererkennung. Nannuru et al. [133][134][135] verwenden ein durch 24 aktive Sensorknoten (2.4 GHz ISM) begrenztes rechteckiges Messfeld. Aufbauend auf dem RTI Ansatz von Wilson [4], schlagen die Autoren die Verwendung von stochastischen Filtern zur Zustandsabschätzung in einem Hidden-Markow-Modell vor. Dabei evaluieren sie die Anwendung dieser Filter mit einem bzw. zwei Nutzern im Feld und unterscheiden zwischen a priori bekannter sowie unbekannter Nutzerzahl. In einem $30m^2$ Messfeld erreicht dieser Ansatz einen mittleren RMSE von $0,7m$ bei maximal zwei bzw. $0,8m$ bei maximal drei Nutzern. Ist die Anzahl der Nutzer vorher nicht bekannt, liegt der RMSE, bedingt durch Fehlschätzungen der Nutzerzahl, ungefähr 10% höher. Veränderliche Nutzerzahlen werden nicht berücksichtigt.

Als ein weiterer Ansatz ist das *RASS-Verfahren* von Zhang et al. [136][137] zu nennen. Hier wird ebenfalls ein Netz aus aktiven Sensorknoten verwendet, das an die Decke montiert wird. Der Nutzer stört die vom Boden reflektierten Kommunikationssignale. Die algorithmische Basis bildet ein physikalisches Signalbeeinflussungsmodell, welches für die verschiedenen Nutzerpositionen im Feld die zu erwartenden Signalstärkeschwankungen der Knoten-Knoten-Kommunikation liefert. Unter Nutzung verschiedener Kommunikationskanäle kann die zur Verfügung stehende Messinformation verdichtet und die Lokalisierungsgenauigkeit erhöht werden. Das Experimentalareal ist in dreiecksförmige Cluster (jeweils durch drei Sensorknoten begrenzt) eingeteilt, in denen jeweils eine Positionsbestimmung stattfindet. Eine Mehrnutzererkennung ist nur möglich, wenn sich die Nutzer nicht im selben Cluster befinden. In einem Cluster können mehrere Nutzer nicht separiert werden. Daher ist eine Mindestentfernung von $2m$ zwischen zwei Nutzern in diesem Verfahren einzuhalten. Die Ergebnisse der Autoren zeigen, dass maximal zwei Nutzer mit einem RMSE von $0,98m$ erkannt und positioniert werden können.

Der erfolgversprechendste Ansatz wurde 2013 von Maurizio Bocca und Ossi Kaltiokallio [58][137][138] vorgestellt. In ihrer Arbeit beschreiben sie den Einfluss mehrerer Nutzer auf ein frei konfigurierbares aktives Funkknotennetz (2,4 GHz ISM) ohne feste Geometrie. Basisalgorithmus der Methode ist eine RSSI basierte Mehrkanal-Variante der klassischen Radiotomographie, auf deren Ergebnis aufbauend Bildauswertungsalgorithmen angewendet werden. Durch die Mehrkanalmessung in verschiedenen Frequenzbändern kann die Auflösung des Tomographiebildes stark gesteigert werden. Über einen Clusteringalgorithmus werden einzeln abgrenzbare Hotspots im Tomographiebild zu Clustern zusammengefasst, die Personen repräsentieren können. Die Autoren erreichen in ihren Experimenten in einem $58m^2$ Versuchsfeld einen mittleren RMSE von $0,5m$ bei maximal 4 Personen im Feld. Darüber hinaus kann sich die Personenanzahl während der Überwachung ändern.

Neben dem eindeutigen Genauigkeitsvorteil im Hinblick auf die Mehrnutzererkennung haben auf bildgebenden Lokalisierungsmethoden aufbauende Mehrnutzeransätze einen enormen Geschwindigkeitsvorteil, da die Bildauswertungsalgorithmen eine geringe rech-

nerische Komplexität aufweisen und die Tomographie, wie in Kap. 4.4 beschrieben, sogar onlinefähig ist. Daher bildet dieser Ansatz die Basis für die weiteren Untersuchungen.

6.2. Problemstellung

Ausgangspunkt für die Betrachtungen ist das errechnete tomographische Bild \underline{x} . In Ein-Nutzer-Szenarien kann vereinfacht der Bildpunkt mit der größten Intensität bzw. verbessert der Flächenschwerpunkt eines Bereiches erhöhter Intensität (vgl. Kap. 4.3.1) als wahrscheinlichste Nutzerposition angenommen werden. Befinden sich mehrere Störer im Messfeld schlägt sich dies auch in mehreren Bereichen erhöhter Intensität (Hotspots) im Tomographiebild nieder. Dabei entstehen zwei grundsätzliche Probleme:

Zum einen können verschiedene Nutzereinflussbereiche im Bild nominal ähnliche Intensitätswerte aufweisen. Eine ausschließliche Betrachtung der Intensitätshöhe reicht daher nicht aus, um mehrere Nutzer voneinander zu separieren.

Zum anderen entstehen aufgrund der bereits diskutierten Relation zwischen Sender- und Empfängerknoten ($n_{tx} \gg n_{rx}$) in einem durch mehrere Nutzer beeinflussten RFID Messfeld multiple Hotspots. Durch die Verbindungsgeometrie treten diese auch an Positionen auf, an denen sich kein Nutzer befindet. Sie werden daher auch als *False-Positives* oder *Ghost Spots* bezeichnet. In Abbildung 52 ist die Entstehung dieser Bereiche beispielhaft schematisch dargestellt.

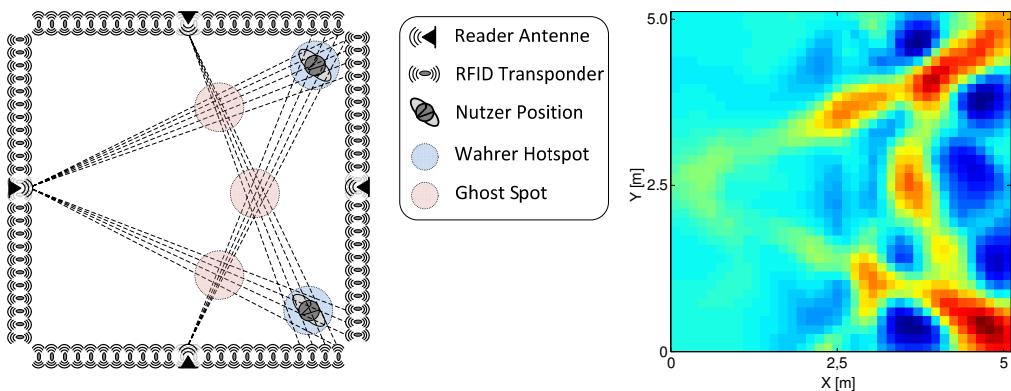


Abbildung 52: Beispiel: Entstehung von False Positives bei 2 Nutzern im Messfeld

Um dieses Problem zu lösen, ist eine Erkennung zusammenhängender Intensitätsbereiche in Bildpunktgruppen, sogenannte *Cluster* nötig. Darauf aufbauend, müssen Methoden

entworfen werden, die das Zuordnungsproblem zwischen Clustern und tatsächlich vorhandenen Nutzern lösen, sowie die Ghost Spots im Messfeld behandeln.

6.3. Clustering

Die Behandlung eines Tomographiebildvektors \underline{x}_{orig} zur Zusammenfassung von Bildpunkten zu Pixelclustern wird im Folgenden als Bildfilterung bezeichnet. Diese umfasst drei grundlegende Schritte: das Entrauschen des Originalbildes, die Schwellwertfilterung und die Zusammenfassung zu Pixelgruppen (Clustering).

Bei der *Entrauschen* des Originalbildes sollen kleinere Strukturen entfernt werden und gröbere erhalten bleiben. Diese entstehen durch Signalstärkeschwankungen einzelner RFID Transponder, die nicht durch den Nutzer ausgelöst werden. In der Bildverarbeitung wird dies als Glättung oder Weichzeichnen bezeichnet. Ein typischer Filter für diese Anwendung ist der symmetrische Gaußsche Tiefpassfilter (kurz: Gauß-Filter), der in diesem Fall anhand Gleichung (6.1) als 2D Filter auf das Bild \underline{x}_{orig} angewendet wird.

$$\underline{X}_{TP} = \underline{X}_{orig} * f_G(X_1, X_2) = \underline{X}_{orig} * \left(\frac{1}{2\pi\sigma_d^2} e^{\frac{-(X_1^2 + X_2^2)}{2\sigma_d^2}} \right) \quad (6.1)$$

Der Einstellungsparameter für die Bildgüte ist die Varianz σ_d^2 der dem Filter zugrunde liegenden Normalverteilung.

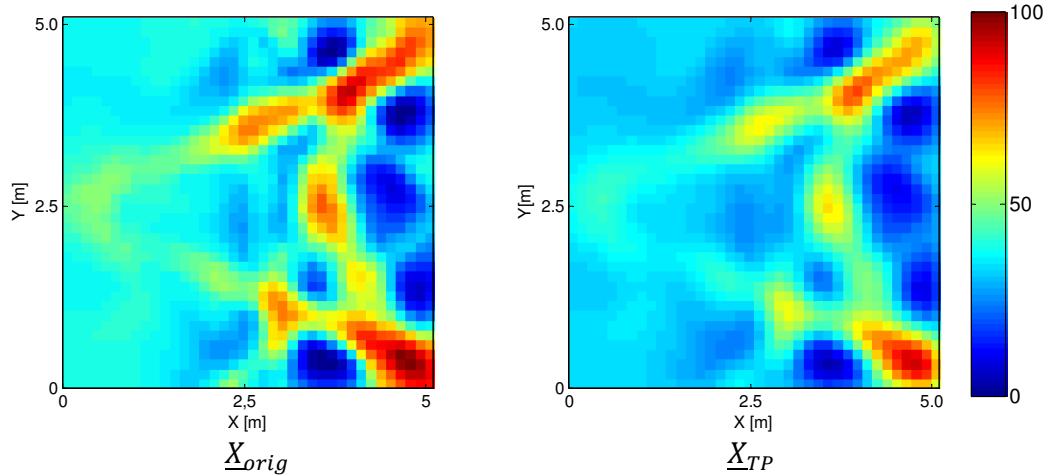


Abbildung 53: Entrauschen des Originalbildes am Beispiel

Im nächsten Schritt kann das Bild per *Schwellwertfilterung* in Bereiche eingeteilt werden, die im Clustering möglichen Nutzern zugeordnet werden können. Diese müssen sich bezüglich ihrer Intensität deutlich von ihrer Umgebung abheben. Dafür wird ein Intensitätsschwellwert (engl. *Threshold*) T_f festgelegt und als Schwellenebene in das Tomographiebild eingefügt (Abbildung 54).

$$T_f = \alpha_f |I_{cal}| \quad (6.2)$$

Dieser Schwellwert entspricht der mittleren Intensität des Bildes aus der Kalibrierungsphase, in der sich kein Nutzer im Feld befindet. Über den Skalierungsfaktor α_f kann die Filterungsebene eingestellt werden. Nur deutlich darüber liegende Intensitätsbereiche bleiben nach der Filterung im Bild vorhanden (vgl. Gl. (6.2)).

$$\forall i: \underline{F}_T(i) = \begin{cases} 1 & \text{für } X(i) \geq T_f \\ 0 & \text{für } X(i) < T_f \end{cases} \quad (6.3)$$

Die Filterung des Bildes erfolgt über die Bildung des Hadamard-Produktes (vgl. Gl. (6.4)) aus der Bildmatrix und der Schwellwertmatrix.

$$\underline{X}_{SW} = \underline{X}_{TP} \circ \underline{F}_T \quad (6.4)$$

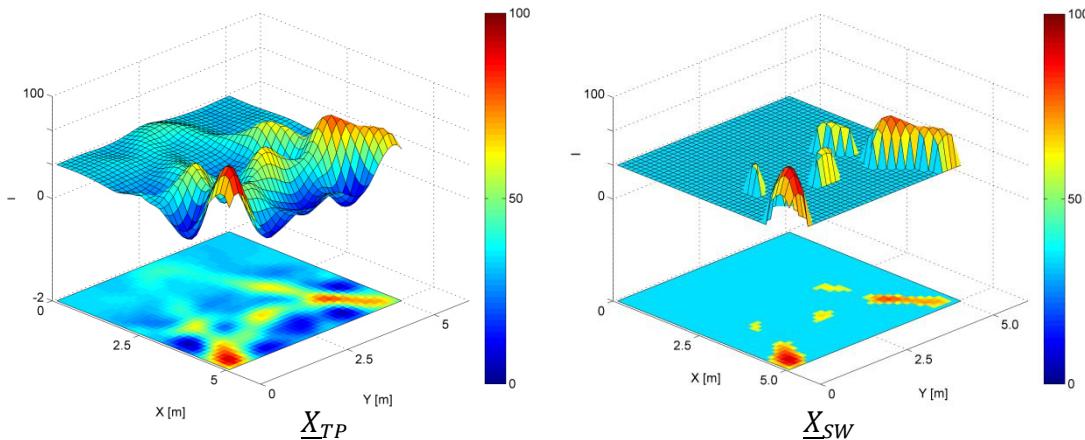


Abbildung 54: Schwellwertfilterung am Beispiel

Nach der Schwellwertfilterung können die einzelnen Bildbereiche höherer Intensität identifiziert und zu Clustern zusammengefasst werden. Bildverarbeitende Algorithmen in diesem Bereich (vgl. [58][137][138]) nutzen für diese Probleme das sogenannte *Hierarchische Agglomerative Clustering (HAC)* nach Hastie et al.[140]. Dabei werden initial alle im gefilterten Bild $\underline{X}_{SW}(i)$ vorhandenen positiven Bildpunkte $\underline{I}_{\arg(X)>0}$ als unabhängige Cluster $C_j \subset \underline{X}_{SW}$ interpretiert. Iterativ werden nachfolgend die beiden Cluster mit dem geringsten mittleren euklidischen Abstand nach Gleichung (6.5) zueinander zu einem neuen Cluster zusammengefasst.

$$d(C_i, C_j) = \frac{\sum_{c_i} (\sum_{c_j} \|\arg(X(c_i)) - \arg(X(c_j))\|_2)}{|c_i||c_j|} \text{ (nach [58][139])} \quad (6.5)$$

Abbruchbedingung für den HAC Algorithmus ist dabei das Überschreiten eines Schwellwertes $T_{HAC} \geq d(C_i, C_j)$, der die Größe eines Clusters determiniert. Die Wahl von T_{HAC} hat direkten Einfluss auf die Anzahlschätzung sowie die Lokalisierungsgenauigkeit und ist anhand dieser Werte experimentell einzustellen.

