



Indoor WLAN Fingerprinting mittels kinematischen Trainingsmessungen

Indoor Wi-Fi Fingerprinting with Kinematic System Training

Günther Retscher und Alexander Leb, Wien

Dieser Beitrag wurde als „reviewed paper“ angenommen.

Kurzfassung

WLAN Fingerprinting hat sich zu einem populären Verfahren für die Indoor-Positionierung mit Smartphones entwickelt, wobei vorerst Signalstärken der umliegenden Access Points (APs) an Referenzpunkten in der Regel statisch eingemessen werden. In der Folge wird daraus eine sogenannte Radio Map aus den Messungen der Fingerprinting-Trainingsphase erzeugt, mit der anschließend die aktuellen Messungen in der Online-Phase verglichen werden und so die Nutzerposition bestimmt werden kann. In dieser Arbeit wird auf statische Trainingsmessungen zur Gänze verzichtet. Kinematische Messungen stellen eine wesentlich größere Herausforderung dar als die üblichen statischen bzw. Messungen im Stop-and-Go Modus. Im Rahmen dieser Studie wurden die WLAN-Signalstärken mit drei unterschiedlichen Smartphones kinematisch entlang von zwei Trajektorien, die vor den Eingängen eines Bürogebäude starten und durch das Erdgeschoß führen und im Hof des Gebäudes enden, gemessen. Es zeigte sich, dass je nach verwendetem Smartphone die Ergebnisse stark variieren können, was im Wesentlichen auf die Dauer eines WLAN-Scans zurückzuführen ist. Diese Dauer hängt von der Anzahl der empfangbaren APs ab und war für die einzelnen Smartphones unterschiedlich. Die Ergebnisse der Positionsbestimmung ergaben Abweichungen von der wahren Position von rund 2 bis 5 m, was nur geringfügig schlechter als bei statischen Trainingsmessungen ist. Der große Vorteil ist aber, dass die Trainingsphase wesentlich kürzer ausfällt und kontinuierliches Systemtraining ausgeführt werden kann.

Schlüsselwörter: WLAN Fingerprinting, kinematische Trainingsphase, Scandauer-Abhängigkeit, Zeitreduktion für Training, kontinuierliches Systemtraining

Abstract

Wi-Fi fingerprinting has developed into a popular method for indoor positioning with smartphones, whereby signal strengths (i.e., Received Signal Strength Indicator RSSI) of the surrounding Access Points (APs) are usually measured statically at reference points for the time being. Subsequently, a so-called radio map is generated from the measurements of the fingerprinting training phase, with which the current measurements in the online phase can then be compared and the user's position determined. In this work, static training measurements are completely not foreseen. Kinematic measurements pose a much greater challenge than the usual static or stop-and-go measurements. In this study, the Wi-Fi RSSI were measured with three different smartphones kinematically along two trajectories that start in front of the entrances of an office building leading through the ground floor and ending in the courtyard of the building. It turned out that the results can vary significantly depending on the smartphone used, which is mainly caused by the duration of a single Wi-Fi scan. This scan duration depends on the number of visible APs which was different for the individual smartphones. The results of the position determination showed deviations from the ground truth of about 2 to 5 m, which is only slightly worse than with static training measurements. The big advantage is that the training phase is much shorter and continuous system training can be performed.

Keywords: Wi-Fi fingerprinting, kinematic training phase, scan duration dependence, time reduction for training, continuous system training

1. Einleitung

Unter freiem Himmel stellt die satellitengestützte Positionierung mittels Smartphone keine großen Probleme dar. Wir verbringen allerdings einen Großteil unserer Zeit in Gebäuden, in denen die Positionierung mittels GNSS nur sehr ungenau oder gar nicht funktioniert. Deswegen müssen andere Technologien genutzt werden, welche eine Indoor-Positionierung mittels Smartphone ermöglichen.

Für zahlreiche Anwendungen am Smartphone, wie z. B. für Location Based Services (LBS), ist es wichtig, den aktuellen Standort des Nutzers zu kennen. Indoor-Anwendungen finden sich zum Beispiel in Einkaufszentren, Krankenhäusern, Messen, Flughäfen, Universitäten oder Werkshallen. Da es heutzutage in den meisten öffentlichen Gebäuden einen kabellosen Internetzugang gibt, ist die Messung von vorhandenen Wireless Local

Area Networks (WLAN) Signalen die beliebteste Methode, um die Position eines Smartphone Nutzers zu bestimmen [16], [24]. Dabei gibt es mehrere Ansätze, wie die empfangenen Signalstärken (engl. Received Signal Strength Indicator kurz RSSI) verwendet werden können. In dieser Arbeit wird der Ansatz des WLAN Fingerprinting beschrieben und durchgeführt. Dazu wurden vor und im Institutsgebäude der TU Wien Signalstärkemessungen mit drei unterschiedlichen Smartphones durchgeführt.

Zunächst gibt Abschnitt 2 eine Einführung über die WLAN Fingerprinting-Methode wobei auch kurz die technischen Grundlagen von WLAN-Systemen und das Ausbreitungsverhalten elektromagnetischer Wellen beschrieben werden. Im Abschnitt 3 wird ein Überblick über den praktischen Teil dieser Arbeit gegeben. Es werden die verwendeten Smartphones und das Messgebiet vorgestellt. Weiters wird der genaue Messablauf behandelt. Es folgt anschließend im Abschnitt 4 die Auswertung und Analyse der Messungen, u. a. ein Vergleich zwischen den unterschiedlichen Smartphones sowie die Bestimmung der Trajektorien. Der Abschnitt 5 schließt den Beitrag mit einer Zusammenfassung ab.

