

# Projektbericht: Indoor Positionierung mittels Sensor Fusion auf Smartphones

Lennart Bartelt

*Hamburg University of Applied Sciences, Dept. Computer Science,  
Berliner Tor 7*

*20099 Hamburg, Germany*

*`lennart.bartelt@haw-hamburg.de`*

August 30, 2015

## 1 Einleitung und Motivation

Zum jetzigen Zeitpunkt besitzen rund zwei Drittel aller Einwohner Deutschlands über 15 Jahren ein Smartphone.<sup>1,2</sup> Es ist ein ständiger Begleiter im Alltag geworden, der jederzeit aktuelle Informationen im bestmöglichen Kontext anzuzeigen versucht. Im weitreichenden Kontext gelingt dies mittlerweile auch mit hoher Genauigkeit. So ist es beispielsweise kein Problem, einem Nutzer im Ausland hilfreiche Tools wie einen Übersetzer und einen Währungsumrechner zur Seite zu stellen oder ihm Informationen wie das Wetter und die Uhrzeit am aktuellen Standort sowie in der Heimat anzuzeigen.

Im Vergleich dazu ist es allerdings deutlich schwieriger, mit Smartphones das direkte Umfeld zu erfassen. Gerade in den eigenen vier Wänden wird dieses Problem deutlich, wenn etwa nur schwer erfassbar ist, welcher Tätigkeit der Nutzer nachgeht, beispielsweise ob er zum gegebenen Zeitpunkt den Herd bedient und deshalb Rezepte auf seinem Display erwartet oder beim Fernsehen Informationen zum laufenden Film sehen möchte. Dies ist das Aufgabengebiet der Indoor Location Based Services (ILBS).

Als Location Based Services im Allgemeinen werden alle Dienste bezeichnet, die dem Nutzer standortbezogene Informationen zur Verfügung stellen. Die Abgrenzung Indoor bezieht sich hierbei auf die Nutzung des Standortes in Innenräumen, was nach aktuellem Stand ein technisch deutlich aufwendigeres Problem darstellt. Während es dank GPS möglich ist, unter freiem Himmel die Position eines Gerätes bis auf wenige Meter zu bestimmen, fällt diese Lösung in Innenräumen weg. Es muss ein eigenes System aufgebaut werden, das eine Erkennung ermöglicht.

Zur Ortsbestimmung existieren verschiedene Ansätze. Von einer Abstandsberechnung mittels Funkwellen zum Beispiel via Bluetooth und dem Smartphone des Nutzers über ein

---

<sup>1</sup><https://www.cia.gov/library/publications/resources/the-world-factbook/geos/gm.html>

<sup>2</sup><http://de.statista.com/statistik/daten/studie/198959/umfrage/anzahl-der-smartphonennutzer-in-deutschland-seit-2010>

Tracking per Kamera bis hin zur Ortung durch Schall und Mikrophone.

Das Problem einzelner Lösungen: Sie sind für sich genommen häufig fehleranfällig und ungenau. Können die Kameras etwa Personen bei freier Sicht und durch Infrarotsicht auch in dunklen Umgebungen sehr genau orten, ist dies an verdeckten Stellen nicht mehr möglich. Diese Schwierigkeiten lassen sich auch auf die anderen Ortungswerkzeuge ausweiten. Bluetooth wird durch überlagernde Funkwellen gestört, Schall durch Reflexionen deutlich ungenauer.

Das Thema Sensor Fusion hat nun zum Ziel, die einzelnen Methoden zu verknüpfen und die bestmögliche Ortung zu ermöglichen. Wird zum Beispiel die Ortung einer Lösung zu ungenau, kann ein System mit in dieser Situation genaueren Daten hinzugezogen werden und eine unterbrechungsfreie Positionserkennung ermöglichen. Ein weiterer Vorteil ist die potentielle Kostenersparnis, die durch das Nutzen günstigerer, aber ungenauerer Sensoren ermöglicht würde.

An jenem Punkt setzt dieses Projekt an: Das Ziel ist es, ein System zu entwickeln, das mit miteinander verbundenen, in aktuellen Smartphones verbauten Sensoren und höchstens kostengünstigem, im besten Fall jedoch überhaupt keinem Zusatzequipment, deutlich kostenintensivere Hardware ersetzen oder sie auf sinnvolle Weise ergänzen kann. Hiermit könnten die Möglichkeiten von Smartphones, die von vielen Menschen täglich genutzt und einen Großteil der Zeit am Körper getragen werden, noch erweitert werden. Aus diesem Grund stellt die Skalierbarkeit des Systems einen wichtigen Punkt im Aufbau dar.



Figure 1: Renderbild des Living Place Hamburg [1, p.3]

Der Einsatzbereich wird sich vorerst auf das Smart Living beschränken, die Unterstützung des Wohnens durch vernetzte Geräte, und der Versuchsort deshalb das Living Place Hamburg sein, das der HAW Hamburg zur Erforschung des "Wohnens der Zukunft" zur Verfügung steht. Hierbei handelt es sich um eine 140 m<sup>2</sup> große, voll funktionsfähige und vernetzte Wohnanlage auf dem Campus der Hochschule.[1]

In dem Labor ist unter anderem das System Ubisense<sup>3</sup> zur Positionsbestimmung installiert, das zwar eine hohe Genauigkeit von circa 15 cm bei der Ortung aufweisen kann, allerdings äußerst kostspielig ist und sich wegen der nötigen Hardware langfristig nur schwer auf neue Bereiche und Gebäude skalieren ließe.[2] Während der Entwicklung

---

<sup>3</sup><http://de.ubisense.net>

dieses Projekts eignet es sich jedoch als Referenzsystem, mit dem die Messergebnisse evaluiert werden können.