6.4. Mehrnutzererkennungsverfahren

Für das grundsätzliche Verfahren der Mehrnutzererkennung wird an dieser Stelle die Grundannahme getroffen, dass sich die Anzahl der Nutzer zur Laufzeit nicht ändert. Eine Änderung der im Feld befindlichen Nutzeranzahl wird durch eine Initialisierung des Verfahrens behandelt. Grundsätzlich kann dabei von zwei verschiedenen Szenarien ausgegangen werden:

1. Die Nutzeranzahl im Feld n_{User} ist a priori bekannt. Sie kann zum Beispiel durch Zählsysteme, wie Lichtschranken oder Bewegungssensoren, an definierten Ein- und Austrittspunkten in den Raum, wie z.B. Türen, ermittelt werden. Das Verfahren muss aber das Zuordnungsproblem zwischen der Menge an Clustern $\underline{C}_j \subset \underline{X}_{SW}$ und den tatsächlich im Feld vorhandenen Störern lösen. Dabei ist das Problem der *False Positives* zu behandeln.

2. Die Nutzeranzahl im Feld n_{User} ist nicht a priori bekannt. Die Anzahl der Nutzer muss anhand des Bildes geschätzt werden. Der HAC Algorithmus ist in der Kalibrierung zu optimieren.

Im Folgenden werden verschiedene Verfahren unter der Voraussetzung der beiden Grundannahmen erläutert. In das MRI Verfahren geht die a priori bekannte Nutzerzahl nicht ein, während das IC Verfahren diese Vorinformation nutzt. Das EIA Verfahren wird für beide Varianten erläutert.

6.4.1. Maximum Removal Iteration (MRI)

Bei Beobachtungen in den ersten Experimenten im RFID Messfeld ist zu erkennen, dass Cluster mit sehr hoher Intensität im Vergleich zur mittleren Intensitätshöhe, also mit einem sehr großen Einfluss auf mehrere Kommunikationsverbindungen, meist mit wahren Nutzerpositionen assoziiert werden können. *False Positives* entstehen vor allem dadurch, dass sich betroffene Kommunikationsverbindungen im Feld mehrfach kreuzen. Diese haben dann zumeist einen etwas kleineren Durchmesser sowie kleinere absolute Intensitätswerte. Vor diesem Hintergrund kann das erste Lokalisierungscluster, wie bei der klassischen Tomographie, durch das Bestimmen des Intensitätsmaximums ermittelt werden (vgl. Gl. (6.6)).

$$\underline{P}_{est} = \arg \max \{ \underline{X} \} \quad (6.6)$$

Im nächsten Schritt können durch die Invertierung der Gewichtungsmatrix laut Gleichung (6.8) alle an der Entstehung dieses Clusters beteiligten Signalstärkemessungen $\underline{y}(i_{corr})$ ermittelt werden (vgl. Gl. (6.9)).

$$P(j) = [x_j; y_j] \quad (6.7)$$

$$W^{-1}(j) = \begin{cases} i & \text{für } d_{t(i)P(j)} + d_{P(j)rx(i)} - d_{t(i)rx(i)} < \lambda_{backw} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.8)$$

$$i_{corr} = W^{-1}(\forall j \in \underline{C}) \quad (6.9)$$

Diese werden eliminiert, indem der Messwert durch den jeweiligen Kalibrierungswert ersetzt wird (vgl. Gl. (6.10)).

$$\Delta y(i_{corr}) = y_{cal} \quad (6.10)$$

Die Iteration des Verfahrens wird durch eine Abbruchbedingung begrenzt. Im Falle einer a priori bekannten Nutzeranzahl ist dies das Erreichen dieser Anzahl an Schätzungen. Steht keine Vorinformation zur Verfügung, stellt das Erreichen einer Leerlaufvarianz $var_{idle} \leq var(\underline{X})$, mit der die jeweils aktuelle Gesamtintensitätsvarianz verglichen wird, die Abbruchbedingung dar.

6.4.2. Image Classification (IC)

Bereits in der Ein-Nutzer-Lokalisierung hat sich gezeigt, dass mit einem trainingsbasierten Ansatz gute Ergebnisse erreicht werden können, wenn sich physikalische Mechanismen nicht ausreichend akkurat modellieren lassen (vgl. 4.2). Daher soll an dieser Stelle untersucht werden, ob sich ein mehrschichtiges Perzeptron (MLP) an dieser Stelle ebenfalls für Mehrnutzerprobleme eignet.

Genutzt wird ein 3-schichtiges, nicht rückgekoppeltes FeedForward-Netz, das als Input-Datenstream die Messungen \underline{y} des RFID Feldes übernimmt. Damit ist die Größe der Inputschicht durch die Anzahl der Transponder-Antennensequenz-Kombinationen determiniert.

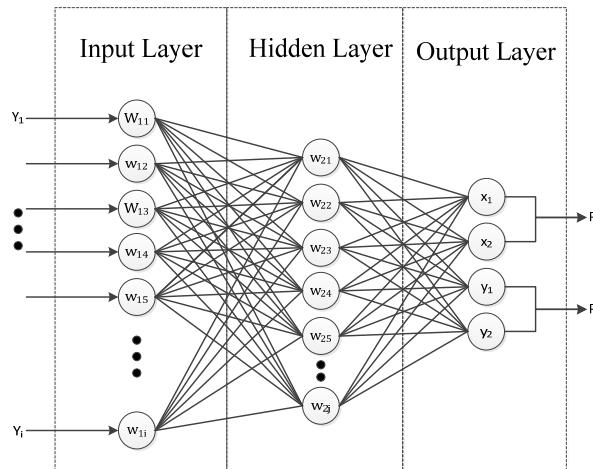


Abbildung 55: MLP mit kontinuierlicher Klassifikation von 2 Nutzerpositionen

Die Neuronenanzahl der verdeckten Schicht ist als Trade-off zwischen Rechenaufwand und Freiheitsgraden zu wählen. Bei a priori bekannter Anzahl von Nutzern n_p entspricht die Zahl der Ausgangsneuronen $out_i = 2n_p$ jeweils den zweidimensionalen Positionen. (vgl. Abbildung 55)

6.4.3. Extended Image Analysis (EIA)

MRI und IC erreichen gute Erkennungsraten, wenn ein Mindestabstand der zu positionierenden Personen im Feld eingehalten wird. Stehen zwei Nutzer in der Initialisierung so dicht beieinander, dass ihre Felddämpfungen in einem Cluster aggregiert werden, steigt die Fehlerrate. Einige Autoren haben gezeigt, dass mit Bildauswertungsansätzen dieses Problem besser berücksichtigt werden kann (vgl. [58][138]). Daher wird im Folgenden ein bildbasierter Ansatz vorgestellt, der sowohl mit als auch ohne a priori bekannter Nutzeranzahl arbeitet.

6.4.3.1. EIA ohne Vorwissen

Ausgangspunkt des Verfahrens ist das schwellwertgefilterte Bild \underline{X}_{SW} mit der Menge an Bildpunktclustern $\underline{C}_j \subset \underline{X}_{SW}$. Das Intensitätsbild eines typischen durch einen Nutzer hervorgerufenen Bildclusters hat zumeist eine runde bis ovale Form, mit einem Intensitätsmaximum in der Mitte. Daher wird im ersten Schritt allen Clustern \underline{C}_j analog zu Gleichung (6.11) der Bildpunkt der jeweils größten Intensität als *Clusterhead* zugewiesen:

$$\forall j: C_h(j) = \arg \max_i (X_{SW}(\underline{C}_j)) \quad (6.11)$$

Die Erkennung startet mit dem Cluster, welches den wertmäßig größten *Clusterhead* aufweist. Im nächsten Schritt wird eine Umkreissuche durchgeführt. Wie in Gleichung (6.12) dargestellt, wird dabei die Umgebung im Radius r_u des Clusterheads betrachtet und entschieden, ob es sich hier um eine durch einen Nutzer im Feld ausgelöste Intensitätserhöhung handelt.

$$\forall j \left[\left\| C_h(j) - P(C_j(j)) \right\|_2 \leq r_u \right] : \begin{cases} P_{++} & \text{für } C_j(j) \geq \alpha X_{SW}(j) \\ P_{--} & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.12)$$

Die geschätzte Personenanzahl P wird nur inkrementiert, wenn in der Umkreissuche ein maximaler Intensitätsabfall im Bereich um den Clusterhead von α detektiert wird. Im Regelfall entspricht dieser maximal $\sim 80\%$ der Maximalintensität. Anschließend werden alle Bildpunkte im Umkreis eliminiert, das heißt mit dem Schwellwert T_f ersetzt (*Clearing*).

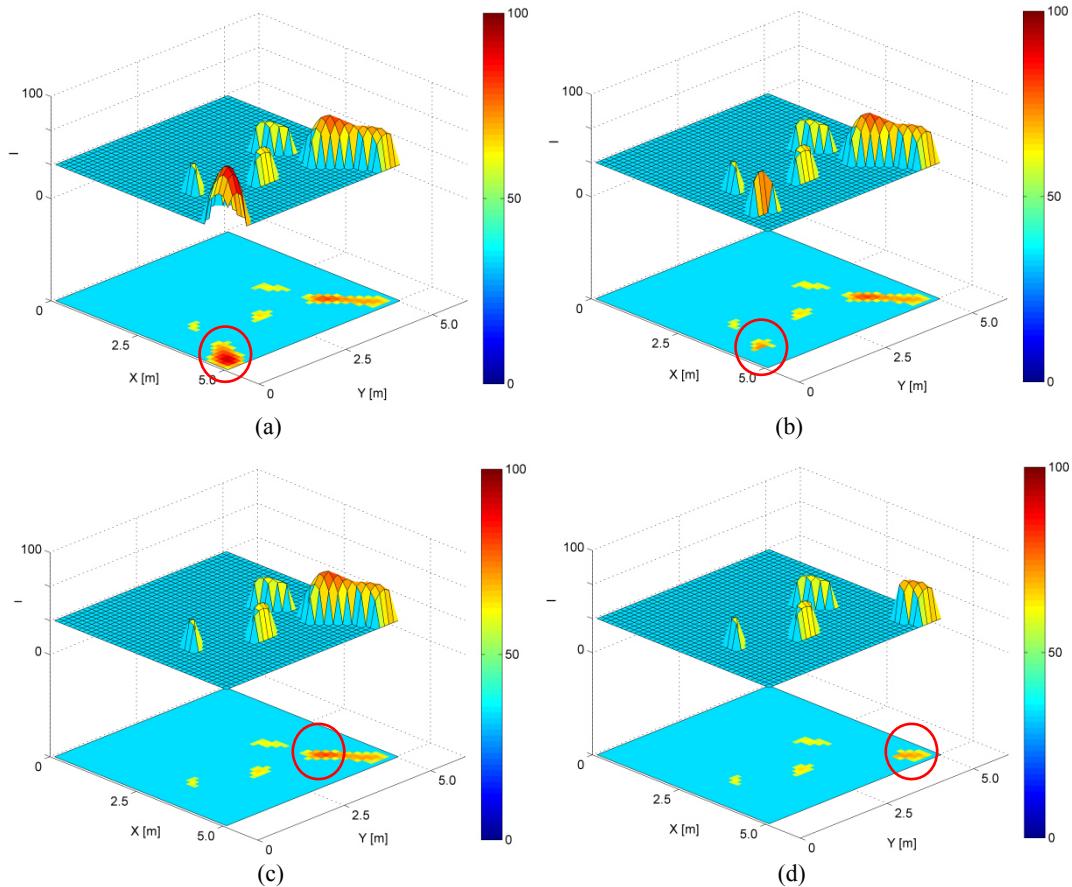


Abbildung 56: Clearingschritte der EIA am Beispiel mit in (a) und (c) erkanntem bzw. (b) und (d) nicht erkanntem Nutzer

In Abbildung 56 sind die Schritte anhand des in diesem Abschnitt verwendeten Beispiels dargestellt. Dabei sind die jeweils ausgewerteten Cluster rot dargestellt. Das Verfahren wiederholt die Schritte mit allen vorhandenen Bildclustern. Die Abbruchbedingung ist ein clusterfreier Bildvektor auf Schwellwertniveau (vgl. Gl. (6.13)).

$$\{\forall i: X(i) = T_f\} \quad (6.13)$$

Die Lokalisierung aller gefundenen Personen P ist die mittlere Position des jeweils zugehörigen.