1.1 Stand der Forschung

Das WLAN-Fingerprinting ist aufgrund der weit verbreiteten Verfügbarkeit und der geringen Kosten der WLAN Infrastruktur eines der am meisten beforschten Verfahren für die Indoor-Positionierung. Zahlreiche Publikationen wurden bereits veröffentlicht. In diesem Unterkapitel wird ein kurzer Überblick über einige verwandte Arbeiten gegeben, welche den Stand der Forschung repräsentieren.

Alshami et al. [2] schlugen ein neues adaptives Indoor Positioning System (DIPS genannt) für dynamische Umgebungen und Umgebungen mit mehreren Etagen vor, das auf einem dynamischen Radio Map Generator, RSSI-Sicherheitstechnik und der Berücksichtigung des People Presence Effect (PPE) basiert. Dynamisch bezieht sich in diesem Zusammenhang auf die Auswirkungen von Mensch und Geräteheterogenität. In [3] wurde ebenfalls ein neuartiges Indoor-Positionierungsmodell vorgestellt, das ein Ausbreitungsmodell des WLAN-Signals verwendet, um eine veraltete Radio Map zu überwinden. Die experimentellen Ergebnisse zeigten, dass das vorgeschlagene Modell die genannten Probleme besonders in

einer sich dynamisch verändernden Umgebung effizient löst.

Costilla-Reyes und Namuduri [6] schlugen einen Ansatz mittels dynamischen Access Points und Fingerprints (DAF genannt) vor, indem sie die WLAN Hotspot-Funktion auf den Smartphones nutzen. Weiters nutzen sie auch den in den meisten Smartphones integrierten Beschleunigungssensor, um die statischen bzw. dynamischen Bewegungsmuster des Nutzers mithilfe von Machine-Learning-Algorithmen vorherzusagen.

Firdaus et al. [9] führten Untersuchungen durch, die sich auf den Einfluss von Personen auf den RSSI-Wert beziehen. Die Ergebnisse zeigen, dass Personen, die sich in der Nähe des Smartphones befinden, den RSSI-Wert stark beeinflussen.

Honkavirta et al. [13] präsentierten eine Übersicht über deterministische und probabilistische Methoden für die statische Positionierung sowie Filtermethoden, die auf Bayes'schen Filtern und Kalman-Filtern basieren. Sie führten weiters eine Reihe von Tests durch, um den Einfluss verschiedener Kalibrierungs- und Positionierungsparameter zu bestimmen. Die Parameter der Methoden wurden in den Tests variiert, um die beste Leistung zu erzielen. Die Umgebungsvariablen, wie z. B. die Anzahl der APs, wurden ebenfalls variiert und die Methoden wurden unter diesen unterschiedlichen Umständen verglichen. In den Tests ergab sich die probabilistische Methode mit der Kernel-Funktionsannäherung der Signalstärkehistogramme als die beste Positionierungsmethode. Darüber hinaus haben alle Filter die Ergebnisse deutlich verbessert.

Das Sammeln der Signalstärken für die Fingerprint-Datenbank ist sehr zeitaufwändig und arbeitsintensiv. Song und Wang [23] führten deshalb eine Crowdsourcing-Methode ein, um den Arbeitsaufwand zu reduzieren. Dies hat jedoch zwei Herausforderungen: Zum einen die Heterogenität von Geräten, die die Positionierungsgenauigkeit erheblich beeinflussen kann, und zum anderen müssen die Nutzer in das Crowdsourcing eingreifen, was die Praktikabilität des Systems verringert. Als Antwort auf diese Herausforderungen wurde eine neue WLAN-Indoor-Positionierungsstrategie vorgeschlagen, die eine neue Vorverarbeitungsmethode für RSS-Samples, die implizite Crowdsourcing-Sampling-Technik und einen semi-supervised Learning Algorithmus umfasst.

Khalajmehrabi et al. [15] gaben einen Überblick über die Herausforderungen des WLAN-Fingerprinting und haben entsprechende Lösungen zusammengestellt. Weiters wurden einige der repräsentativen Positionierungsmethoden in einer realen Umgebung verglichen und deren Genauigkeit, Positionsfehlerstatistik und Komplexität bewertet. Die Ergebnisse zeigen eine übersichtliche Bewertung der verschiedenen Positionierungsansätze und führen zu zukünftigen Verbesserungsmöglichkeiten.

Eine wesentliche Herausforderung beim WLAN-Fingerprinting ist die starke Schwankung der empfangenen Signalstärke. Fang et al. [7] untersuchten deshalb die Hauptrauschquelle, die durch den Multipath verursacht wird, und boten eine fortschrittliche Lösung, um diese Störung zu reduzieren. Es wurde ein neuartiger Ansatz vorgeschlagen, das robuste Signalmerkmal aus gemessenem RSS zu extrahieren, um den Multipath-Effekt effizient zu begrenzen

Bai et al. [4] führten ein neues auf WLAN und Magnetfeld basierendes Smartphone-Tracking-System namens WMLoc ein. Eine Reihe von Trackingalgorithmen, wie etwa K-Nearest Neighbour (KNN), künstliches neuronales Netzwerk (ANN) und Backtracing (BT) wurden für das System entwickelt oder eingesetzt, um eine echtzeitgenaue Position des Smartphone Nutzers zu erhalten. Die vorläufigen Ergebnisse zeigten, dass der durchschnittliche RMS-Fehler (Root-Mean-Square) des WMLoc-Systems weniger als 2,6 m beträgt.