Da die Rahmenbedingungen hiermit umschrieben sind, werden, beginnend mit dem folgenden Kapitel, die Grundlagen des Projekts erläutert.

## 2 Sensoren und bisherige Forschungsarbeiten

Um ein funktionierendes System entwickeln zu können, ist es essentiell, einen Überblick über die verfügbaren Sensoren zu erhalten. Aktuelle Smartphones verfügen zu großen Teilen über mindestens die folgenden Sensoren:

- GPS
- Mobilfunk
- WLAN
- Bluetooth
- Magnetfeld
- Beschleunigung / Orientierung
- NFC
- Kamera
- Mikrofon
- Luftdruck

GPS kann für Indoorzwecke ausgeschlossen werden, da es funktionsbedingt eine freie Sicht zum Himmel benötigt. Die Ortung über Mobilfunknetze ist aufgrund der Genauigkeit von rund 50m für die genaue Ortung in Innenräumen ebenfalls nicht geeignet.[3, p.43]

Eine Positionierung über WLAN wurde hingegen vielfach erfolgreich umgesetzt und erreicht mittlerweile Genauigkeiten im niedrigen Meterbereich (mithilfe weiterer Smartphones[4], bzw. des 5GHz-Frequenzbands und Beschleunigungssensors[5]) bis hin zu einem halben Meter unter Laborbedingungen.[6]

Darüber hinaus haben auf WLAN basierende Verfahren, teils in Kombination mit dem ebenfalls im 2,4GHz Frequenzband angesiedelten Funkstandard Bluetooth, vor einigen Jahren bereits den Weg in Endkundenprodukte gefunden<sup>4</sup>. Dank der hohen Verbreitung von WLAN-Netzwerken kann zudem die vorhandene Infrastruktur ohne Änderungen genutzt und das Installieren neuer Hardware verhindert werden. Der WLAN-Empfänger in Smartphones kann aus diesen Gründen die Basis eines Positionierungssystems darstellen.

Bluetooth bietet eine den WLAN-basierten Systemen ähnliche Genauigkeit von 1-2m[7], [8] und kann mithilfe kleiner und relativ kostengünstiger Hardware in Form von

---

<sup>4</sup>Beispiel: Google Indoor Maps (<https://maps.google.com/maps/about/partners/indoormap/>)

Beacons nachgerüstet werden. Beacons senden - vergleichbar mit dem namensgebenden Leuchtfener - in regelmäßigen Abständen ein Bluetooth-Signal aus, das vom Empfänger empfangen und ausgewertet werden kann. Hohe Bekanntheit erlangten Beacons durch den von Apple festgelegten iBeacon-Standard<sup>5</sup> und dem konkurrierenden Eddystone<sup>6</sup>, die neben der reinen Lokalisierung den Informationsaustausch zum Ziel haben, um etwa Kunden beim Betreten eines Supermarkts Angebote anzuzeigen oder ähnliches. Zum aktuellen Zeitpunkt existiert eine Vielzahl an Produkten unterschiedlicher Hersteller, die diese Standards implementiert haben<sup>7</sup>.

Obwohl Bluetooth-Beacons zusätzlich zum WLAN für eine Lokalisierung genutzt werden können, ist wegen des geteilten Frequenzbands mit Überlagerungen durch vorhandene Signale zu rechnen, wodurch sich in der Praxis die Genauigkeit reduzieren und das Ausmaß der Fehler erhöhen wird. Trotzdem sollen sie zumindest testweise als ergänzende Möglichkeit zur Positionierung in diesem Projekt genutzt werden, da sich die Technik leicht mit dem Fingerprinting-Ansatz (s. Kapitel 3) umsetzen lässt.

Im Laufe der vergangenen Jahre hat mit der Magnetfeldmessung ein weiterer Ansatz zur Indoor Positionierung an Popularität gewonnen. Hierbei werden die Strukturen des Erdmagnetfelds als Positionierungsgrundlage genutzt, wobei Verzerrungsmuster, die in Gebäuden enthaltene Stahl- und Betonanteile im Feld verursachen, die Genauigkeit - im Gegensatz zu durch sie gestörte Funkwellen - noch erhöhen.

Bereits in den 1970er Jahren wurde die Fähigkeit einiger Vögel, sich am Erdmagnetfeld zu orientieren, erforscht.[9] Auf diesen Erkenntnissen aufbauend stützte Haverinen zusammen mit Kemppainen[10] seine Forschungen zur Lokalisierung in Innenräumen und gründete in der Folge das Unternehmen IndoorAtlas (Ltd.)<sup>8</sup>, das hierauf basierende Lösungen für Smartphones an Endkunden vertreibt.

Diese Schritte zeigen, dass Magnetfelder als Basis zur Positionierung ein zu beachtendes Verfahren darstellen. Xie et al. zeigten mit ihrem System MaLoc[11] darüber hinaus, dass eine Magnetfeld-basierte Methode einem auf WLAN aufbauenden Systemen überlegen sein kann.

Vorteile des Magnetfelds sind, dass es keine Infrastruktur voraussetzt, seine Strukturen über längere Zeitperioden und mit sich ändernder Umgebung relativ unverändert bestehen bleiben[10], es prinzipbedingt nicht anfällig gegenüber WLAN- und Bluetooth-Signalen ist und im besten Falle mit den Genauigkeiten genannter Systeme konkurrieren kann. Diese Gründe sprechen für ein weiteres, solides Verfahren im Lokalisierungssystem.