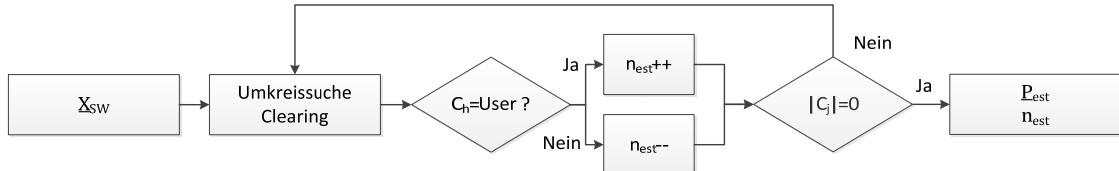


Abbildung 57: Ablaufdiagramm EIA ohne Vorinformation

6.4.3.2. EIA mit Vorwissen

Ist die Nutzeranzahl P_{max} a priori bekannt, muss der in 6.4.3.1 vorgestellte Ansatz rückgekoppelt werden. Die Abbruchbedingung wird um die Bedingung einer vollständigen Nutzererkennung $\{|P| = P_{max}\}$ kausal erweitert. Wird diese Nutzerzahl erreicht, wird das Verfahren beendet und die bis zu diesem Schritt identifizierten Clusterheads werden als Positionen übernommen. Solange $\{|P| < P_{max}\}$ wird der EIA Algorithmus fortgesetzt.

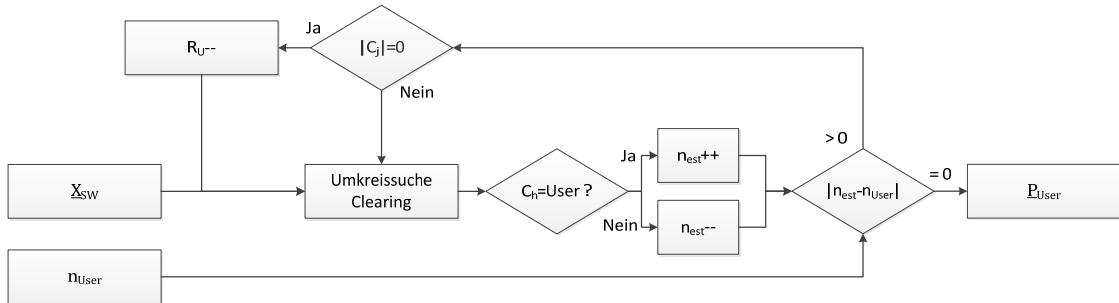


Abbildung 58: Ablaufdiagramm EIA mit Vorinformation

Werden zu wenige Positionen erkannt, wird also die Bedingung $\{\forall i: X(i) = T_f\}$ vor Erreichen der Abbruchbedingung erfüllt, liegen mit hoher Wahrscheinlichkeit zwei dicht beieinander liegende Nutzerpositionen vor, die zu einer Positionsschätzung aggregiert worden sind. In diesem Fall wird die EIA neu initiiert und der für die Umkreissuche ausschlagge-

bende Faktor r_U um mindestens eine Pixelbreite verringert. Der Mindestradius entspricht dabei einem Pixel.

6.5. Experiment

Für die experimentelle Validierung der Mehrnutzererkennungsverfahren wird der in Kap. 3.3 beschriebene Aufbau 2 mit $25m^2$ Grundfläche genutzt. Die Transponderpopulation wird in 4 hexadezimale Subgruppen eingeteilt, die per Bitmasking einzeln abgefragt werden können. Die Parameter der Messphase sind in Tabelle 25 dargestellt.

Für die Kalibrierungsphase wird eine Messzeit gewählt, die ein Minimum von 20 Messungen pro Transponder ermöglicht. Während des Experiments halten sich die Nutzer / Nutzergruppen statisch auf den vordefinierten Positionen auf, die Messzeit wird so gewählt, dass pro sichtbarem Transponder ein Minimum von 20 Messungen garantiert werden kann. Bei 24 Transpondern pro Feldseite dauert das Aufnehmen eines kompletten Feldstärkevektors im EPC Gen2 Protokoll $\sim 100s$.

	Parameter	Wert
Messphase	Min. Anzahl an Messwerten	n_{min} 20
	Antennensequenz	$AS \{[1,0], [0,1], [2,3], [3,2]\}$
	Fehlmessungsbehandlung	$y_{min}^{i,j}$ 0
	Antikollisionsparameter	Q 5

Tabelle 25: Parameterwahl für die Messphase

Da es bei 13 Referenzpositionen schon bei 2 Nutzern im Feld 157 mögliche Positions-kombinationen gibt, kann für die Evaluation nur eine Teilmenge betrachtet werden. Aufgrund des quadratischen Aufbaus können allerdings Symmetrien genutzt werden, um aus einer geringen Teilmenge repräsentative Aussagen ableiten zu können. Die für die Evaluation verwendeten Positions-kombinationen sind:

$$P_{eval} = \left\{ \begin{array}{l} (1), (2), (3), (4), (5), (6), (7), (8), (9), (10), (11), (12), (13), \\ (1; 3), (1; 5), (1; 9), (1; 10), (1; 12), (1; 13), (3; 7), \\ (5; 7), (5; 11), (5; 13), (9; 10), (9; 11), (9; 12), (9; 13), \\ (1; 3; 13), (1; 5; 7), (2; 4; 13), (2; 5; 7), (2; 6; 13), (3; 7; 13), (6; 9; 11) \end{array} \right\}$$

In Abbildung 59 ist der Experimentalaufbau im Atrium des Instituts für Informatik der Universität Rostock³⁸ während des Mehrnutzerexperimentes dargestellt.



Abbildung 59: Bild des Experimentalaufbaus zur Mehrnutzervalidierung

Für die Evaluation werden die beschriebenen Verfahren im Postprocessing auf die Felddaten angewendet. Für die Auswertung wird zu jedem Messdatensatz die zugehörige Positionsinformation und Nutzeranzahl gespeichert.

Die Bilderzeugung und -vorverarbeitung werden anhand der in Tabelle 26 dargestellten Parameter durchgeführt.

³⁸ Universität Rostock, Institut für Informatik, Albert-Einstein-Str. 22, 18059 Rostock

<i>Schritt</i>	<i>Parameter</i>	<i>Wert</i>
Bildberechnung	i_{Pixels}	$\{38 \times 38\}$
	a^2	0,05 m
	b	4,0 m
Vorverarbeitung	σ_d	0,5
	α_f	0,4
	T_{HAC}	0,4

Tabelle 26: Parameterwahl für die Bilderzeugung und -verarbeitung

Die Mehrnutzererkennungsverfahren werden anhand der in Tabelle 26 dargestellten Parametrisierung durchgeführt. Das Training des Perzeptrons hat in beiden Fällen mit einer ausreichenden Menge an Trainingsdaten zu erfolgen, die alle möglichen Positionskombinationen umfassen. Dafür werden die Trainingsdaten aller Positionen 3-fach kreuzvalidiert.

<i>Verfahren</i>	<i>Parameter</i>	<i>Wert</i>
MRI	λ_{backw}	0,02 m
	var_{idle}	$0,28 var_{max}$
EIA	r_U	0,4 m
	α	0,8
MLP	Inputneuronen	96
	Verd. Neuronen	10
	Outputneuronen	4 (6 / 8)
	TF 2. Schicht	Log. Sigmoid
	TF 3. Schicht	Linear
	Training	LM Backpropagation

Tabelle 27: Parameterwahl für die Mehrnutzererkennungsverfahren

6.6. Ergebnisse

Zur Bewertung der Verfahren zur Mehrnutzererkennung werden zwei grundsätzliche Fehlergrößen betrachtet. Zum einen die mittlere Anzahl an Fehlerkennungen (= Fehlschätzung der Nutzeranzahl) e_{num} , sowie der mittlere Positionsfehler e_{pos} .

$$e_{num} = E \left\{ \frac{n_{est}}{n_{User}} \right\} \quad (6.14)$$

Die Fehlerkennungsrate wird sowohl für die Verfahren mit als auch ohne Vorinformation analog zu Gleichung (6.14) ermittelt. Fehlerkennungen bei Verfahren mit Vorinformation sind zwar unwahrscheinlich, können aber auftreten, wenn im zugrundeliegenden Tomographiebild nicht allen vorhandenen Nutzern ein Dämpfungsbereich zugeordnet werden kann. Der mittlere Positionsfehler e_{pos} wird in der Validierung nur für reale Position-Schätzung-Kombinationen analog zu Kap. 2.2.1 errechnet (vgl. Gl. (6.15)).

$$e_{pos} = E\{RMSE(P_{est})\} \quad (6.15)$$

Sind zu viele Nutzer erkannt worden, werden Überhangsschätzungen nicht berücksichtigt. Bei einer zu geringen Nutzeranzahl können nur die erkannten Positionsschätzungen in die Fehlerbetrachtung einbezogen werden. Daher sind für eine Bewertung der Verfahren immer beide Fehlergrößen im Zusammenhang zu berücksichtigen.

In Abbildung 60 ist die mittlere Fehlerkennungsrate bei steigender Nutzeranzahl dargestellt. Eine plausible Erkennung ist nur bei einer Fehlerkennungsrate $< 50\%$ möglich. Dies kann für das untersuchte Experimentszenario nur bis zu maximal zwei Nutzern erreicht werden. Befinden sich drei oder mehr Nutzer im Feld, steigt die Fehlerrate weiter an, während auch das EIA Verfahren mit Vorinformation steigende Fehlschätzungen aufweist. Dies ist darauf zurückzuführen, dass bei der in diesem Verfahren genutzten, sehr geringen Anzahl aktiver Elemente bei 3 und mehr Störern im Feld zu viele Kommunikationsverbindungen dauerhaft gestört werden, woraus ein hohes Bildrauschen resultiert. Eine Erkennung ist somit nicht mehr fehlerfrei möglich, da bei Erreichen der finalen Abbruchbedingung keine Cluster mehr detektiert werden können.

In den Abbildungen 60-62 sind die Lokalisierungsergebnisse der vorgestellten Verfahren vergleichend dargestellt. Als Single-Person-Referenz ist jeweils der in Kap. 4 vorgestellte Ansatz angegeben.

Bei allen Verfahren ist zu erkennen, dass die mittlere Lokalisierungsgenauigkeit mit steigender Nutzeranzahl sinkt. Dieses Verhalten entspricht den Ergebnissen vergleichbarer Ansätze (vgl. 6.1).