Feng et al. [8] schlugen ein auf CS (Compressive Sensing) und WLAN-Fingerprinting basierendes IPS vor, welches die Position in zwei Stufen (Grob- und Feinortung) schätzt. Sie verwendeten einen Clustering-Ansatz für die Grobphase, um den erforderlichen Standort grob einzuschätzen, und verwendeten in der zweiten Stufe den CS-Ansatz, um die Position im reduzierten Area of Interest (AOI) genau zu schätzen.

Ali et al. [1] schlugen einen systematischen Lokalisierungsansatz „LOCALI“ für die Positionierung vor. LOCALI erzeugt Radio Maps basierend auf dem Umgebungsplan. Daher sind keine Kalibrierungsdatenbank und umfangreiche Updates erforderlich. LOCALI konvertiert den Umgebungsplan in eine Pixelkarte mit einer Auflösung von 10 Pixel/m. Danach generiert es eine Radio Map basierend auf dieser Pixelkarte und schätzt die Position basierend auf der generierten Radio Map. Die experimentellen Ergebnisse zeigten, dass LO-

CALI mit einem Entfernungsfehler von etwa 2 m ein gutes Positionierungsergebnis erzielt. LOCALI berücksichtigt jedoch nicht den Anwesenheitseffekt der Menschen und den Geräteheterogenitätseffekt.

Liu und Liu [17] schlugen einen QRFC-Algorithmus (Quick Radio Fingerprint Collection) vor, der den integrierten Beschleunigungssensor von Android-Smartphones zur Schritterkennung verwendet, um die Erfassung von Fingerprints zu unterstützen. Dabei wurden kinematische, statische und Trainingsmessungen im Stop-and-Go Modus durchgeführt. Die Ergebnisse zeigten, dass die kinematischen und Stop-and-Go Messungen eine kürzere Trainingsphase benötigen, die Ergebnisse aber mit jenen der statischen Messungen vergleichbar sind.

Zhuang et al. [26] schlugen zwei autonome Crowdsourcing-Systeme vor, um die Position mittels Trilateration bzw. Fingerprinting zu bestimmen. Dabei wird bei der Fingerprinting-Methode die Radio Map mittels kinematischen Trainingsmessungen in Kombination mit MEMS-Sensoren automatisch erstellt und aktualisiert. Die Ergebnisse in verschiedenen Testscenarien ergaben bei der Fingerprinting-Methode einen durchschnittlichen Positionsfehler von 3,5 m.

Bei den oben vorgestellten Arbeiten wurden die Messungen in der Trainingsphase meist statisch durchgeführt. [17] und [26] führten kinematische Trainingsmessungen in Kombination mit in den meisten Smartphones integrierten MEMS-Sensoren durch. In dieser Arbeit werden ausschließlich kinematische Trainingsmessungen verwendet, um die Position zu bestimmen. Kinematische Messungen haben den Vorteil, dass die Trainingsphase wesentlich kürzer ausfällt und kontinuierliches Systemtraining ausgeführt werden kann.

2. WLAN Positionierung mittels Fingerprinting

2.1 Grundlagen

Als WLAN wird ein drahtloses, lokales Funknetzwerk bezeichnet, das auf dem Standard IEEE 802.11 basiert. Dieser Standard ist vom Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) im Februar 1980 (deswegen auch die Zahl 802) herausgegeben worden. Der Standard wurde seit seiner Einführung mehrfach erweitert und adaptiert. Die drei Smartphones, die für diese Arbeit verwendet wurden, arbeiten alle mit dem Standard 802.11b/g/n, wobei die Buchstaben das jeweilige Frequenzband sowie die Datenübertragungsgeschwindigkeiten beschreiben.

WLAN-Signale arbeiten auf dem freien 2,4 GHz und 5 GHz-Band und haben eine Datenrate von bis zu 600 Mbits/s. Die Frequenzbänder werden zusätzlich in Kanäle mit einer Bandbreite von 20 MHz (2,4 GHz-Band) bzw. 40 MHz (5 GHz-Band) unterteilt. Der Vollständigkeit halber sei noch auf den neuesten Standard 802.11ac hingewiesen, welcher nur auf dem 5 GHz-Band sendet und eine Datenrate von bis zu 1,3 Gbit/s hat. Dieser Standard ist in den neuesten elektronischen Geräten integriert. Bei den unterschiedlichen Frequenzbändern besitzt jedes Band Vor- und Nachteile. So hat das 2,4 GHz Band den Vorteil, dass eine größere Reichweite erzielt werden kann, da es abschirmende Materialien verlustärmer überwindet. Allerdings hat es den Nachteil, dass das Frequenzband mit anderen Geräten bzw. Funktechniken (wie z. B. Bluetooth, Mikrowellenherde, Funkfernbedienung) geteilt werden muss und es dadurch störanfälliger ist. Ein Vorteil des 5 GHz-Bands ist, dass eine deutlich höhere Datenübertragungsrate möglich ist. Die Datenübertragungsrate spielt allerdings bei der Positionierung in Gebäuden keine Rolle, da der Nutzer keine Daten überträgt, sondern nur die Signalstärken messen muss. Der Nachteil besteht jedoch darin, dass das Signal von Wänden schnell abgeschirmt wird, was vor allem bei der Indoor-Positionierung zu großen Problemen führen kann.