Die Positionserkennung anhand von Beschleunigungssensor und Gyroskops eines Smartphones geschieht typischerweise über die Koppelnavigation. Hierfür wird mithilfe des Gyroskops die Orientierung des Nutzers ermittelt und mit dem Beschleunigungssensor durch Zählen der Schritte sowie einer annäherungsweisen Bestimmung der mittleren Schrittlänge die Entfernung bestimmt. Aus den so gewonnenen Daten lässt sich daraufhin die relative Entfernung zum Ursprungspunkt berechnen.

---

<sup>5</sup><https://developer.apple.com/ibeacon/>

<sup>6</sup><https://developers.google.com/beacons/>

<sup>7</sup><https://http://www.aislelabs.com/reports/beacon-guide/>

<sup>8</sup><https://www.indooratlas.com/about>

Für eine absolute Positionsbestimmung ist das System daher wenig geeignet, wird allerdings häufig zur Unterstützung bestehender Verfahren genutzt (zum Beispiel [12], [5] oder [13]). Seltener sind Systeme, die die Koppelnavigation als alleiniges Positionierungssystem nutzen. Hervorheben lässt sich hier SmartPDR[14], das auf diesem Gebiet einen aktuellen Forschungsstand darstellt. Durch die Fokussierung auf Smartphones und entfallende Infrastrukturkosten ist es nicht nur auf Skalierung ausgelegt, sondern darüber hinaus durch die kontinuierliche Schrittlängenermittlung in der Lage, einen Großteil des fortschreitenden Fehlers der Koppelnavigation zu beseitigen.

Eine andere Methode, sich des fortschreitenden Fehlers zu entledigen, ist die regelmäßige Kalibrierung des Standorts durch fest positionierte Ankerpunkte. Diese können zum Beispiel in Form von NFC-/RFID-Stickern oder zu scannender QR-Codes vorliegen, wie es von Do-Xuan et al. demonstriert wurde[15]. Das Verteilen der Sticker sowie das Festhalten und Pflegen der Positionen widersprechen allerdings dem Skalierungsgedanken des Projekts, weshalb diese Arten der Kalibrierung ignoriert werden.

Abgesehen vom Zurücksetzen der Position bieten die Kameras eines Smartphones allerdings, dank mittlerweile fortgeschrittener Bilderkennungstechniken, neben einer extrem hohen Genauigkeit im Millimeterbereich[16, p.4] die Möglichkeit, während der Erkennung bereits eine detaillierte Karte der Umgebung zu erstellen. Googles Project Tango<sup>9</sup> ermöglicht beispielsweise einen Einblick in Ergebnisse, die mit weiterentwickelten Kameras und Sensor Fusion möglich sind. Der Umstand, dass sich das Gerät nicht in der Hosentasche tragen ließe, sondern dauerhaft aktiv gehalten werden müsste, vermindert, neben hohem zeitlichen und finanziellen Aufwand, allerdings den Nutzen der Kameras im Rahmen dieses Projekts.

In seiner Übersicht über aktuelle Innenraum navigationsverfahren beschreibt Karimi[3, p.46], dass bereits seit dem Active Bat Projekt Ende der 1990er Jahre an der Erkennung mit Mikrofonen geforscht wird und mittlerweile eine Genauigkeit von wenigen Zentimetern möglich ist. Auch Mainetti et al. bestätigen diese Genauigkeit, allerdings wird bei sämtlichen vorgestellten Verfahren von einer vorhandenen Infrastruktur in Form von Ultraschall-Transmittern ausgegangen.[16]

Eine Betrachtung vorhandener Audiosignaturen in Form von Hintergrundrauschen im von Smartphone-Mikrofonen erkennbaren Bereich von rund 20-24KHz wird nicht vorgenommen, verspricht allerdings auch wenig Erfolgchancen aufgrund der sich häufig und stark ändernden Geräuschkulissen, sobald sich Personen im Raum aufhalten. Experimentell soll dieser Umstand jedoch mangels geeigneter Forschungsergebnisse im Rahmen des Projekts als weitere Quelle untersucht werden, um die Schätzung unterstreichen beziehungsweise widerlegen zu können.

Zuletzt aufzuführen ist das in einigen aktuellen Smartphones verbaute Barometer, mit dessen Hilfe sich der Luftdruck am Aufenthaltsort des Benutzers messen lässt. Muralidharan et al. fanden in ihrer, laut eigener Aussage ersten umfangreichen Studie mit in Mobilgeräten eingebauten Barometern zu dem Thema, heraus, dass ein Bestimmen des Stockwerks auf der Basis des Luftdrucks zwar kaum möglich sei.[17] Die relative Änderung des Stockwerks sich jedoch mit hoher Genauigkeit ermittelt lässt. Für eine eventuelle Weiterentwicklung des Projekts, die eine Positionsbestimmung über mehrere Etagen hinweg ermöglichen kann, kann dieser Sensor daher in Betracht gezogen werden.

---

<sup>9</sup><https://www.google.com/atap/project-tango/about-project-tango/>

### 3 Verfahren zur Positionsbestimmung

Wurden die Messdaten der Funksensoren gesammelt, wird meist auf zweierlei Art der Standort des Nutzers bestimmt. Zum einen lässt er sich mittels Entfernungsmessung zu den Sendern ermitteln, wobei deren Position bekannt sein muss.