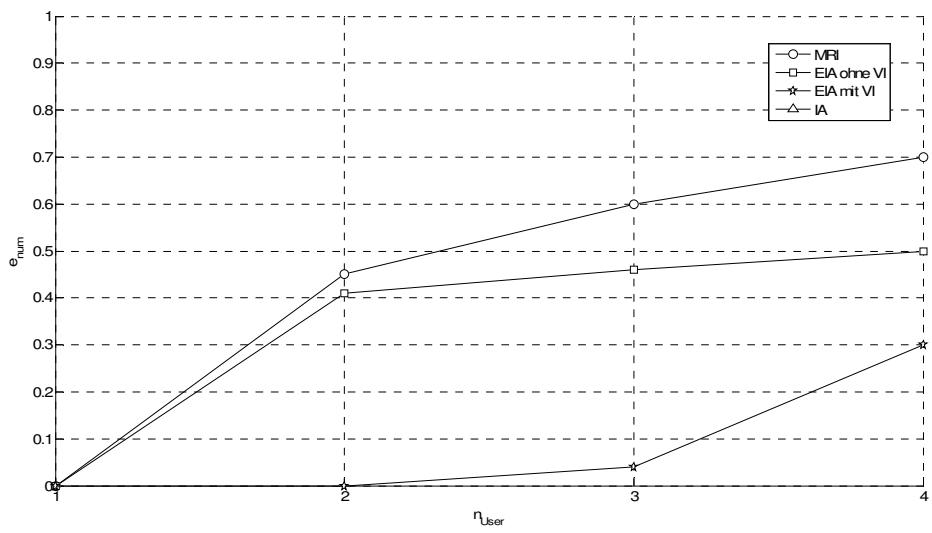


Abbildung 60: Mittlere Fehlerkennungsrate bei steigender Nutzeranzahl im Feld

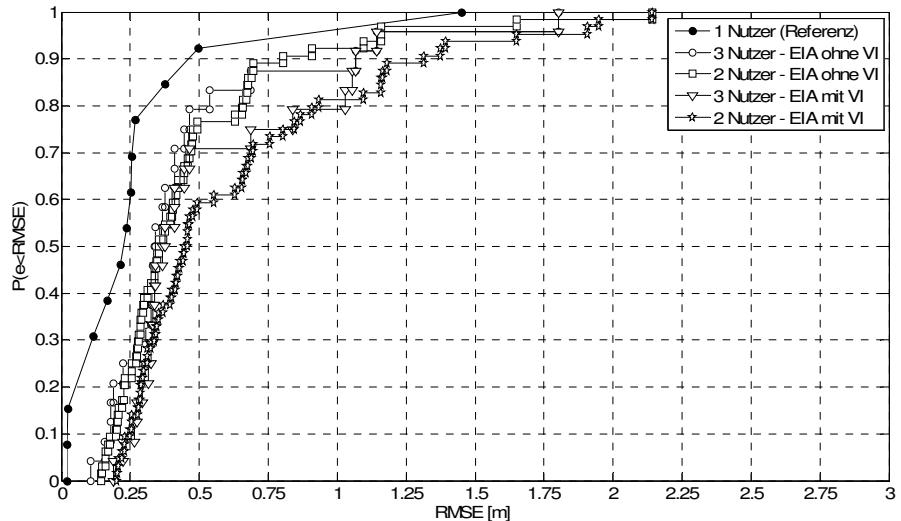


Abbildung 61: Mittlerer Lokalisierungsfehler EIA

Die besten örtlichen Performanzwerte erreicht im Experiment der EIA Ansatz. Dabei fällt auf, dass das Verfahren ohne Vorinformation mit einem mittleren RMSE von $\sim 0,6m$ bei 80% Konfidenzniveau besser abschneidet als das Verfahren mit Vorinformation mit einem

mittleren RMSE von $\sim 0,8m$. Dieses Ergebnis muss im Zusammenhang mit der mittleren Fehlerkennungsrate interpretiert werden, die ohne Vorinformation deutlich über dem Verfahren mit Vorinformation liegt. Das bedeutet, dass die erkannten Positionen zwar genauer geschätzt werden können, aber nicht in ausreichender Anzahl. Das Verfahren mit Vorinformation zielt jedoch darauf ab, die vorgegebene Anzahl an Positionen zu erreichen, wobei eine geringere örtliche Performanz in Kauf genommen wird.

Bei der Wahl des Verfahrens muss im Hinblick auf die Anwendung entschieden werden, welches Fehlermaß das Entscheidungskriterium darstellt.

Der MRI Ansatz weist die geringste örtliche Performanz auf. Bereits bei zwei Nutzern im Feld fällt der RMSE auf $\sim 2m$ ab. Während die erste Nutzerposition noch mit ausreichender Genauigkeit erkannt werden kann, fällt die Genauigkeit ab der zweiten Position stark ab. Mit diesem Verfahren kann somit bereits in diesem Fall nur noch sehr grobgranular lokalisiert werden. Bei drei Nutzern ist keine ausreichend exakte Lokalisierung mehr möglich. Das Verfahren weist ebenfalls die größte Fehlerkennungsrate auf.

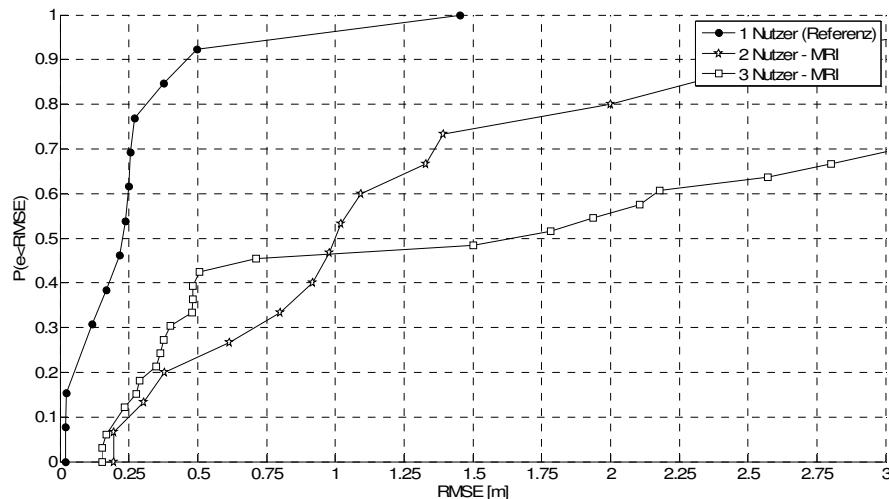


Abbildung 62: Mittlerer Lokalisierungsfehler MRI

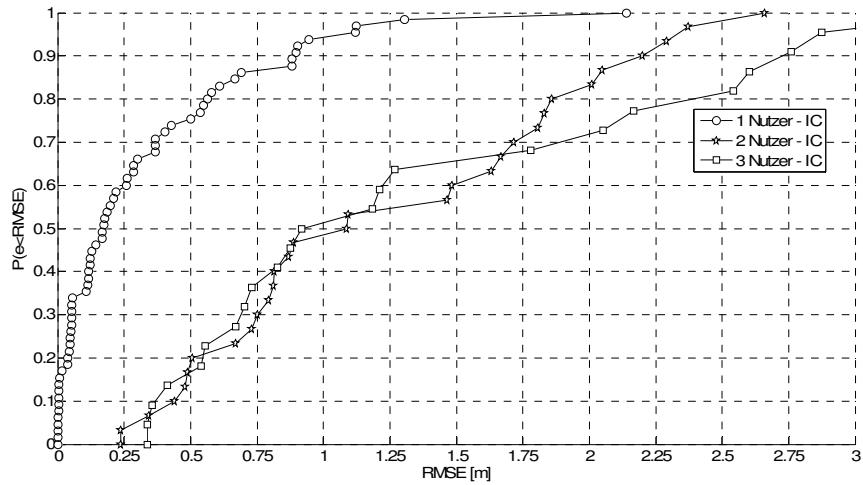


Abbildung 63: Mittlerer Lokalisierungsfehler IC

Das trainingsbasierte IC Verfahren liegt bei Betrachtung der örtlichen Performanz zwischen den beiden vorgestellten Verfahren. Bei zwei Personen konnte ein mittlerer RMSE von $\sim 1,8m$, bei drei Personen von $\sim 2,3m$ erreicht werden.

Zusammenfassend kann konstatiert werden, dass in einem auf passiver RFID Technologie basierenden gerätefreien Lokalisierungssystem bis zu drei Personen separat lokalisiert werden können. In Tabelle 28 sind die vorgestellten Ansätze im Vergleich zum Stand der Forschung dargestellt.

<i>Ansatz</i>	<i>Max. e_{Pos} [m]</i>	<i>Max. Nutzeranzahl</i>
<i>Nannuru et al.</i> [133][134][135]	0,80	3
<i>Zhang et al.</i> [136][137]	0,98	2
<i>Bocca et al.</i> [58][137][138]	0,50	4
<i>IC</i>	2,30	
<i>RFID Ansatz</i>	<i>EIA ohne Vorinform.</i>	3
	<i>EIA mit Vorinform.</i>	0,80

Tabelle 28: Einordnung des Ansatzes in den Stand der Forschung

Die dargestellten Referenzergebnisse stellen ebenfalls die Grenzen der jeweiligen gerätefreien Ansätze dar (vgl.[58][137][138]). Die Autoren betonen, dass sich eine Erhöhung der erkennbaren Nutzeranzahl und Genauigkeit nur durch zusätzliche Nutzerhardware erreichen lässt. Mit dem RFID basierten Verfahren können trotz einer sehr viel geringeren Anzahl an aktiven Elementen vergleichbare Ergebnisse erzielt werden.

7. Zusammenfassung und Ausblick

Intelligente Umgebungen sollen einem Nutzer proaktiv Unterstützung anbieten können, um seine Lebensqualität, Produktivität oder Sicherheit zu steigern. Damit Intentionserkennungs- und Strategieentwicklungsverfahren sicher auf das Verhalten eines Nutzers schließen und ihm zielgerichtet strategische Unterstützung anbieten können, müssen in einem zugrundeliegenden Erkennungsprozess kontinuierlich möglichst umfangreiche Kontextinformationen über die gegenwärtige Nutzerposition, -raumlage und andere messbare Körperaktivitäten erfasst werden.

Das Kernthema dieser Arbeit war dabei die Erfassung der Position und Raumlage des Nutzers. Dabei stehen vor allem gerätefreie Lokalisierungsverfahren im Mittelpunkt, da sie keiner Ausrüstung des Nutzers durch zusätzliche Hardware bedürfen. Dies ist von großem Vorteil, wenn wechselnde Personengruppen erfasst werden sollen und das Ein- und Ausgeben von Lokalisierungshardware einen zu großen organisatorischen Aufwand darstellt. Ebenso ist ein solches Verfahren in Heiumgebungen von Vorteil, wenn die Kontextinformationen möglichst nicht invasiv aufgenommen werden sollen, um den Nutzer nicht einzuschränken.

Da gerade im Bereich der Lokalisierungsforschung in den letzten Jahrzehnten viele verschiedene Verfahren und Anwendungen entworfen worden sind, existiert keine einheitliche Nomenklatur der wichtigen technischen und mathematischen Begrifflichkeiten, was die wissenschaftliche Diskussion zwischen Forschungsgruppen mit verschiedenen Lokalisierungsschwerpunkten erschwert. Als erstes Ergebnis dieser Arbeit wurde daher eine Klassifikationsstruktur entwickelt, die eine einheitliche Beschreibung und Bewertung von Lokalisierungsverfahren ermöglicht. Diese wurde auf eine Auswahl an aktuellen Lokalisierungssystemen angewendet, um gleichzeitig eine objektive Einordnung des in der vorliegenden Arbeit beschriebenen Ansatzes zu ermöglichen.

Im Bereich der gerätefreien Personenlokalisierung existieren derzeit weltweit nur wenige beachtete Ansätze. Ein sehr innovativer Ansatz ist die Nutzung im Raum verteilter passiver RFID Transponder, die kostengünstig eine hohe Auflösung bieten und einfach sowie nicht invasiv in die Umgebung integriert werden können. Da in den Vorarbeiten die grundsätzliche Machbarkeit der Idee gezeigt wurde, befasste sich die vorliegende Arbeit

mit der Entwicklung von Verfahren, die eine kontinuierliche Lokalisierung ermöglichen und eine ausreichende zeitliche Auflösung besitzen.

Das Clusteringverfahren AAC erlaubt dabei eine schnellere Berechnung der ersten Positionsschätzung bei abnehmendem Lokalisierungsfehler. Durch ein gezieltes Ansprechen von Transpondersubgruppen kann eine erste Positionsschätzung bereits nach $\sim 1,4s$ gegenüber $\sim 7,0s$ im Standardfall errechnet werden. Diese weist einen mit $\sim 1,4m$ etwas größeren RMSE auf, welcher mit steigender Laufzeit fällt. Somit können aufsetzende Algorithmen bereits früher mit Kontextdaten versorgt werden, wenn niedrigere Genauigkeiten ausreichend sind.

Mit Lokalisierungsverfahren aus dem Mustererkennungsumfeld oder geometrischen Methoden ist ein ausreichend geringer Lokalisierungsfehler nur bei hoher rechnerischer Komplexität erreichbar. Gerade für die Intentionserkennung ist aber eine hohe zeitliche Auflösung nötig. Daher wurden in dieser Arbeit ein trainingsbasierter und ein bildgebender Ansatz untersucht, die hohe Genauigkeiten bei niedriger rechnerischer Komplexität versprechen. Der trainingsbasierte Ansatz auf Basis eines künstlichen neuronalen Netzes erreicht im besten Fall einen RMSE $< 0,1m$ bei einer Ausführungszeit von $\sim 10ms$. Der bildgebende Ansatz erreicht einen RMSE von $\sim 0,5m$ bei einer Ausführungszeit von $\sim 20ms$. Während der trainingsbasierte Ansatz eine hohe Anzahl an Trainingsdaten benötigt, wenn sich Umgebungsparameter verändern, kann der robustere bildgebende Ansatz auch ohne Anpassung genutzt werden. Änderungen der Umgebungsparameter schlagen sich hier in erhöhtem Bildrauschen nieder.