Die Sendeleistung P , welche ein Access Point (AP) abgibt, wird in der logarithmischen Einheit Dezibel-Milliwatt (dBm) angegeben. Die Einheit Bel ist eine logarithmische Größe und definiert sich über den Bezug mit einem bestimmten Referenzwert. Im Fall von Dezibel-Milliwatt ist die Bezugsgröße 1 Milliwatt (mW).

$$P[\text{dBm}] = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{P[\text{mW}]}{1 \text{ mW}} \right) \quad (1)$$

Die empfangene Signalstärke ist der sogenannte RSSI-Wert. In dieser Arbeit wurden Werte zwischen -26 und -103 dBm gemessen, wobei -26 den stärksten und -103 den schwächsten gerade noch empfangbaren Wert darstellt. Der RSSI-Wert nimmt demnach im Normalfall ab, je weiter der Empfänger vom Sender entfernt ist. Die elektromagnetischen Wellen werden entlang des Ausbreitungsweges durch verschiedene Einflüsse abgeschwächt. Einige dieser Einflüsse werden im Folgenden kurz erläutert.

Die Freiraumdämpfung beschreibt die Reduktion der Leistungsdichte von elektromagnetischen Wellen im freien Raum, d. h. ohne Störeinflüsse

von dämpfenden Medien (z. B. Luft) oder Störung durch Reflexion. Der Freiraumdämpfungsfaktor $FSPL$ steigt mit der Entfernung und Frequenz:

$$FSPL [\text{dB}] = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{4\pi \cdot d \cdot f}{c} \right) \quad (2)$$

Dabei ist d die Distanz zum Sender in [m], f die Frequenz des Signals in [Hz] und c die Ausbreitungsgeschwindigkeit in [m/s²] [14].

Da die elektromagnetischen Wellen bei der Ausbreitung unterschiedliche Medien durchlaufen, kann das Signal absorbiert, gebeugt, gebrochen, reflektiert oder gestreut werden. Vor allem die Absorption und Reflexion haben dabei einen großen Einfluss auf die empfangene Signalstärke. Das Ausmaß der Abschwächung hängt von den Materialeigenschaften und der Geometrie des Mediums ab. So schwächt beispielsweise Glas bzw. Stahlbeton das Signal um 10 bis 30 dBm ab. Die Signalabschwächung durch die Atmosphäre beträgt etwa 0,2 bis 2 dBm. Da die Temperatur, Luftdruck und Luftfeuchtigkeit in einem Gebäude keine großen Schwankungen unterliegen und die Signalwege eher kurz sind, kann der Einfluss dieser Effekte vernachlässigt werden.

Bei der Signaldämpfung spielt vor allem der menschliche Körper eine wesentliche Rolle, da dieser zu ca. 70 % aus Wasser besteht. Wasser hat eine Resonanzfrequenz von 2,4 GHz, dies entspricht genau jener Frequenz, auf der WLAN-Signale senden. Da in der Regel das Smartphone vor dem Körper in Brusthöhe gehalten wird, muss die Dämpfung, welche dabei durch den Körper entsteht, berücksichtigt werden. Dabei kommt es darauf an, in welcher Blickrichtung der Smartphone Nutzer sich befindet und wo die APs im Raum verteilt sind. Steht der Nutzer beispielsweise genau zwischen Smartphone und AP, kann das Signal stark abgeschwächt werden.

Ein weiterer Effekt, der große Probleme verursachen kann, ist die Interferenz, d. h. die Überlagerung von Wellen mit gleicher Frequenz. Zwar senden die APs die WLAN-Signale auf unterschiedlichen Kanälen aus, wodurch der Effekt der Interferenz im Normalfall verhindert wird, allerdings kann es trotzdem vorkommen, dass zwei oder mehrere APs auf der gleichen Frequenz senden und sich somit gegenseitig auslöschen.

2.2 Fingerprinting-Methode

Beim sogenannten Fingerprinting werden die empfangenen WLAN-Signalstärken der umliegenden APs an ausgewählten, koordinativ bekannten

Referenzpunkten gemessen, in eine Datenbank abgespeichert und anschließend mit aktuellen Messungen verglichen. In der Literatur wird diese Methode auch als Scene Analysis bezeichnet. Das Verfahren besteht dabei aus zwei Phasen. Die erste Phase ist die sogenannte Offline- oder Trainings-Phase. Dabei werden an koordinativ bekannten Referenzpunkten die Signalstärken (RSSI-Werte) der umliegenden APs sowie die eindeutige Kennung dieser gespeichert. Die Kennung der APs ist der sogenannte Basic Service Set Identifier (BSSID) und ist als MAC-Adresse einer Station definiert. Die Kombination aus den verschiedenen BSSIDs und ihrer RSSI-Werte ist im Allgemeinen einmalig und wirkt daher wie ein Fingerabdruck. Mittels einer Interpolation über den gesamten Raum wird aus den gemessenen Referenzdaten eine Signalstärkenkarte, die sogenannte Radio Map, erstellt. In der zweiten Phase, der Online- oder Betriebs-Phase, werden nochmals die Signalstärken gemessen und mit den Referenzdatensatz (Radio Map), welcher entweder auf einem externen Server oder am Smartphone selbst verfügbar ist, verglichen. Der Punkt mit der größten Übereinstimmung ergibt dann die Position des Nutzers. Wichtig dabei ist, dass es genügend viele Vergleichswerte gibt, da das WLAN-Signal zeitliche und umgebungsabhängige Variationen aufweisen kann. So kann der RSSI-Wert an ein und demselben Ort unterschiedlich sein, wenn sich zum Beispiel die Anzahl der Personen im Raum mit der Zeit ändert. Um einen repräsentativen Wert zu bekommen, sollten daher mehrere unabhängige Messungen durchgeführt werden, d. h. Messungen an unterschiedlichen Tagen zu unterschiedlichen Zeiten und am besten auch mit unterschiedlichen Smartphones. Der wesentliche Nachteil dieser Methode ist die sehr zeitaufwendige Messung des Referenzdatensatzes in der Offline-Phase. Außerdem kann es zu Problemen kommen, wenn sich die räumliche Struktur ändert (z. B. bei neuen APs oder baulichen Veränderungen [20]). Im Gegensatz zur Trilateration ist diese Methode allerdings nicht so anfällig gegenüber den Umgebungseffekten und der Multipath- und Dämpfungseffekt kann für die Positionsbestimmung sogar genutzt werden. Bei ausreichend vorhandenen Vergleichsdaten können außerdem Messfehler und Ungenauigkeiten leichter ausgeglichen werden. Deshalb ist die Fingerprint-Methode heutzutage das gängigste Verfahren zur Positionierung in einem Gebäude [18].