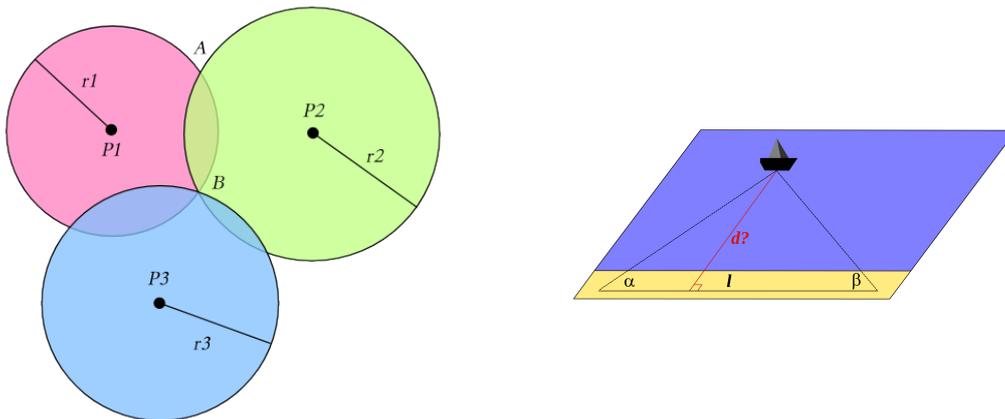


Figure 2: Simple Darstellung von Trilateration und Triangulation<sup>10</sup>

Nun kann durch Trilateration, der Bestimmung anhand mindestens dreier Punkte und der Entfernung zu diesen, beziehungsweise Triangulation, der Bestimmung anhand mindestens zweier Punkte und der Winkel zu diesen, die Ermittlung stattfinden. Das Problem der Methode ist die notwendige Bekanntheit der Senderpositionen, die in vielen Fällen nicht sichergestellt werden kann.

Diesem Problem kann mit dem in Kapitel 2 erwähnten Fingerprinting entgegengewirkt werden, das durch das von Bahl und Padmanabhan bei Microsoft Research entwickelte RADAR[18] größere Bekanntheit erlangte. Hierbei werden in der sogenannten Offline-Phase Radiowellen-Signaturen (die Fingerprints) ermittelt und ihren jeweiligen Positionen auf einer Karte zugeordnet. Signaturen sind dabei im Prinzip frei festlegbar, sollten allerdings möglichst positionsabhängig sein und nicht zu stark von sich ändernden äußeren Umständen wie der Zeit, der Orientierung des Geräts oder ähnlichem beeinflusst werden. Beispiele sind die Signalstärke aller erkannten WLAN-Netze oder die Stärke eines magnetischen Feldes. Dieser Schritt muss vor der eigentlichen Lokalisierung erfolgen.

Das Fingerprinting gilt gegenwärtig als genauestes Verfahren für Smartphones[12, p.2] und besitzt durch das Sammeln von Messdaten einen weiteren Vorteil. Indem nur betretbare Bereiche und Räume abgeschritten werden, fallen im Betrieb physikalisch unmögliche Messergebnisse (der Nutzer befindet sich außerhalb des Gebäudes, in einer Wand, in einem nicht begehbaren Bereich und so weiter) aus der Lösungsmenge heraus beziehungsweise können von vornherein ignoriert werden.

Die Online-Phase spiegelt das eigentliche Benutzen des Systems wieder. In dieser Phase werden kontinuierlich im Hintergrund Messungen der einzelnen Sensoren vorgenom-

<sup>10</sup>Trilateration: <https://de.wikipedia.org/wiki/Lateration>, Triangulation: <https://en.wikipedia.org/wiki/Triangulation>

men und mit den hinterlegten, bereits getätigten Messungen verglichen. Je stärker die Messungen den hinterlegten Werten ähneln, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit, dass sich das Gerät am untersuchten Punkt befindet.