Der bildgebende Ansatz wurde im Rahmen dieser Arbeit hinsichtlich einer Onlinefähigkeit optimiert. Dafür wurden die Parameter der Messwertaufnahme und des Tomographiealgorithmus optimiert. Das Resultat bildete die Implementierung eines Live-Demonstrators, der einen sich mit Schrittgeschwindigkeit bewegenden Nutzer bei einer Bildrate von $2Hz$ mit einem RMSE von $\sim 0,25m$ lokalisiert.

Um neben der Position auch Aussagen über die Raumlage des Nutzers treffen zu können, wurde der zweidimensionale Aufbau um wandmontierte RFID Transponder erweitert. Aufbauend auf dieser Architektur wurde ein dreidimensionales Tomographieverfahren entwickelt, welches in den experimentellen Untersuchungen eine eindeutig zwischen einer

aufrechten, auf einem Stuhl sitzenden sowie auf dem Boden sitzenden Raumlage unterscheiden kann. Aus den Ergebnissen kann weiterhin abgeleitet werden, dass die passive RFID Technologie für eine Unterscheidung und somit Identifizierung von Nutzern nicht ausreichende Datenqualität liefert.

Im letzten Abschnitt dieser Arbeit wurde der Ansatz hinsichtlich einer Mehrnutzerfähigkeit untersucht. Es konnte gezeigt werden, dass eine Separation von maximal 3 Nutzern in einem $25m^2$ Feld möglich ist. Dabei steigt der RMSE im EIA Verfahren auf bis zu $0,88m$ und im IC Verfahren auf bis zu $2,3m$. Die Ergebnisse entsprechen den in vergleichbaren Arbeiten beschriebenen Resultaten.

7.1. Ausblick

In den verschiedenen Untersuchungen wurden in dieser Arbeit wiederholt die Grenzen der passiven RFID Technologie für eine gerätefreie Lokalisierung aufgezeigt. Ein grundsätzliches Problem bildet das bei proprietärer RFID Hardware zu nutzende EPC Kommunikationsprotokoll, welches die zeitliche Auflösung des Messprozesses stark begrenzt. An dieser Stelle sollte bei einer Weiterentwicklung das Design einer auf Umgebungen hoher Transponderdichte ausgerichtetes Kommunikationsprotokoll an erster Stelle stehen. Dabei sind auch die Reader- und Transponderarchitekturen im Hinblick auf die zeitliche Performanz auf den Prüfstand zu stellen.

Der grundsätzliche Vorteil des Ansatzes, eine große Anzahl an aktiven Elementen durch einen Mix aus vielen passiven und wenigen aktiven Elementen zu ersetzen, begrenzt die räumliche Performanz und die Mehrnutzererkennung deutlich. Grund dafür ist die deutlich reduzierte Anzahl an Kommunikationsverbindungen, da die Transponder ihrerseits keine Empfangslogik besitzen, sondern als reine Signalreflektoren dienen. Ein interessanter Ansatz ist die Nutzung von Signalenergie ambienter Radio- und TV Signale zur Energieversorgung der Transponder, das sogenannte *Ambient Backscatter* (vgl. Liu et.Al.[141]), welches auch eine Inter-Transponder Kommunikation ermöglicht. Dadurch könnte auch dem Problem begegnet werden, dass sich die Kommunikationsverbindungen in der Nähe der wenigen aktiven Elemente konzentrieren.

Weiterhin haben zahlreiche Autoren in den letzten Jahren darauf hingewiesen, dass sich eine substanziale Genauigkeitserhöhung bei funkbasierten DFL Ansätzen nur erreichen lässt, wenn die Abschattung mehrerer verfügbarer Kanäle eines einzelnen Kommunikationspfades parallel ausgewertet werden kann. Dabei kann zwischen Ansätzen unterschieden werden, welche die verschiedenen Kanäle hinsichtlich einer a priori definierten Metrik bewerten und für die Auswertung den Kanal mit dem signifikantesten Einfluss auswählen (vgl. [58][141]), zum anderen können die redundanten Kanalinformationen anhand von Wahrscheinlichkeitsmaximierungsalgorithmen kombiniert werden (vgl. [90][91]). Auch im RFID Bereich ist das denkbar, wenn verschiedene UHF Frequenzbereiche kombiniert werden. Dafür sollte ebenfalls eine neue Transponderarchitektur untersucht werden.

Ebenso erschließen neue Entwicklungen im industriellen RFID Umfeld neue Perspektiven für die Lokalisierungsanwendung. Ein Schwerpunkt der industriellen Forschung liegt derzeit im Bereich Antennen- und Lesezonendesign. Sogenannte Locfield®³⁹ Antennen basieren auf einem koaxialen Antennenkabel mit leakfreiem Kabelschirm, auf den ein Wanderwellensignal aufgebracht wird. Somit bestimmt die Kontur des Kabels den Lesebereich, wobei sich zwei- oder dreidimensionale Strukturen flexibel legen lassen. Individuell gestaltbare Lesezonen stellen eine wichtige Optimierungsmöglichkeit dar, weil bei aktuellen RFID Feldern gerade die Richtcharakteristik der Antennen das mögliche Messfeld bestimmt.

Die meisten funkbasierter Lokalisierungsverfahren beruhen auf einer Auswertung der Signalstärke (RSS) oder eines skalierten Signalstärkeindikators (RSSI). Bei proprietären RFID Systemen war lange Zeit nur eine Auswertung der am Reader eintreffenden Signalstärke möglich. Seit kurzem bieten einige Hersteller auch die Auswertung der Signalphasenverschiebung des am Reader eintreffenden Transpondersignals an⁴⁰. Eine Erweiterung der Algorithmik auf die Phasenverschiebung könnte dazu beitragen, Methoden auf Basis

³⁹ Die Firma Harting bietet ab Juli 2014 die EPCglobal Gen2 konforme Ha-VIS Locfield® UHF Antenne an, die mit einer Länge von 10m in jeder beliebigen Form verlegt werden kann.

<http://www.harting-rfid.com/produkte/antennen/ha-vis-locfield/>

⁴⁰ Die Firma Kathrein Sachsen GmbH führte 2013 die neue UHF Reader Generation RRU4 ein. Geräte dieser Generation liefern mit der seit dem 4.11.2013 verfügbaren Firmware für jede Transponderlesung sowohl einen RSSI als auch einen Signalphasenwert.

<https://www.kathrein-rfid.de/de/produkte/uhf-reader/rru4-series.html>

einer genaueren physikalischen Modellierung zu entwerfen und die verfügbaren Verfahren zu verbessern.

8. Referenzen

- [1] T. Kirste, D. Timmermann, and D. Tavangarian, ““Multimodal Smart Appliance Ensembles for Mobile Applications””, *Antrag auf Einreichung des Graduiertenkollegs*, Rostock, 2005.
- [2] T. Kirste and D. Timmermann, ““Multimodal Smart Appliance Ensembles for Mobile Applications””, *Antrag auf Weiterfinanzierung des Graduiertenkollegs 1424*, Rostock, 2010.
- [3] J. Wilson, N. Patwari, and F. Vasquez, “Regularization methods for radio tomographic imaging”, *Virginia Tech Symposium on Wireless Personal Communications*, Blacksburg, 2009.
- [4] J. Wilson and N. Patwari, “A Fade-Level Skew-Laplace Signal Strength Model for Device-Free Localization with Wireless Networks”, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 11, no. 6, pp. 947–958, Jun. 2012.
- [5] J. Wilson and N. Patwari, “Radio Tomographic Imaging with Wireless Networks”, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 9, no. 5, pp. 621–632, May 2010.
- [6] A. J. Wilson, “Device-free Localization with Received Signal Strength Measurements in Wireless Networks”, University of Utah, 2010.
- [7] J. Wilson and N. Patwari, “Through-Wall Motion Tracking Using Variance-Based Radio Tomography Networks”, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 10, no. 5, pp. 612-621, 2009.
- [8] J. C. Lee, “Hacking the nintendo wii remote”, *IEEE Pervasive Computing*, vol. 7, no. 3, pp. 39–45, Jul. 2008.
- [9] A. Doumanoglou, S. Asteriadis, D. Alexiadis, D. Zarpalas, and P. Daras, “A dataset of Kinect-based 3D scans”, *11th IEEE IVMSP Workshop*, pp. 1–4, 2013.
- [10] C. Steinhagen, A. Lauterbach, “Sensfloor and Navifloor: Large area sensor systems beneath your feet”, *Handbook of research on Ambient Intelligence and Smart Environments: Trends and Perspectives*, vol. 2, pp. 41–55, 2011.
- [11] “WiSEE: Whole-Home Gesture Recognition Using Wireless”, 2014. [Online]. Available: <http://wisee.cs.washington.edu/>. [Accessed: 10-May-2014].

- [12] Q. Pu, S. Jiang, and S. Gollakota, “Whole-home gesture recognition using wireless signals (demo)”, *Proceedings of the ACM SIGCOMM 2013*, p. 485, 2013.
- [13] Q. Pu, S. Gupta, S. Gollakota, and S. Patel, “Whole-home gesture recognition using wireless signals”, *The 19th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (Mobicom)*, 2013.
- [14] D. Lieckfeldt, J. You, and D. Timmermann, “Characterizing the Influence of Human Presence on Bistatic Passive RFID-System”, *IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*, pp. 338–343, Oct. 2009.
- [15] D. Lieckfeldt, J. You, and D. Timmermann, “Exploiting RF-Scatter: Human Localization with Bistatic Passive UHF RFID-Systems” *IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*, pp. 179–184, Oct. 2009.
- [16] D. Lieckfeldt, J. You, and D. Timmermann, “Passive Tracking of Transceiver-Free Users with RFID”, *International Conference on Intelligent Interactive Assistance and Mobile Multimedia Computing (IMC)*, pp. 319–329, 2009.
- [17] D. Lieckfeldt, “Efficient Localization of Users and Devices in Smart Environments”, University of Rostock, 2010.
- [18] H. Koyuncu, “A survey of indoor positioning and object locating systems”, *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 10, no. 5, p. 121, 2010.
- [19] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, and J. Liu, “Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems”, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 37, no. 6, pp. 1067–1080, Nov. 2007.
- [20] J. Hightower and G. Borriello, “Location systems for ubiquitous computing”, *IEEE Computer*, vol. 34, no. 8, pp. 57–66, 2002.
- [21] R. Mautz and H. Ingensand, “Conference Welcome Slides”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, Jan. 2010.
- [22] H. Stockman, “Communication by Reflected Power”, *Proceedings of the IRE*, vol. 36, no. 10, pp. 1196–1204, 1948.

- [23] U. Großmann and C. Röhrig, “WLAN indoor positioning based on Euclidian distance and interpolation (isobars)”, *Proceedings of the 8th Wireless Technologies Kongress*, pp. 296–305, 2006.
- [24] M. A. Youssef, A. Agrawala, and A. Udaya Shankar, “WLAN location determination via clustering and probability distributions”, *Proceedings of the First IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp. 143–150, 2003.
- [25] C. Beder, A. McGibney, and M. Klepal, “Predicting the expected accuracy for fingerprinting based WiFi localisation systems”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–6, Sep. 2011.
- [26] J. Lee, C. Yoon, P. Hyunjae, and J. So, “Analysis of location estimation algorithms for WiFi fingerprint-based indoor localization”, *The 2nd International Conference on Software Technology*, vol. 19, pp. 89–92, 2013.
- [27] G. Shen, R. Zetik, H. Yan, and R. S. Thomä, “Localization of Active UWB Sensor Nodes in Multipath Environments”, *Short-Range Wireless Communications: Emerging Technologies and Applications*, pp. 97–112, 2009.
- [28] S. Ergut, R. R. Rao, O. Dural, and Z. Sahinoglu, “Localization via TDOA in a UWB Sensor Network using Neural Networks”, *IEEE International Conference on Communications*, pp. 2398–2403, 2008.
- [29] C. Chang and A. Sahai, “Object tracking in a 2D UWB sensor network”, *IEEE Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, vol. 1, pp. 1252–1256, 2004.
- [30] A. Matic, A. Popovtsev, V. Osmani, and O. Mayora-Ibarra, “FM radio for indoor localization with spontaneous recalibration”, *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 6, no. 6, pp. 642–656, Dec. 2010.
- [31] J. Wollnack, “Dreidimensional messende videometrische Messsysteme”, *Skript 3D-Videometrie, Institut für Produktionsmanagement und -technik (IPMT), Technische Universität Hamburg-Harburg (TUHH)*, pp. 1–12, 2007.
- [32] “Microsoft(R) Kinect(R)”, 2014. [Online].
Available: <http://www.xbox.com/en-US/kinect/>. [Accessed: 10-May-2014].
- [33] M. Hazas and A. Ward, “A novel broadband ultrasonic location system”, *Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, vol. 2498, pp. 299–305, 2002.