Eine große Herausforderung der Fingerprinting-Methode ist die Bestimmung der größten Übereinstimmung zwischen den gemessenen RSSI-Werten in der Online-Phase und jenen in der Radio Map. Zur Berechnung der größten Übereinstimmung können verschiedene Ansätze verwendet werden. Im Folgenden werden die bekanntesten Auswertemethoden erläutert. Das Ziel dabei ist, die Position des Nutzers $\hat{p} = (x, y)$ mittels einer Funktion zu finden, welche die Messung der Online-Phase y mit jenen der Radio Map R vergleicht [15]:

$$\hat{p} = f(R, y) \quad (3)$$

2.3 Deterministische Ansätze

Bei den deterministischen Ansätzen werden die Entfernungen der Signalstärken in der Radio Map r_j zu den Signalstärken der Online-Phase y bestimmt. Es wird also berechnet, welche Fingerprints am nächsten zu den Online-Messungen sind:

$$\hat{p}_{NN} = \operatorname{argmin} d(r_j, y) \quad (4)$$

Dabei ist $d(r_j, y)$ der euklidische Abstand zwischen dem RSSI-Wert in der Radio Map r_j und dem RSSI-Wert der Online-Messung y .

$$d(p_j, \psi) = \|\psi - p_j\|_2 = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\psi - p_j)^2} \quad (5)$$

Diese Methode ist die sogenannte Nearest Neighbour (NN) Methode. Neben der euklidischen Distanz können noch andere Vektordistanzen verwendet werden, wie beispielsweise der Manhattan Abstand.

Werden mehrere Positionen mit einem geringen Abstand gefunden, so kann auch ein Satz der Punkte mit den K -kleinsten Distanzen ausgewählt werden. Diese Methode wird dann K -Nearest Neighbour (KNN) genannt. Bei der KNN-Methode ist die Position des Nutzers für gewöhnlich der Schwerpunkt von K Punkten der Positionen p_j mit der geringsten Distanz $d(r_j, y)$. Dabei kann K eine beliebig gewählte Zahl sein oder durch einen Schwellwert für eine bestimmte geringste Distanz bestimmt werden.

$$\hat{p}_{KNN} = \frac{1}{K} \sum_j^K p_j \quad (6)$$

Die KNN-Methode kann noch optimiert werden, indem für jeden der K Fingerprints eine Gewichtung berechnet wird, anhand derer der Schwerpunkt aller K Fingerprints als Position des Smartphone Nutzers berechnet werden kann. In

diesem Fall wird von K -Weighted Nearest Neighbour gesprochen.

2.4 Probabilistische Ansätze

Ein probabilistischer Ansatz berechnet die Ähnlichkeit der Signalstärkenmessungen zueinander. Dabei werden alle Fingerprints der Offline-Phase verwendet, um statistische Eigenschaften über das Gebiet zu bekommen. Laut Fang et al. [2] bieten die probabilistischen Ansätze eine höhere Genauigkeit in der Indoor-Positionierung als die deterministischen Ansätze.

Einer dieser probabilistischen Ansätze ist die Maximum A Posteriori (MAP) Methode, welche die Position des Nutzers anhand der Maximierung der bedingten Wahrscheinlichkeit der Position \mathbf{p}_j in Bezug zur empfangenen Online-Messung \mathbf{y} bestimmt:

$$\hat{\mathbf{p}}_{MAP} = \operatorname{argmax} f(\mathbf{p}_j | \mathbf{y}) \quad (7)$$

Dabei ist $f(\mathbf{p}_j | \mathbf{y})$ die bedingte Wahrscheinlichkeit, dass der Nutzer an der Position \mathbf{p}_j die empfangene Online-Messung \mathbf{y} hat. Diese Wahrscheinlichkeit beruht auf dem Satz von Bayes:

$$f(\mathbf{p}_j | \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{p}_j, \mathbf{y})}{f(\mathbf{y})} = \frac{f(\mathbf{y} | \mathbf{p}_j) f(\mathbf{p}_j)}{\sum_j^N f(\mathbf{y} | \mathbf{p}_j) f(\mathbf{p}_j)} \quad (8)$$