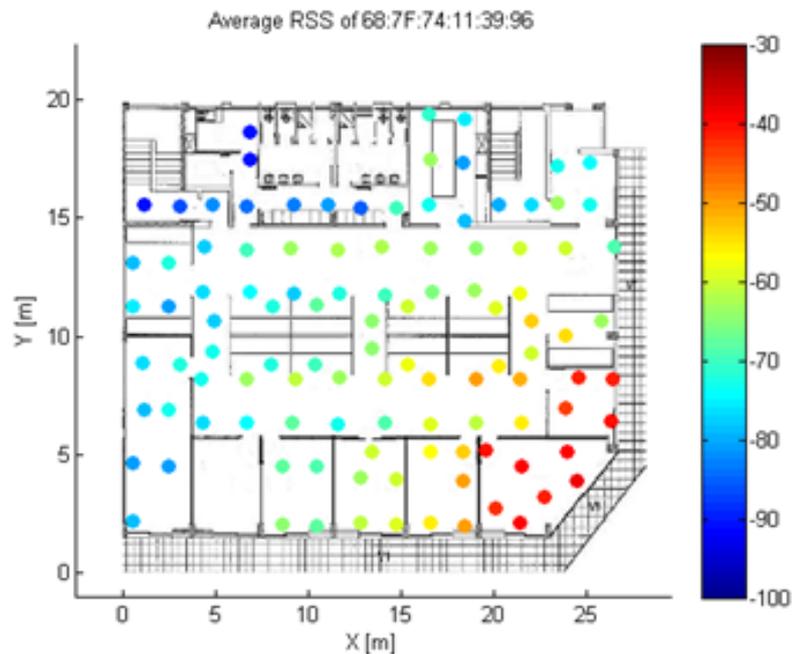


Figure 3: Fingerprinting: In der Offline-Phase gesammelte Messungen<sup>11</sup>

Nachteil des Fingerprintings ist offensichtlich die zwingend erforderliche und unter Umständen äußerst zeitaufwändige Offline-Phase, die jedoch langfristig durch das bei der Ortung geschehende, gleichzeitige Kartografieren, Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) genannt, vermieden werden könnte. Wie von Hossain und Soh in ihrer Übersicht über kalibrierungsfreie Indoor Positionierungssysteme beschrieben[19], findet SLAM seit Anfang der 2000er Jahre vermehrt seinen Weg in die Indoor Lokalisierung von Personen, etwa von Durrant-Whyte und Bailly[20]. Auf diesen Arbeiten aufbauend sind weitere Techniken entwickelt worden, allerdings erreichte noch keine von ihnen eine mit den im vorherigen Kapitel vorgestellten Verfahren zu vergleichende Genauigkeit.[19, p.8]

Ein erster Ansatz der Ortung beim Fingerprinting ist es, nur die aktuelle Messung mit den gespeicherten Werten zu vergleichen. Dies kann mithilfe des euklidischen Abstands geschehen, indem die Messergebnisse als Vektoren dargestellt und die Ähnlichkeit anhand der niedrigsten Differenz festgestellt wird. Hierbei wird allerdings die zeitliche Komponente außen vor gelassen und damit ein Teil der Informationen ignoriert. Besser, aber auch aufwendiger, ist es, Messfolgen zu betrachten, um mehrfach vorkommende Signaturen unterscheiden zu können.

Ein Beispiel: Das fiktive Messergebnis "3.0" kommt mehrfach vor. Wird nur dieser Ausschnitt betrachtet, ist es nicht möglich, den Ort eindeutig zu bestimmen. Werden allerdings Folgen betrachtet, so unterscheidet sich ein solches Ergebnis durch seine Vorgänger von weiteren gleichen Werten. Die Messfolge "5.7, 2.3, 3.0" lässt sich somit von "1.5, 2.3, 3.0" trotz des gleichen Endergebnisses unterscheiden.

<sup>11</sup><http://www2.ucy.ac.cy/~laoudias/pages/penek/description.html>

Zwei häufig genutzte Algorithmen, die mehrere Messergebnisse miteinander verrechnen sind das das Partikel Filter und das Kalman Filter. Beide werden in dem vielversprechenden, von Faragher und Harle an der Cambridge Universität entwickelten SmartSLAM[12] genutzt. Es erreicht hierdurch ausschließlich mittels Smartphone-Sensoren nicht nur eine hohe Genauigkeit, sondern passt, je nach vorliegendem Wissen über ein Gebäude, dynamisch den Berechnungsaufwand und damit den Energieverbrauch an, indem zwischen sowohl Koppelnavigation und Fingerprinting als auch zwischen Kalman Filter und Partikel Filter gewechselt wird. Damit stellt es eine äußerst gut skalierende Lösung dar, dessen Ansatz langfristig als Basis dieses Projekts behandelt werden soll.

Das Partikel Filter basiert auf einer Vielzahl (im Falle von SmartSLAM mehreren hundert bis tausend) der namensgebenden Partikel. Partikel sind Schätzungen, denen jeweils auf Basis vorhandener Ergebnisse einiger oder aller Messquellen Wahrscheinlichkeiten, in diesem Kontext Gewichtungen genannt, zugeordnet werden. Bei jeder weiteren Iteration werden daraufhin die Partikel mit der höchsten Gewichtung als Grundlage genutzt und weitere, ihnen ähnliche Schätzungen abgegeben.[22]

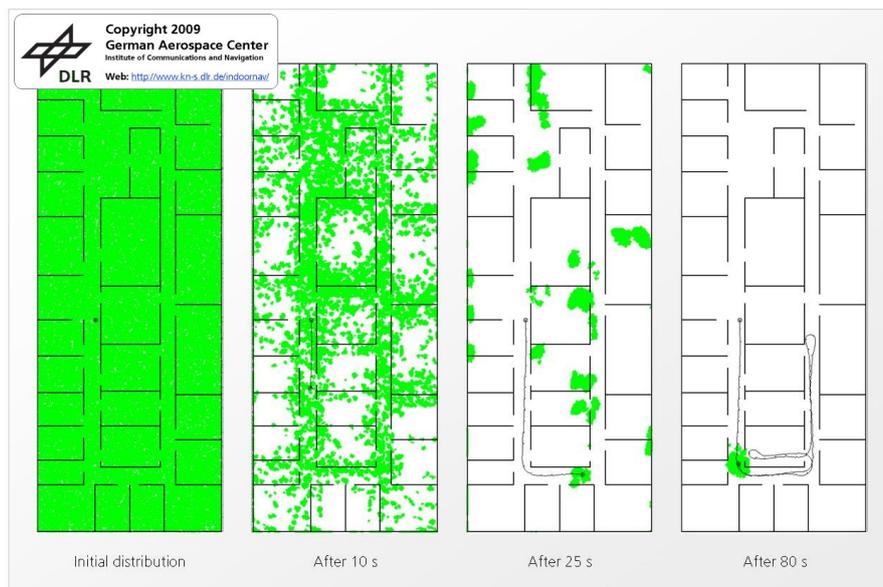


Figure 4: Wahrscheinlichkeitsverteilung des Partikel Filters in mehreren Zeitschritten<sup>12</sup>