- [34] C. Choi, D. Kong, S. Lee, K. Park, S. Hong, H. Lee, S. Bang, Y. Lee, and S. Kim, “Real-Time Audio-Visual Localization of User Using Microphone Array and Vision Camera”, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 497–502, 2005.
- [35] M. Q.-H. Meng and M. Mandal, “A Linear Algorithm for Tracing Magnet Position and Orientation by Using Three-Axis Magnetic Sensors”, *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 43, no. 12, pp. 4096–4101, Dec. 2007.
- [36] F. H. Raab, E. B. Blood, T. O. Steiner, and H. R. Jones, “Magnetic Position and Orientation Tracking System”, *IEEE Transactions On Aerospace And Electronic Systems*, no. 5, pp. 709–718, 1979.
- [37] R. J. Orr and G. D. Abowd, “The smart floor: A mechanism for natural user identification and tracking”, *CHI'00 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 275–276, 2000.
- [38] R. J. Orr, “Smart Floor - Future Computing Environments.” [Online]. Available: <http://www.cc.gatech.edu/fce/smartfloor/>. [Accessed: 10-May-2014].
- [39] D. Lieckfeldt, J. You, and D. Timmermann, “Characterizing the Influence of Human Presence on Bistatic Passive RFID-System”, *IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*, pp. 338–343, Oct. 2009.
- [40] A. Günther and C. Hoene, “Measuring round trip times to determine the distance between WLAN nodes”, *Networking Technologies, Services, and Protocols; Performance of Computer and Communication Networks; Mobile and Wireless Communications Systems*, pp. 768–779, 2005.
- [41] A. Born, “Algorithmen zur Positionsbestimmung sowie deren Genauigkeiten in drahtlosen Sensornetzwerken”, University of Rostock, 2011.
- [42] N. Bulusu, J. Heidemann, and D. Estrin, “GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices”, *IEEE Personal Communications*, vol. 7, no. 5, pp. 28–34, 2000.
- [43] J. Stook, “Planning an indoor navigation service for a smartphone with Wi-Fi fingerprinting localization”, Technical University of Delft, 2011.
- [44] A. Varshavsky, E. Delara, J. Hightower, A. Lamarca, and V. Otsason, “GSM indoor localization”, *IEEE Pervasive and Mobile Computing*, vol. 3, no. 6, pp. 698–720, Dec. 2007.

[45] F. Reichenbach, A. Born, D. Timmermann, and R. Bill, “A distributed linear least squares method for precise localization with low complexity in wireless sensor networks”, *Distributed Computing in Sensor Systems*, Berlin Heidelberg: Springer, pp. 514–528, 2006.

[46] A. Shareef, Y. Zhu, and M. Musavi, “Localization Using Neural Networks in Wireless Sensor Networks”, *Proceedings of the 1st International ICST Conference on Mobile Wireless Middleware, Operating Systems and Applications*, p. 4, 2008.

[47] B. Wagner, D. Timmermann, G. Ruscher, and T. Kirste, “Device-free user localization utilizing artificial neural networks and passive RFID”, *Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation, and Location Based Service (UPINLBS)*, pp. 1–7, Oct. 2012.

[48] T. Kroger, Y. Chen, L. Pei, T. Tenhunen, H. Kuusniemi, R. Chen, and W. Chen, “Method of pedestrian dead reckoning using speed recognition”, *Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS)*, pp. 1–8, 2010.

[49] S. Park, “Indoor localization for autonomous mobile robot based on passive RFID”, *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, pp. 1856–1861, Feb. 2009.

[50] A. LaMarca, Y. Chawathe, S. Consolvo, J. Hightower, I. Smith, J. Scott, T. Sohn, J. Howard, J. Hughes, and F. Potter, “Place lab: Device positioning using radio beacons in the wild”, *Pervasive Computing*, pp. 116–133, 2005.

[51] J. Collin, O. Mezentsev, and G. Lachapelle, “Indoor positioning system using accelerometry and high accuracy heading sensors”, *Proceedings of the 16th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation ION GPS/GNSS*, pp. 9–12, 2003.

[52] A. Varshavsky, A. LaMarca, J. Hightower, and E. de Lara, “The SkyLoc Floor Localization System”, *Fifth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom’07)*, pp. 125–134, Mar. 2007.

[53] R. Behnke, J. Salzmann, R. Grossmann, D. Lieckfeldt, D. Timmermann, and K. Thurow, “Strategies to overcome border area effects of coarse grained localization”, *6th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, no. 1, pp. 95–102, Mar. 2009.

- [54] R. Behnke and D. Timmermann, “AWCL: Adaptive Weighted Centroid Localization as an efficient improvement of coarse grained localization”, *5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 243–250, Mar. 2008.
- [55] J. Schroeder, S. Galler, K. Kyamakya, and T. Kaiser, “Three-dimensional indoor localization in Non Line of Sight UWB channels”, *IEEE International Conference on Ultra-Wideband*, pp. 89–93, Sep. 2007.
- [56] G. S. Kuruoglu, M. Erol, and S. Oktug, “Three Dimensional Localization in Wireless Sensor Networks Using the Adapted Multi-Lateration Technique Considering Range Measurement Errors”, *IEEE Globecom Workshops*, pp. 1–5, Nov. 2009.
- [57] A. Lin and H. Ling, “Three-dimensional tracking of humans using very low-complexity radar”, *Electronics Letters*, vol. 42, no. 18, p. 1062, 2006.
- [58] M. Bocca, O. Kaltiokallio, N. Patwari, and S. Venkatasubramanian, “Multiple Target Tracking with RF Sensor Networks”, *arXiv.org:1302.4720*, 2013.
- [59] G. Walz, *Mittlere quadratische Abweichung*. In: *Lexikon der Mathematik*. 1. Auflage. Mannheim/Heidelberg: Spektrum Akademischer Verlag, 2000.
- [60] “Ubisense Group plc.” [Online]. Available: <http://de.ubisense.net/en/>. [Accessed: 13-May-2014].
- [61] H. Balzert, *Lehrbuch der Softwaretechnik*. Heidelberg: Spektrum Akademischer Verlag, 2009.
- [62] B. Curtis, S. B. Sheppard, P. Milliman, M. A. Borst, and T. Love, “Measuring the Psychological Complexity of Software Maintenance Tasks with the Halstead and McCabe Metrics”, *IEEE Transactions on Software Engineering*, vol. 5, no. 2, pp. 96–104, Mar. 1979.
- [63] J. Wilson and N. Patwari, “Radio Tomographic Imaging with Wireless Networks”, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 9, no. 5, pp. 621–632, May 2010.
- [64] L. M. Ni, Y. Liu, Y. C. Lau, and A. P. Patil, “LANDMARC: indoor location sensing using active RFID”, *Wireless Networks*, vol. 10, no. 6, pp. 701–710, 2004.

- [65] M. A. Khan and V. K. Antiwal, “Location Estimation Technique using Extended 3-D LANDMARC Algorithm for Passive RFID Tag”, *IEEE International Advance Computing Conference*, pp. 249–253, Mar. 2009.
- [66] J. Hightower, R. Want, and G. Borriello, “SpotON: An indoor 3D location sensing technology based on RF signal strength”, *UW CSE 00-02-02, University of Washington, Department of Computer Science and Engineering, Seattle, WA*, 2000.
- [67] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, “RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system”, *INFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*, pp. 775–784, 2000.
- [68] X. Liu, M. Corner, and P. Shenoy, “Ferret: Rfid localization for pervasive multimedia”, *Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, pp. 422–440, 2006.
- [69] S. Schneegans, P. Vorst, and A. Zell, “Using RFID snapshots for mobile robot self-localization”, in *Proceedings of the 3rd European Conference on Mobile Robots (ECMR)*, pp. 241–246, 2007.
- [70] D. Zhang, J. Ma, and Q. Chen, “An RF-based system for tracking transceiver-free objects”, *IEEE Pervasive Computing*, pp. 135–144, 2007.
- [71] A. S. Zaidi and M. R. Suddle, “Global Navigation Satellite Systems: A Survey”, *International Conference on Advances in Space Technologies*, pp. 84–87, Sep. 2006.
- [72] A. Hopper and R. Want, “Active badges and personal interactive computing objects”, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 38, no. 1, pp. 10–20, 1992.
- [73] A. Harter, A. Hopper, P. Steggles, A. Ward, and P. Webster, “The anatomy of a context-aware application”, *Proceedings of the 5th annual ACM/IEEE International Conference on Mobile computing and networking (MobiCom)*, pp. 59–68, 1999.
- [74] A. Smith, H. Balakrishnan, M. Goraczko, and N. Priyantha, “Tracking moving devices with the cricket location system”, *Proceedings of the 2nd international conference on Mobile systems, applications, and services (MobiSYS)*, p. 190, 2004.

- [75] N. B. Priyantha, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan, “The Cricket location-support system”, *Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking (MobiCom)*, pp. 32–43, 2000.
- [76] J. Krumm, S. Harris, B. Meyers, B. Brumitt, M. Hale, and S. Shafer, “Multi-camera multi-person tracking for EasyLiving”, *Proceedings Third IEEE International Workshop on Visual Surveillance*, pp. 3–10, 2000.
- [77] V. Otsason, A. Varshavsky, A. LaMarca, and E. De Lara, “Accurate GSM Indoor Localization”, *Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, pp. 141–158, 2005.
- [78] D. Hahnel, W. Burgard, D. Fox, K. Fishkin, and M. Philipose, “Mapping and localization with RFID technology”, *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, vol. 1, pp. 1015–1020, 2004.
- [79] M. Haase, M. Handy, and D. Timmermann, “BlueTrack—Imperceptible tracking of bluetooth devices”, *Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp) Poster Proceedings*, 2004.
- [80] M. Youssef and A. Agrawala, “The Horus location determination system”, *Wireless Networks*, vol. 14, no. 3, pp. 357–374, 2008.
- [81] C. Randell and H. Muller, “Low cost indoor positioning system”, *Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, pp. 42–48, 2001.
- [82] K. Lorincz and M. Welsh, “MoteTrack: a robust, decentralized approach to RF-based location tracking”, *Personal and Ubiquitous Computing*, vol. 11, no. 6, pp. 489–503, Oct. 2006.
- [83] Y. Fukuju, M. Minami, H. Morikawa, and T. Aoyama, “DOLPHIN: an autonomous indoor positioning system in ubiquitous computing environment”, *IEEE Workshop on Software Technologies for Future Embedded Systems*, vol. 53, pp. 53–56, 2003.
- [84] M. Minami, Y. Fukuju, K. Hirasawa, S. Yokoyama, M. Mizumachi, H. Morikawa, and T. Aoyama, “DOLPHIN: a practical approach for implementing a fully distributed indoor ultrasonic positioning system”, *Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, pp. 347–365, 2004.

- [85] 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”, *Proceedings of the 10th annual international conference on Mobile computing and networking (MobiCom)*, p. 70, 2004.
- [86] J. Krumm, G. Cermak, and E. Horvitz, “Rightspot: A novel sense of location for a smart personal object”, *Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, pp. 36–43, 2003.
- [87] A. M. Ladd, K. E. Berkis, A. Rudys, L. E. Kavraki, and D. S. Wallach, “Robotics-based location sensing using wireless ethernet”, *Wireless Networks*, vol. 11, no. 1–2, pp. 189–204, Jan. 2005.
- [88] S. Bruning, J. Zapotoczky, P. Ibach, and V. Stantchev, “Cooperative positioning with magicmap”, *Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC)*, pp. 17–22, 2007.
- [89] A. D. Wilson, “Using a depth camera as a touch sensor”, in *ACM International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces*, pp. 69–72, 2010.
- [90] A. Fink and H. Beikirch, “Combining of redundant signal strength readings for an improved RF localization in multipath indoor environments”, *15th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, pp. 1308–1314, 2012.
- [91] A. Fink and H. Beikirch, “Device-Free Localization using Redundant 2.4 GHz Radio Signal Strength Readings”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 30–36, 2013.
- [92] J. Qian, J. Ma, R. Ying, P. Liu, and L. Pei, “An Improved Indoor Localization Method Using Smartphone Inertial Sensors”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 35–41, 2013.
- [93] D. Salido-Monzú, E. Martín-Gorostiza, J. L. Lázaro-Galilea, F. Domingo-Pérez, and A. Wieser, “Multipath Mitigation for a Phase-Based Infrared Ranging System Applied to Indoor Positioning”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 68–77, 2013.
- [94] M. Hardegger, S. Mazilu, D. Caraci, F. Hess, D. Roggen, and G. Tröster, “ActionSLAM on a Smartphone: At-Home Tracking with a Fully Wearable System”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 99–106, 2013.