Die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $f(\mathbf{p}_j)$ ist dabei die A-priori Wahrscheinlichkeit der Position des Nutzers über das ganze Gebiet und wird üblicherweise als normalverteilt angenommen. Beispielsweise kann $f(\mathbf{p}_j) = \frac{1}{N}$ sein, da es im Vorhinein kein Wissen bezüglich der Nutzerposition gibt und alle Punkte N des Raums mit gleicher Wahrscheinlichkeit angenommen werden können. Die bedingte Wahrscheinlichkeit $f(\mathbf{y} | \mathbf{p}_j)$ kann mittels einer Likelihood-Funktion berechnet werden. Dazu wird aus den Fingerprints der Radio Map eine Wahrscheinlichkeitsverteilung erstellt, die als Likelihood-Funktion zum Vergleich mit den Fingerprints dient. Der Fingerprint mit der größten Wahrscheinlichkeit wird als Position des Smartphone Nutzers angenommen. Diese Methode wird Maximum Likelihood (ML) genannt [15].

$$\hat{\mathbf{p}}_{ML} = \operatorname{argmax} f(\mathbf{y} | \mathbf{p}_j) \quad (7)$$

Da das Hauptziel in dieser Studie auf die Untersuchung der Anwendbarkeit von kinematischen Trainingsmessungen gelegt wurde, werden in diesem Beitrag nur die deterministischen Standardansätze untersucht.

3. Charakteristika des Testgebiets und der eingesetzten Smartphones

Wie bereits weiter oben erwähnt, hat die Indoor-Positionierung mittels WLAN den entscheidenden Vorteil, dass die notwendige Infrastruktur in den meisten öffentlichen Gebäuden bereits vorhanden ist und somit keine aufwendige und kostenintensive Installation benötigt wird. So konnte auch im Elektrotechnischen Institutsgebäude der TU Wien, wo die Messungen durchgeführt wurden, auf eine bestehende Infrastruktur zurückgegriffen werden. Dabei wurden WLAN-Router der Marke Cisco verwendet (Modell AIR-CAP2602E-E-K9 und AIR-CAP2702E-E-K9). Zusätzlich wurden im Eingangsbereich des Gebäudes fünf Raspberry Pi Computer, die als APs konfiguriert waren, eingesetzt. Dadurch konnte eine flächenhafte Abdeckung von WLAN-Signalen im Erdgeschoß des Gebäudes und in den Übergangsbereichen bei den Gebäudeausgängen gewährleistet werden. Um genügend viele Vergleichswerte der Signalstärken zu bekommen und die zeitlichen und umgebungsabhängigen Variationen der WLAN-Signale berücksichtigen zu können, wurden mehrere Messungen an verschiedenen Tagen und zu unterschiedlichen Tageszeiten durchgeführt. Für die Datenaufzeichnung wurde eine eigens von Hofer [11], [12] entwickelte App eingesetzt.

3.1 Testtrajektorien

Für die Messungen wurden zwei verschiedenen Trajektorien ausgewählt, die in Abbildung 1 dargestellt sind. Trajektorie 1 „E17_Run“, die 150,6 m lang ist, führt vom Referenzpunkt RP1 durch den Haupteingang in die Aula und durch den Hörsaal VII zum Endpunkt RP14 beim Ausgang zum Hof des Gebäudes. Die zweite, 79,7 m lange Trajektorie „EG_CR“ startet beim Seiteneingang des Gebäudes und führt danach weiter zu einem Vorraum vor dem Hörsaal und durch einen Bereich mit Computern und endet schließlich im Innenhof. Beide Trajektorien wurden mit normaler Schrittgeschwindigkeit mehrfach im Hin- und Rückweg abgegangen, wobei die durchschnittliche Dauer eines Testlaufs („Runs“) bei der Trajektorie 1 etwa 120 Sekunden und bei Trajektorie 2 64 Sekunden betrug (vergl. Tabelle 8). Dabei wurde darauf geachtet, dass genügend Zeit zwischen den Durchgängen liegt, um die zeitlichen Variationen der WLAN-Signale zu berücksichtigen.