Aufgrund der hohen Partikelzahl, weist das Filter eine hohe Rechenbelastung vor, weshalb Faragher und Harle trotz der guten Ergebnisse nach Möglichkeit auf ein (erweitertes) Kalman Filter wechseln, einem der in der Sensor Fusion am häufigsten genutzten Filter.[21, p.128]

<sup>12</sup>[http://www.dlr.de/kn/desktopdefault.aspx/tabid-7492/12663\\_read-31569/](http://www.dlr.de/kn/desktopdefault.aspx/tabid-7492/12663_read-31569/)

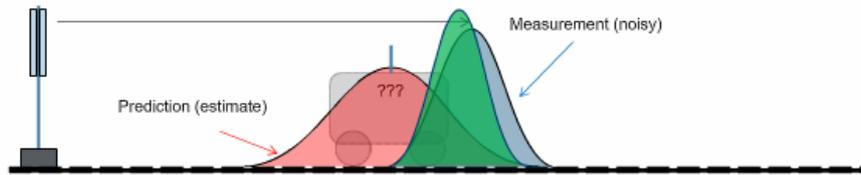


Figure 5: Kalman Filter<sup>13</sup>

Das Kalman Filter nutzt die Bewegungsrichtung und Geschwindigkeit eines Objekts, um eine Schätzung über dessen Folgeposition abzugeben, in Abbildung 5 an der roten Verteilung zu erkennen. Die Schätzung wird dabei mit dem Messergebnis (blau) verrechnet und führt zu einer genaueren Positionsbestimmung (grün). Durch seine rekursive Funktionsweise bildet die Fusion der Daten die neue Schätzung im nächsten Iterationsschritt.[21] Im Fall von SmartSLAM werden durch das Filter die Koppelnavigation und das Ergebnis aus der Fingerprinting-Karte zu einer gemeinsamen Lösung vereint.

## 4 Projektübersicht und zukünftige Arbeit

Die Umsetzung des Projekts erfolgt als Android App auf einem LG Nexus 5, das sich unter anderem durch seine hochwertige Sensorik für ein solches Vorhaben anbietet. Der erste Schritt der Entwicklung hatte die Erfassung aller Sensordaten zum Ziel und ist zum Teil abgeschlossen:

Die Messwerte des Magnetometers stehen auf allen drei Achsen zur Verfügung und werden als Vektor verstanden. Da in diesem noch die Orientierung des Geräts enthalten ist (das Magnetometer wird normalerweise als Kompass verwendet), wird der Betrag des Vektors als Messwert genutzt, zu sehen in Abbildung 6 unterhalb der Magnetometer-Trennlinie.

Aus der Kombination des Bewegungssensors und des Gyroskops wird zu Beginn nur ersterer in Form des Schrittzählers genutzt. Der Schrittzähler gibt schlicht die Anzahl bisher getätigter Schritte zurück und soll im weiteren Verlauf der Entwicklung das Erkennen der Bewegung übernehmen. So könnte die Position seltener oder überhaupt nicht aktualisiert werden, wenn keine Schritte verzeichnet werden. Das genaue Vorgehen muss jedoch noch festgelegt werden.

Das Mikrophon schreibt die aufgenommenen Audiosignale in ein Short-Array, das daraufhin (z.B. per Fourier-Transformation) noch nach Frequenz sortiert und auf die gewünschten Frequenzbänder heruntergebrochen werden muss. Da es sich bei der Funktion aktuell nur um ein Experiment handelt, wird dieser noch unfertige Schritt hinten angestellt.

<sup>13</sup><http://www.brainshark.com/brainshark/brainshark.net/portal/title.aspx?pid=zCJz8Qu7fz0z0>



Figure 6: Messwerte der einzelnen Sensoren

Der letzte Sensor, dessen Auswertung bereits begonnen wurde, ist das WLAN-Modul. Der Android-WifiManager liefert eine Liste mit allen empfangenen WLAN-Netzen zurück, inklusive Daten wie SSID, Signalstärke, Frequenz oder dem Scan-Zeitstempel. Für die Berechnung des euklidischen Abstands ist es nötig, die Liste der WLANs als Vektor(en) darzustellen. Dies kann entweder ein n-dimensionaler Vektor sein oder aber eine Liste mit n Vektoren. Da die Netze eindeutig wiedererkannt werden müssen, kann dies zum Beispiel als Map mit einer ID des Netzes als Schlüssel und seiner Signalstärke als Wert geschehen, was bis auf Weiteres den Ansatz im System darstellt.

Noch zu implementieren ist damit der Bluetooth-Sensor. Für diesen wird, ähnlich der Implementierung der WLAN-Netzen, eine Map aus je der ID eines der genutzten Beacons und seiner empfangenen Signalstärke genutzt.

Aufgrund der unterschiedlichen Ausrichtung jedes Sensors ist ein generisches Interface oder eine Unterteilung in simple Sensoren (z.B. Magnetometer und Schrittzähler - geben einen einfachen Rückgabewert zurück) und komplexe Sensoren (z.B. WLAN und Bluetooth - geben eine Map mit Rückgabewerten zurück) nicht empfehlenswert. Für den ersten Entwurf der Software wird daher jeder Sensor diskret verstanden und verarbeitet. Da sowohl Magnetfelder als auch WLAN-Netze und Bluetooth Beacons (sowie im weiteren Verlauf zusätzlich eventuell Audioquellen) jeweils als Signatures aufgefasst werden, bleiben sie dennoch vergleichbar.