- [95] E. de Marinis, F. Andreucci, O. Gasparini, M. Uliana, F. Pucci, G. Rosi, and F. Fogliuzzi, “ARIANNA: a Two-stage Autonomous Localisation and Tracking System”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 124–127, 2013.
- [96] S. Lopes, J. Vieira, J. Reis, D. Albuquerque, and N. Carvalho, “Accurate Smartphone Indoor Positioning Using Non-Invasive Audio”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 162–165, 2013.
- [97] H. Zou, L. Xie, Q. Jia, and H. Wang, “An Integrative Weighted Path Loss and Extreme Learning Machine Approach to RFID based Indoor Positioning”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 189–193, 2013.
- [98] H. Chao, S. Das, E. Holm, R. Krishnamoorthi, and A. Naguib, “Visual Landmark Based Positioning”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 254–257, 2013.
- [99] A. Siddig, A. Makki, and C. Bleakley, “Lighthouse: Precise 802.11-based Localization”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 286–291, 2013.
- [100] M. Syafrudin, C. Walter, and H. Schweinzer, “Location Estimation Algorithms for the High Accuracy LPS LOSNUS”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 332–333, 2013.
- [101] T. Akiyama, M. Nakamura, M. Sugimoto, and H. Hashizume, “Smart Phone Localization Method using Dual-carrier Acoustic Waves”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 334–342, 2013.
- [102] P. Mirowski, T. K. Ho, S. Yi, and M. MacDonald, “SignalSLAM: Simultaneous Localization and Mapping with Mixed WiFi, Bluetooth, LTE and Magnetic Signals”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 361–370, 2013.
- [103] T. Iwase and R. Shibasaki, “Infra-free Indoor Positioning Using only Smartphone Sensors”, *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 493–500, 2013.
- [104] A. Popovtsev, “Indoor Positioning Using FM Radio Signals”, University of Trento, 2011.

- [105] P. Agrawal and N. Patwari, “Effects of Correlated Shadowing: Connectivity, Localization, and RF Tomography”, *International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*, pp. 82–93, Apr. 2008.
- [106] C. Rosol, *RFID: Vom Ursprung einer (all)gegenwärtigen Kulturtechnologie*. Berlin: Kulturverlag Kadmos, p. 193, 2010.
- [107] W. Franke and W. Dangelmaier, *RFID - Leitfaden für die Logistik*. Berlin Heidelberg: Springer, 2006.
- [108] EPCGlobal Inc., “Specification for RFID Air Interface EPCTM Radio-Frequency Identity Protocols Class-1 Generation-2 UHF RFID Protocol for Communications at 860 MHz – 960 MHz”, 2008.
- [109] ETSI, “ETSI TR 102 649-1 - V1.1.1 - Electromagnetic compatibility and Radio spectrum Matters (ERM); Technical characteristics of RFID in the UHF Band; System Reference Document for Radio Frequency Identification (RFID) equipment; Part 1: RFID equipment operating”, vol. 1, pp. 1–46, 2007.
- [110] ETSI, “EN 302 208-1 - V1.1.2 - Electromagnetic compatibility and Radio spectrum Matters (ERM); Radio Frequency Identification Equipment operating in the band 865 MHz to 868 MHz with power levels up to 2 W; Part 1: Technical requirements and methods of measurements”, vol. 2, pp. 1–52, 2006.
- [111] “Alien Technology Inc.” [Online]. Available: <http://www.alientechnology.com/>. [Accessed: 04-Jan-2014].
- [112] “Kathrein RFID GmbH.” [Online]. Available: <http://www.kathrein-rfid.de>. [Accessed: 04-Jan-2014].
- [113] “UPM Raflatac.” [Online]. Available: <http://www.upmraflatac.com/>. [Accessed: 20-May-2014].
- [114] J. Griffin and G. Durgin, “RF tag antenna performance on various materials using radio link budgets”, *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, vol. 5, no. 2, pp. 247–250, 2006.
- [115] “European EPC Competence Center.” [Online]. Available: <http://www.eecc.info>. [Accessed: 20-May-2014].
- [116] European EPC Competence Center (EECC), *EECC UHF TAG PERFORMANCE SURVEY 2013/2014*. Neuss, 2013.

- [117] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification (2nd Edition)*. Wiley-Interscience, 2000.
- [118] G. Ruscher, “Aktivitätserkennung von Teams mit neuronalen Netzen”, University of Rostock, 2008.
- [119] R. Rojas, *Neural Networks: A systematic Introduction*. Berlin: Springer, p. 502, 1996.
- [120] R. Cruz and H. Peixoto, “Artificial Neural Networks and Efficient Optimization Techniques for Applications in Engineering”, *Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications*, 2011.
- [121] S. Ergut, R. R. Rao, and O. Dural, “Localization via multipath strengths in a CDMA2000 cellular network using neural networks”, *IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, pp. 4066–4069, Jun. 2008.
- [122] F. Rosenblatt, “The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain,” *Psychological Review*, vol. 65(6), pp. 386–408, 1958.
- [123] J. Elman, “Finding structure in time,” *Cognitive science*, vol. 211, pp. 1–28, 1990.
- [124] T.-Y. Huang, C. J. Li, and T.-W. Hsu, “Structure and Parameter Learning Algorithm of Jordan Type Recurrent Neural Networks”, *International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1819–1824, Aug. 2007.
- [125] M. Hagan and M. Menhaj, “Training feedforward networks with the Marquardt algorithm”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 6, pp. 989–993, 1994.
- [126] M. F. Møller, “A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning Supervised Learning”, *Neural Networks*, 1990.
- [127] M. Riedmiller and H. Braun, “A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm”, *IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 586–591, 1993.
- [128] U. Ahmad, A. Gavrilov, and U. Nasir, “In-building localization using neural networks”, *IEEE International Conference on Engineering of Intelligent Systems*, pp. 1–6, 2006.

- [129] J. Wilson, N. Patwari, and F. Vasquez, “Regularization methods for radio tomographic imaging”, *Virginia Tech Symposium on Wireless Personal Communications*, Blacksburg, 2009.
- [130] A. J. Wilson, “Device-free Localization with Received Signal Strength Measurements in Wireless Networks”, University of Utah, 2010.
- [131] H.-J. Reinhardt, “Schlecht gestellte Probleme: Einführung und numerische Methoden”, *Vorlesungsskriptum*, Department of Mathematics, University of Siegen, pp. 74–84, 2002.
- [132] Y. Kawakita, “Anti-collision performance of Gen2 Air Protocol in Random Error Communication Link”, *International Symposium on Applications and the Internet Workshops (SAINTW)*, pp. 68–71, 2005.
- [133] S. Nannuru, Y. Li, Y. Zeng, M. Coates, and B. Yang, “Radio Frequency Tomography for Passive Indoor Multi-target Tracking”, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 12, no. 12, pp. 2322–2333, 2012.
- [134] S. Nannuru, Y. Li, M. Coates, and B. Yang, “Multi-target device-free tracking using radio frequency tomography”, *Seventh International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, pp. 508–513, Dec. 2011.
- [135] F. Thouin, S. Nannuru, and M. Coates, “Multi-target tracking for measurement models with additive contributions”, *Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Information Fusion (FUSION)*, pp. 1–8, 2011.
- [136] D. Zhang, Y. Liu, and L. M. Ni, “RASS: A real-time, accurate and scalable system for tracking transceiver-free objects”, *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp. 197–204, Mar. 2011.
- [137] D. Zhang and L. M. Ni, “Dynamic clustering for tracking multiple transceiver-free objects” *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, pp. 1–8, Mar. 2009.
- [138] O. Kaltiokallio, M. Bocca, and N. Patwari, “Device-Free Localization for Residential Monitoring Follow @ grandma : Long-Term”, *7th IEEE International Workshop on Practical Issues in Building Sensor Network Applications (SenseApp)*, pp. 991–998, 2012.

- [139] M. Bocca, O. Kaltiokallio, and N. Patwari, “Radio Tomographic Imaging for Ambient Assisted Living”, *Evaluating AAL Systems Through Competitive Benchmarking*, Berlin Heidelberg: Springer, pp. 108–130, 2013.
- [140] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction, Second Edition*. Berlin Heidelberg: Springer, 2009.
- [141] V. Liu, A. Parks, V. Talla, S. Gollakota, D. Wetherall, and J. R. Smith, “Ambient backscatter: wireless communication out of thin air”, *ACM International Conference on Signals and Communications (SIGCOMM)*, pp. 39–50, 2013.
- [142] O. Kaltiokallio, M. Bocca, and N. Patwari, “Enhancing the accuracy of radio tomographic imaging using channel diversity”, *IEEE 9th International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems (MASS)*, pp. 254–262, Oct. 2012.

Anhang

8.1. Selbstständigkeitserklärung

Ich erkläre an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und nur unter Verwendung der angegebenen Quellen und Hilfsmittel angefertigt habe. Die Arbeit wurde bisher in gleicher oder ähnlicher Form weder veröffentlicht noch einer anderen Prüfungsbehörde vorgelegt.

Rostock, den 26.09.2014

Benjamin Wagner

8.2. Thesen

1. Im Rahmen des Ubiquitous Computing stellen Intelligente Umgebungen einem Nutzer proaktiv Assistenz bereit, die seine Produktivität, Lebensqualität und Sicherheit erhöht. Dabei soll seine Primäraktivität nicht beeinflusst und im Rahmen einer Kontexterkennung erfasst und ausgewertet werden. Grundlegende Anwendungsszenarien sind dabei das Smart Home, das Ambient Assisted Living sowie die Pervasive University.
2. Unter den im Rahmen der Kontexterkennung messbaren Informationen bilden die Position und Raumlage eines sich im Raum befindlichen Nutzers die wichtigsten Informationsquellen für aufbauende Intentionserkennungs- und Strategieentwicklungsverfahren, um auf seine gegenwärtige Handlung sowie Handlungsintentionen schließen zu können.
3. Die große Zahl an Ansätzen für die Objekt- und Personenortung aus den letzten Jahrzehnten hat zu einer großen Vielfalt an verschiedenen Bezeichnungen, Notationen und Vergleichsansätzen geführt. Die Inhomogenität der Bezeichnungswelt erschwert die wissenschaftliche Diskussion. Eine umfassende Ordnungsstruktur ist daher nötig. Bis-her verfügbare Publikationen werden diesem Anspruch nicht gerecht, weil zumeist nur im Hinblick auf ein bestimmtes Anwendungsfeld evaluiert wird oder systembeschreibende sowie -bewertende Kriterien vermischt werden.
4. Auf dem Gebiet der Objektlokalisierung sind für Umgebungen mit wechselnden Nutzergruppen vor allem Ansätze interessant, bei denen die einzelne Person nicht mit zusätzlicher Hardware ausgestattet werden muss. So wird der Nutzer nicht in seinen Primäraktivitäten beeinflusst und die Verwaltung der zusätzlichen Hardware entfällt. Verfahren dieser Klasse werden als gerätefrei bezeichnet und sind der aktuellen Forschungswelt nur durch wenige Ansätze vertreten.
5. Die Nutzung von passiver RFID Technologie für ein gerätefreies Personenlokalisierungssystem stellt sich nach ersten simulativen Untersuchungen als grundsätzlich umsetzbar heraus. Offene Fragestellungen sind dabei vor allem eine ausreichende zeitliche Auflösung bei hoher örtlicher Genauigkeit, die Behandlung mehrerer Nutzer im Feld sowie die Integration der Höhendifferenz zur Raumlageerkennung.
6. Bei der Nutzung von passiver RFID Technologie in der Lokalisierung entsteht ein Trade-off zwischen einer hohen örtlichen und einer hohen zeitlichen Auflösung. Die RFID Technologie ist durch ihre klassische Identifikationsanwendung in Industrie und Logistik vor allem in Hinblick auf eine einmalige Transpondererkennung optimiert. Verbindungsqualität, Signalstärke oder Auslesegeschwindigkeit stehen dabei im Hintergrund. Örtliche Auflösungserhöhungen sind aber nur mit einer Steigerung der Sensordatenmenge möglich.
7. Werden wenige aktive und viele passive Systemelemente verwendet, entstehen Dichte Transponderumgebungen, die ein grundsätzliches Kommunikationskollisionsproblem

aufweisen. Das im EPCglobal UHF RFID Standard spezifizierte Antikollisionsverfahren Slotted ALOHA bewältigt diese Aufgabe mit linear steigendem Zeitaufwand für unbekannt große Transponderpopulationen. Eine Lösung dieses Problems kann nur in der Entwicklung eines eigenen Kommunikationsprotokolls für ein Lokalisierungsszenario mit a priori bekannter Transpondermenge gefunden werden.