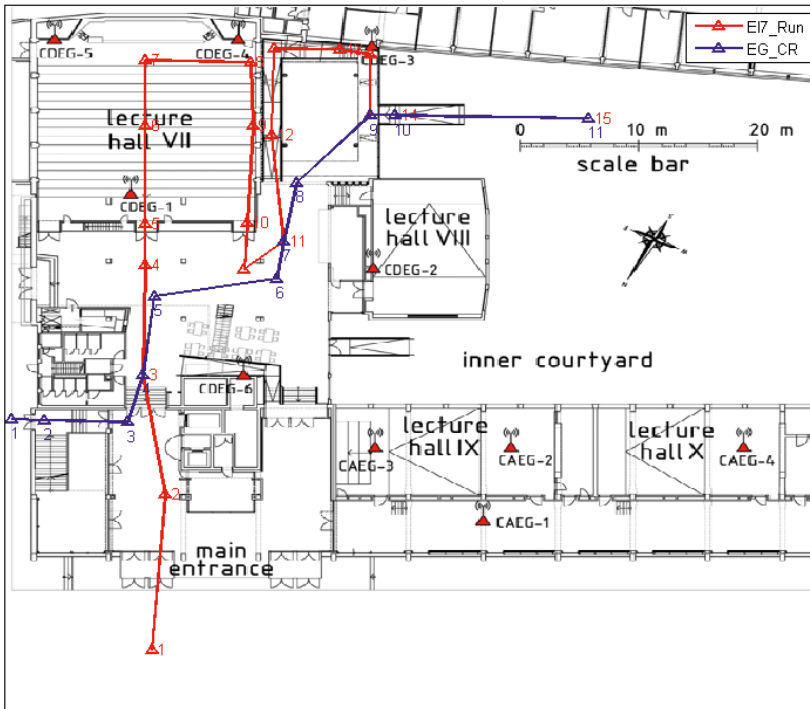


Abb. 1: Übersichtsplan der beiden Trajektorien

3.2 Smartphones

Bei den Messungen wurden drei verschiedene Smartphones verwendet. In Tabelle 1 sind die unterschiedlichen Modelle mit den wichtigsten technischen Daten aufgelistet. Dabei ist zu sehen, dass alle Smartphones den IEEE-Standard 802.11a/b/g/n verwenden. Das Sony Xperia Z3 verfügt zusätzlich über den neuesten Standard 802.11ac. Zu erwähnen ist noch, dass das Sony Xperia Z3 und das Samsung Galaxy S3 einen Barometer integriert haben, mit dem der Druck und damit auch die Höhe bzw. das Stockwerk des Gebäudes bestimmt werden kann.

Da in den Smartphones unterschiedliche Netzwerkkarten (NICs, engl. Network Interface Cards) eingebaut sind, ergeben sich auch unterschiedliche RSSI-Scanintervalle. Tabelle 2 zeigt die unterschiedlichen, durchschnittlichen Scanintervalle der einzelnen Smartphones über alle Testläufe. Zu beachten sind hierbei vor allem die großen Scanintervalle des Sony Xperia Z3 und Samsung Galaxy S3 gegenüber dem Samsung Galaxy A3. Dies hat vor allem auf die Anzahl der Scans pro Run eine große Auswirkung (vergl. Tabelle 8). Unterschiedlichen Zeiten für die Dauer eines einzelnen WLAN-Scans gibt es auch bei aktuellen

Bezeichnung	Sony Xperia Z3	Samsung Galaxy S3	Samsung Galaxy A3 (2016)
Modell	D6603	GT-I9300	SM-A310F
Kurzbezeichnung	Z3	S3	A3
WLAN	802.11a/b/g/n/ac	802.11a/b/g/n	802.11a/b/g/n
Frequenzband	2,4 GHz, 5 GHz	2,4 GHz, 5 GHz	2,4 GHz
Sensoren	Beschleunigungssensor, Gyroskop, Luftdrucksensor, Kompass	Beschleunigungssensor, Gyroskop, Luftdrucksensor, Kompass	Beschleunigungssensor, Gyroskop, Kompass

Tab. 1: Details der Smartphones

Smartphone	Scanintervall in [s]
Samsung Galaxy A3	1,2
Samsung Galaxy S3	3,6
Sony Xperia Z3	4,2

Tab. 2: Durchschnittliche Scanintervalle der Smartphones

Smartphones verschiedenster Bauart. Daher kann die Auswahl der drei verwendeten Smartphones als durchaus repräsentativ angesehen werden, da sich die notwendige Scandauer signifikant unterscheidet. Damit konnte aufgezeigt werden, dass die Scandauer einen signifikanten Einfluss bei kinematischen Trainingsmessungen bildet. Es ist noch anzumerken, dass die Dauer eines Scans von der Anzahl der empfangbaren Access Points abhängt.

Aufgrund der unterschiedlichen Position und Art der Antennen in den Smartphones ergeben sich an gleichen Positionen nicht die gleichen Messwerten [10]. Diese Hardwarevariationen beeinflussen dadurch negativ die Genauigkeit der Positionsbestimmung. Geräteunabhängige Fingerprints können aus RSSI-Messungen durch Normierung abgeleitet werden. Beispielsweise kann die relative Beziehung zwischen Paaren von APs anstatt der absoluten RSSI-Messung verwendet werden.

Weiters können auch die Differenzen zwischen den RSSI-Werten verwendet werden, um geräteunabhängige Fingerprints zu bekommen [15]. Retscher et al. [20] haben diesbezüglich weiterführende Untersuchungen unternommen. Diese haben belegt, dass besonders die Verwendung von relativen Beziehungen zwischen AP-Paaren eine Verbesserung bei den Zuordnungen bringt.

4. Diskussion der Ergebnisse in den einzelnen Testläufen

In diesem Abschnitt werden anhand der kinematischen Signalstärkescans verschiedenste Untersuchungen ausgeführt. In den vorangegangenen Analysen wurden u. a. unterschiedliche Interpolationsmethoden zur Erstellung einer Radio Map gegenübergestellt. Außerdem wird untersucht, wie sich eine Änderung der Anzahl der APs auf die Ergebnisse auswirkt. Die Berechnungen werden alle anhand der deterministischen Nearest Neighbour Methode untersucht. Zusätzlich wird auch noch die erweiterte K-Nearest Neighbour Methode angewandt und analysiert. Abschließend

werden noch die unterschiedlichen Testläufe und Smartphones verglichen und es werden einige berechnete Trajektorien vorgestellt.