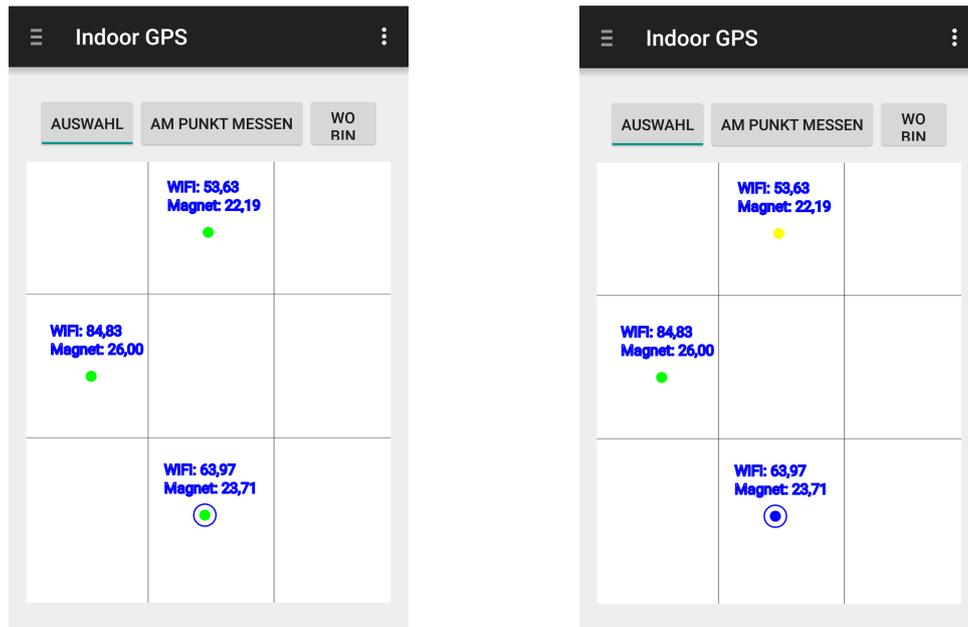


Figure 7: Fingerprinting und anschließende Standortbestimmung

Wie in Abbildung 7 zu erkennen ist, besteht die vorläufige Fassung der Fingerprinting-Offline-Phase aus einer simplen Zeichenfläche, auf der Punkte eingezeichnet und mit Messdaten versehen werden können. In der Online-Phase werden alle Punkte durchlaufen und - aktuell noch getrennt voneinander - die der momentanen Messung ähnlichsten bestimmt, erkennbar am gelben Punkt für das Magnetfeld und dem blauen Punkt für die WLAN-Signatur. Der nächste Iterationsschritt sieht das Einfügen eines Grundrisses und das Einzeichnen von Pfaden mittels Vektoren statt der Punkte vor. Läuft der Nutzer die Pfade ab, sollen gleichmäßig Messungen vorgenommen und über die Pfadlänge verteilt werden.

An dieser Stelle lässt sich bereits die Herausforderung erahnen, dass beim Bestimmen der Position alle vorhandenen Messergebnisse des Fingerprintings mit der aktuellen Messung verglichen werden müssen, was zu Problemen bei der Skalierung führen wird. Dem kann entgegengewirkt werden, indem diskrete Messwertgruppen für Indoorbereiche festgelegt werden, wie einzelne Etagen eines Gebäudes oder das Gebäude selbst. Beträte ein Nutzer des Systems ein Gebäude, bräuchten nur die Daten für dieses eine Gebäude geladen werden, was die Anzahl der Messwerte auf ein praktisches Ausmaß beschränken kann.

Nach der Implementierung aller Sensoren und ihrer Fusion steht die Einbindung ins Backend des Living Place an, damit weitere verknüpfte Systeme die Positionsdaten nutzen können. Hierbei soll die UbiSense-Plattform als Referenz herangezogen werden, um die Ergebnisse evaluieren und gegebenenfalls kalibrieren zu können.

Als folgende, optionale Schritte könnten weitere, "experimentelle" Sensorverarbeitungen eingebunden werden. Voraussichtlich relevant sind hier vorerst die Unterscheidung der Etage durch Nutzung des Barometers, die Nutzung der Koppelnavigation durch Beschleunigungssensor und Gyroskop sowie das Vergleichen von Schall-Signaturen mithilfe des Mikrophons. Außerdem kann die Genauigkeit des Systems durch die temporale, stochastis-

che Betrachtung und Filterung mithilfe des Kalman- beziehungsweise Partikel Filters verbessert werden. Zuletzt kann es durch SLAM erweitert und besonders in nicht erschlossenen Räumen und Gebäuden skalierbarer gestaltet werden.

## 5 Fazit

Im Laufe dieser Ausarbeitung wurden die in einem Smartphone verbauten Sensoren und auf ihnen basierende Systeme untersucht. Für ein skalierendes System sind dies insbesondere jene Sensoren, die Infrastruktur-freie Systeme ermöglichen, speziell der Magnetfeldsensor, der Beschleunigungssensor und das Gyroskop sowie in gewissem Umfang das Barometer. Ebenso eignet sich das Bluetooth-Modul aufgrund der zwar benötigten, aber kostengünstigen Hardware. Experimentell wird schließlich noch das Mikrophon in Betracht gezogen, wobei die Ergebnisse voraussichtlich wenig erfolgversprechend sein werden.