8. Werden einzelne Transponder im Messfeld gezielt maskiert, kann ein darauf aufbauendes Clusteringverfahren die Zeit bis zur ersten grobgranularen Positionsschätzung deutlich verringern. Im weiteren Verlauf können bei steigender Positionierungsgenauigkeit über die Zeit mehrere Schätzungen abgegeben werden. Intentionserkennungsverfahren können, sobald die nötige Genauigkeit verfügbar ist, somit früher gestartet werden. Dies ist vor allem für Fälle interessant, in denen die Kenntnis eines größeren Präsenzbereiches ausreichend ist.
9. Im Rahmen der Nutzerlokalisierung erreichen verfügbare Mustererkennungsverfahren wie MLE hohe Genauigkeiten bei großer rechnerischer Komplexität. Alternative geometrische Verfahren wie WLLS und CNIP reduzieren die Rechenlast, erreichen aber keine ausreichende Lokalisierungsgenauigkeit.
10. Der untersuchte trainingsbasierte Lokalisierungsansatz erreicht sehr gute Positionierungsergebnisse bei geringer rechnerischer Komplexität während der Laufzeit. Basis ist eine ausreichend große Trainingsdatenmenge und eine möglichst gute Anpassung des Perzeptrons an die Lokalisierungsaufgabe. Sich ändernde Rahmenbedingungen können zur Laufzeit nicht berücksichtigt werden und resultieren in einer geringen Robustheit.
11. Das untersuchte bildgebende Verfahren der RFID Tomographie erreicht hohe, mit MLE vergleichbare Genauigkeiten bei vergleichsweise geringer rechnerischer Komplexität. Der passive RFID Ansatz erzielt mit klassischer Funktomographie vergleichbare Genauigkeiten, obwohl sehr viel weniger aktive Elemente nötig sind. Erhöhtes Bildrauschen tritt auf, wenn ein Nutzer ein einzelnes aktives Element vollständig verdeckt.
12. Durch eine gezielte Optimierung der Gewichtungsellipsenweite sowie der Regularisierungsparameter kann die Genauigkeit der RFID Tomographie signifikant gesteigert werden. Zufällige Messschwankungen können durch eine einstellbare Rückkopplung ausgeglichen werden, wobei ein Trade-off zwischen der Integration älterer Messdaten und der Bildodynamik entsteht.
13. Das Auslesen eines Transponderfeldes stellt den zeitlichen Engpass einer auf passiver RFID Technologie basierenden Lokalisierung dar. Mit einer Optimierung der Parameter des Antikollisionsprotokolls, sowie einer Integration des Transponderclusterings ist eine kontinuierliche Bilderzeugung mit konstanter Bildrate möglich. Eine akzeptable Lokalisierungsgenauigkeit kann erreicht werden, solange sich der Nutzer maximal mit Schrittgeschwindigkeit im Feld bewegt.

14. Mit um das Versuchsfeld aufgebauten Transponderwänden ist eine verlässliche Erkennung der Raumlage eines einzelnen Nutzers möglich. Ein dreidimensionales tomographisches Bild kann dabei schichtweise oder vollständig berechnet werden. Über den Intensitätsflächenverlauf ist eine Unterscheidung zwischen stehenden und sitzenden Raumlagen möglich.
15. In der Mehrnutzererkennung erreicht das RFID basierte Verfahren im Gegensatz zu Verfahren, die ausschließlich aktive Elemente zur Lokalisierung benutzen, vergleichbare Ergebnisse. Werden gleichzeitig mehrere aktive Knoten verschattet, sinkt die Erkennungsrate erheblich.
16. Grundsätzlich kann im Rahmen der Mehrnutzererkennung zwischen Verfahren mit und ohne a priori Information über die Nutzeranzahl unterschieden werden. Gekoppelte Systeme, wie z.B. Durchgangszähler, können diese Information zur Integration in das Verfahren liefern. Verfahren mit Vorinformation liefern in verrauschten Umgebungen schlechtere Ergebnisse, da eine Lösung des Zuordnungsproblems erzwungen wird.
17. Mithilfe der EIA Methode lassen sich maximal drei Nutzer im Feld erkennen und separat positionieren. Bei mehr als drei Personen ist mit keinem Verfahren eine ausreichende Erkennung möglich. Da sich Erkennungsrate und Lokalisierungsgenauigkeit der einzelnen Verfahren stark unterscheiden, ist hier im Sinne der Anwendung der passende Kompromiss zu wählen.

8.3. Kurzfassung

In intelligenten Umgebungen (*Smart Environments*) soll Nutzern möglichst beeinflussungsfrei und noninvasiv Assistenz zur Steigerung ihrer Produktivität, Lebensqualität oder Sicherheit angeboten werden können. Anwendungsbeispiele finden sich dafür vor allem im Bereich *Smart Home* und *Ambient Assisted Living (AAL)*.

Grundlage für Intentionserkennungsalgorithmen und proaktive Strategieentwicklung ist die Erfassung von Informationen über die gegenwärtige Position und Raumlage eines Nutzers. Gerade in privaten Umgebungen können proprietäre Personenortungssysteme allerdings nur bedingt eingesetzt werden, da sie zusätzliche Hardware am Nutzer voraussetzen, bei wechselnden Nutzergruppen einen großen organisatorischen Aufwand erzeugen oder zu stark in die Privatsphäre eingreifen. Eine Alternative bieten an dieser Stelle sogenannte gerätefreie Verfahren (engl. *Device Free Localization (DFL)*), die ohne zusätzliche Hardware am Nutzer auskommen.

In der vorliegenden Arbeit wird ein gerätefreier funkbasierter Ansatz verfolgt, der durch die Nutzung einer hohen Anzahl rein passiver *Radio Frequency Identification*-Transponder (RFID) eine hohe örtliche Auflösung erreicht. Die kostengünstigen RFID Labels können leicht und unauffällig zum Beispiel unter Bodenbelägen, unter Möbeln oder hinter Tapeten appliziert werden.

Nachdem die grundsätzliche Machbarkeit dieses Ansatzes in Vorarbeiten gezeigt wurde, befasst sich die vorliegende Arbeit mit der Entwicklung von Verfahren, die eine kontinuierliche Lokalisierung ermöglichen und eine ausreichende zeitliche und örtliche Auflösung besitzen.

Das Clusteringverfahren AAC erlaubt durch ein gezieltes Ansprechen von Transpondersubgruppen eine schnellere Berechnung der ersten Positionsschätzung (First Fix) bei abnehmendem Lokalisierungsfehler im weiteren Verlauf. Somit können aufsetzende Algorithmen bereits früher mit Kontextdaten versorgt werden.

Mit Lokalisierungsverfahren aus dem Mustererkennungsumfeld oder geometrischen Methoden ist ein ausreichend geringer Lokalisierungsfehler nur bei hoher rechnerischer Komplexität erreichbar. Gerade für die Intentionserkennung ist aber eine hohe zeitliche Auflösung nötig. Daher wurden in dieser Arbeit ein trainingsbasierter und ein bildgebend-

der Ansatz untersucht, die hohe Genauigkeiten bei niedriger rechnerischer Komplexität versprechen.

Damit neben der Position auch Aussagen über die Raumlage des Nutzers getroffen werden können, wurde der zweidimensionale Aufbau um wandmontierte RFID Transponder erweitert. Aufbauend auf dieser Architektur wurde ein dreidimensionales Tomographieverfahren entwickelt, um zwischen verschiedenen Raumlagen eines Nutzers unterscheiden zu können.

Verfügbare Ansätze im Bereich der DFL Verfahren lokalisieren lediglich Einzelpersonen. Ein weiterer Beitrag dieser Arbeit ist die Untersuchung des Ansatzes hinsichtlich der Erkennung und Unterscheidung mehrerer Nutzer.

8.4. Abstract

The primary goal of smart environments is to provide users with ubiquitous non-invasive assistance to improve their productivity, quality of life or safety. Common use cases are *Smart Home* or *Ambient Assisted Living (AAL)* scenarios.

User position information is a major data source for intention recognition algorithms and proactive strategy generation. In typical private environments there is a need for non-invasive, wireless, privacy preserving technologies. Device-free localization approaches (DFL) provide these advantages with no need for additional user-attached hardware.

This thesis deals with a RF based DFL approach utilizing a high number of passive *Radio Frequency Identification* transponders (RFID) to achieve a high spatial resolution. These inexpensive RFID Labels can be easily and invisibly placed in a whole room, i.e. under the carpet or wallpaper.

Building on preliminary proof of concept results this thesis is focused on the development of methods for continuous user localization with sufficient spatial and temporal resolution. The clustering method AAC allows a faster calculation of the first position estimate (First Fix) with decreasing location error in the localization process by targeting selected transponder subgroups. Superimposed algorithms can be supplied faster with necessary context data.

Localization algorithms from the field of pattern recognition or geometric methods are highly accurate but computationally complex. However intention recognition requires high temporal resolution of context data. Therefore this thesis deals with a training-based and a tomographic localization approach promising highly accurate location estimation with low computational complexity.

To recognize the user orientation the two-dimensional setup was extended by wall-mounted RFID transponders in order to generate a three-dimensional wireless communication grid. Based on this architecture a tomographic method was developed to differentiate between several spatial orientations of a user.

Another contribution of this work is the recognition and distinction between multiple users within a device-free localization scenario.

8.5. Publikationsliste

Benjamin Wagner, Tobias Ritt, Dirk Timmermann; *Multiple User Recognition with Passive RFID Tomography*; 11th Workshop on Positioning Navigation and Communication (WPNC'14); pp. 1-6; DOI: 10.1109/WPNC.2014.6843289; Dresden; Deutschland; März 2014.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann; *Device-Free 3-Dimensional User Recognition utilizing passive RFID walls*; 2013 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN); pp. 632-635; DOI: scienceconf.org:ipin2013:21250; Montbeliard, Frankreich, Oktober 2013.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann; *Approaches for Device-free Multi-User Localization with Passive RFID*; 2013 Workshop on Location-based services for Indoor Smart Environments (LISE); pp. 1-6; DOI: 10.1109/IPIN.2013.6851521; Montbeliard; Frankreich; Oktober 2013.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann; *Adaptive Clustering for Device Free User Positioning utilizing Passive RFID*; 4th Workshop on Context-Systems Design, Evaluation and Optimisation (CoSDEO) on the the 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp); pp. 499-507; DOI: 0.1145/2494091.2497608; ISBN: 978-1-4503-1770-2; Zürich; Schweiz; September 2013.

Benjamin Wagner, Björn Striebing, Dirk Timmermann; *A System for Live Localization In Smart Environments*; IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control; pp. 684-689; DOI: 10.1109/ICNSC.2013.6548821; ISBN: 978-1-4673-5199-7; Paris; Frankreich; April 2013.

Jan Skodzik, Vlado Altmann, Benjamin Wagner, Peter Danielis, Dirk Timmermann; *A Highly Integrable FPGA-Based Runtime-Configurable Multilayer Perceptron*; 27th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA) 2013; pp. 429-436; ISSN:1550-445X; DOI: 10.1109/AINA.2013.19; ISBN: 978-1-4673-5550-6; Barcelona; Spanien; März 2013.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann, Gernot Ruscher, Thomas Kirste; *Device-Free User Localization Utilizing Artificial Neural Networks and Passive RFID*; Conference on Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS); pp. 1-7; DOI: 10.1109/UPINLBS.2012.6409762; ISBN: 978-1-4673-1909-6; Helsinki; Finnland; Oktober 2012.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann; *Classification of User Positioning Techniques and Systems for Intelligent Environments*; Informatik 2012; In Series of the Gesellschaft für Informatik (GI); pp. 537-548; ISSN: 1617-5468; ISBN: 978-3-88579-602-2; Braunschweig; Deutschland; September 2012.

Benjamin Wagner, Neal Patwari, Dirk Timmermann; *Passive RFID Tomographic Imaging for Device-Free User Localization*; 9th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC) 2012; pp. 120-125; DOI: 10.1109/WPNC.2012.6268750; ISBN: 978-1-4673-1437-4; Dresden; Deutschland; März 2012.

Benjamin Wagner, Dirk Timmermann; *Investigations on User Positioning Effects in a Device-free Localization System for Smart Environments*; Conference on Emerging Technologies for a Smarter World (CEWIT) 2011; Hauppauge; USA; November 2011.

Benjamin Wagner, Philipp Gorski, Frank Golatowski, Ralf Behnke, Dirk Timmermann, Kerstin Thurow; *Location based Wireless Sensor Services in Life Science Automation*; 4th International Workshop on Real-World Wireless Sensor Networks (REALWSN) 2010; In Springer Lecture Notes in Computer Science; pp. 82-93; ISSN: 0302-9743; ISBN: 978-3-642-17519-0; Colombo; Sri Lanka; Dezember 2010.