Es wurden darüber hinaus typische Verfahren zur Bestimmung der Position in Innenräumen evaluiert und die infrage kommende Auswahl für das Projekt erläutert. Ausgeschlossen wurde dabei die direkte Bestimmung über Multilateration oder ähnliche Verfahren zugunsten des in diesem Kontext genaueren und besser skalierenden Fingerprintings. Auch sind die vorläufige Realisierung der Lokalisierung mittels euklidischem Abstand und die langfristige Verbesserung mit Kalman Filter und Partikel Filter vorgestellt worden.

Abschließend wurde der aktuelle Stand der eigentlichen Entwicklung offengelegt und eine Abschätzung der nun folgenden Schritte vorgenommen, um es erfolgreich beenden und ein funktionierendes System zur Indoor Lokalisierung aufbauen zu können.

## References

- [1] Jens Ellenberg, Bastian Karstaedt, Soren Voskuhl, Kai von Luck, and Birgit Wendholt, “An environment for context-aware applications in smart homes,” *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, 2011.
- [2] Pete Steggles and Stephan Gschwind, “The ubisense smart space platform,” 2005.
- [3] Hassan A. Karimi, *Indoor Wayfinding and Navigation*, CRC Press, 2015.
- [4] Hongbo Liu, Yu Gan, Jie Yang, Simon Sidhom, Yan Wang, Yingying Chen, and Fan Ye, “Push the limit of wifi based localization for smartphones,” in *Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, New York, NY, USA, 2012, Mobicom ’12, pp. 305–316, ACM.
- [5] Fredrik Karlsson and Martin Karlsson, “Sensor fused indoor positioning using dual band wifi signal measurements,” 2014.
- [6] Chouchang Yang and Huai-Rong Shao, “Wifi-based indoor positioning,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 53, no. 3, pp. 150–157, 2015.
- [7] Yang-Hang Lee, Kuo-Wei Ho, Hsien-Wei Tseng, Chih-Yuan Lo, Tzu-Cheng Huang, Ji-Yu Shih, and Tsai-Hua Kang, “Accurate bluetooth positioning using large number

- of devices measurements,” in *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, 2014, vol. 2.
- [8] Jingjing Yang, Zhihui Wang, and Xiao Zhang, “An ibeacon-based indoor positioning systems for hospitals,” 2015.
- [9] Wolfgang Wiltschko and Roswitha Wiltschko, “Magnetic compass of european robins,” *Science*, vol. 176, no. 4030, pp. 62–64, 1972.
- [10] Janne Haverinen and Anssi Kemppainen, “Global indoor self-localization based on the ambient magnetic field,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 10, pp. 1028–1035, 2009.
- [11] Hongwei Xie, Tao Gu, Xianping Tao, Haibo Ye, and Jian Lv, “Maloc: a practical magnetic fingerprinting approach to indoor localization using smartphones,” in *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*. ACM, 2014, pp. 243–253.
- [12] R Faragher and R Harle, “Smartslam—an efficient smartphone indoor positioning system exploiting machine learning and opportunistic sensing,” in *ION GNSS*, 2013, vol. 13, pp. 1–14.
- [13] Chengkai Huang, Gong Zhang, Zhuqing Jiang, Chao Li, Yupeng Wang, and Xueyang Wang, “Smartphone-based indoor position and orientation tracking fusing inertial and magnetic sensing,” in *Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC), 2014 International Symposium on*. IEEE, 2014, pp. 215–220.
- [14] Wonho Kang and Youngnam Han, “Smartpdr: smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization,” *Sensors Journal, IEEE*, vol. 15, no. 5, pp. 2906–2916, 2015.
- [15] Tinh Do-Xuan, Vinh Tran-Quang, Tuy Bui-Xuan, and Vinh Vu-Thanh, “Smartphone-based pedestrian dead reckoning and orientation as an indoor positioning system,” in *Advanced Technologies for Communications (ATC), 2014 International Conference on*. IEEE, 2014, pp. 303–308.
- [16] Luca Mainetti, Luigi Patrono, and Ilaria Sergi, “A survey on indoor positioning systems,” in *Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM), 2014 22nd International Conference on*. IEEE, 2014, pp. 111–120.
- [17] Kartik Muralidharan, Azeem Javed Khan, Archan Misra, Rajesh Krishna Balan, and Sharad Agarwal, “Barometric phone sensors: more hype than hope!,” in *Proceedings of the 15th Workshop on Mobile Computing Systems and Applications*. ACM, 2014, p. 12.
- [18] Paramvir Bahl and Venkata N Padmanabhan, “Radar: An in-building rf-based user location and tracking system,” in *INFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings. IEEE*. Ieee, 2000, vol. 2, pp. 775–784.
- [19] AKM Mahtab Hossain and Wee-Seng Soh, “A survey of calibration-free indoor positioning systems,” *Computer Communications*, 2015.
- [20] Hugh Durrant-Whyte and Tim Bailey, “Simultaneous localization and mapping: part i,” *Robotics & Automation Magazine, IEEE*, vol. 13, no. 2, pp. 99–110, 2006.

- [21] Ramsey Faragher et al., “Understanding the basis of the kalman filter via a simple and intuitive derivation,” *IEEE Signal processing magazine*, vol. 29, no. 5, pp. 128–132, 2012.
- [22] Dawn An, Joo-Ho Choi, and Nam Ho Kim, “Prognostics 101: A tutorial for particle filter-based prognostics algorithm using matlab,” *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 115, pp. 161–169, 2013.