4.1 Radio Map Erstellung

Eine Radio Map ist eine Karte, welche die Signalstärken eines APs in einem bestimmten Gebiet abbildet. Wie bereits erwähnt, kann es bei der Ausbreitung von Wellen zu unterschiedlichen Effekten kommen. Diese Effekte stellen bei der Erstellung einer Radio Map ein großes Problem dar. Da sich in Gebäuden viele verschiedene physikalische Objekte befinden, ist eine genaue Modellierung dieser Effekte mit theoretischen Modellen schwierig. Trotzdem gibt es einige theoretische Ausbreitungsmodelle, welche diese Effekte berücksichtigen. Diese sind vor allem das empirische One-Slope-Modell, welches auf dem Prinzip der Freiraumdämpfung beruht, und das semi-empirische Multi-Wall-Modell, das die Dämpfungseigenschaften von vorhandenen Wänden zwischen AP und Nutzer berücksichtigt. Weiters gibt es noch das Ray Launching und Ray Tracing, welche deterministische Ausbreitungsmodelle sind, bei denen die physikalischen Ausbreitungsgesetze (Absorption, Brechung und Reflexion) anhand von Objekten modelliert werden. Dabei beruht die Erstellung der Radio Map auf einem empirischen Modell der Ausbreitungseigenschaften von elektromagnetischen Wellen [15], [22]. Grundlage für das Modell ist ein digitaler Plan des Messgebietes, in dem alle Wände und Koordinaten der APs enthalten sind [19]. Bei diesen theoretischen Methoden ist jedoch die Modellierung der tatsächlichen Ausbreitungseigenschaften in der Umgebung komplex. Ihr Vorteil besteht jedoch darin, dass die Radio Map in kurzer Zeit erstellt werden kann, ohne dabei tatsächliche Signalstärkemessungen durchführen zu müssen. Außerdem kann die Radio Map schneller geändert werden, wenn sich etwas in der WLAN-Infrastruktur ändert [5]. Da in dieser Arbeit die Radio Map mit Hilfe der Offline-Messungen erstellt wird, wird auf die unterschiedlichen Ausbreitungsmodelle im Folgenden nicht näher eingegangen. Weitere Informationen findet man z. B. in Retscher und Tatschl [21].

Die Größe des Datensatzes einer Radio Map ist abhängig von der Rasterweite sowie von der Anzahl der APs. Die Anzahl und Verteilung der Referenzpunkte und APs sind dabei die Hauptfaktoren

zur Erstellung der Radio Map. Um die RSSI-Werte abseits der Referenzpunkte zu erhalten, werden die Signalstärkemessungen der Offline-Phase zwischen den Referenzpunkten interpoliert. Die Rasterweite der Interpolation ist ausschlaggebend für die spätere Genauigkeit der Positionierung. Wird eine Rasterweite von 1 m gewählt, so kann auch die Positionierung nur auf Metergenauigkeit erfolgen. Je enger die Rasterpunkte zusammenliegen, desto größer wird auch die Auflösung der Radio Map. Aufgrund der begrenzten Rechenleistung wurde die Rasterweite der Radio Map für diese Arbeit auf einen Dezimeter gewählt. Im Rahmen dieser Arbeit wurde die Radio Map durch drei unterschiedliche Interpolationsmethoden erstellt. Neben einer linearen Interpolation wurden auch noch eine Natural Neighbour Interpolation (auch Voronoi-Interpolation genannt) und eine Spline-Interpolation angewendet.

Da bei den kinematischen Messungen entlang der Trajektorien beim Vorbeigehen an den Referenzpunkten ein Zeitstempel in den aufgezeichneten kontinuierlichen Messungen gesetzt wurde, liegen die gemessenen RSSI-Werte in Abhängigkeit der Dauer der einzelnen WLAN-Scans nicht notwendigerweise exakt für die Position des Kontrollpunktes vor. Der Grund dafür ist, dass an den Punkten nicht gestoppt wurde, sondern die Trajektorien kinematisch mit normaler Schrittgeschwindigkeit abgegangen wurden. Bei den Messungen wurde in der entwickelten App ein Zeitstempel verwendet, indem ein Marker durch Drücken eines Buttons am Smartphone-Bildschirm in den kontinuierlichen Messungen beim Passieren eines Referenzpunktes der Trajektorie gesetzt wurde. Es liegen somit RSSI-Werte vor und nach dem jeweiligen Referenzpunkt vor und der entsprechende Wert muss bestimmt werden. Durch die unterschiedliche Scandauer der einzelnen Smartphones ist das somit vorliegende Zeitintervall auch unterschiedlich. Es musste somit eine Methode gefunden werden, um die RSSI-Werte zur Referenzpunktzeit zu bekommen. Dazu wurde einerseits der RSSI-Wert des nächsten Zeitstempels zur Referenzpunktzeit als Referenzpunktwert verwendet (in Tabelle 3 als ‚nearest‘ bezeichnet) und andererseits die RSSI-Werte zwischen den Zeitstempeln linear interpoliert und der Wert mit der gleichen Referenzpunktzeit genommen (in Tabelle 3 als ‚linear‘ bezeichnet). Sind bei der Interpolation Signalstärken mit einem Wert kleiner

als -105 dBm entstanden, so wurden sie auf den minimalen Wert von -105 dBm zurückgesetzt. In Tabelle 3 sind die mittleren Abweichungen aller Radio Map Interpolationsmethoden zusammengestellt. Dabei wurden zuerst die Abweichungen zu den Referenzpunkten für jeden einzelnen Testlauf bestimmt und anschließend gemittelt.

Methoden der Radio Map	Trajektorie 1	Trajektorie 2
Voronoi, nearest	4,56	4,25
Linear, nearest	4,70	4,30
Spline, nearest	5,33	4,14
Voronoi, linear	4,17	4,57
Linear, linear	4,40	4,59
Spline, linear	4,44	4,75

Tab. 3: Mittlere Abweichungen der verschiedenen Radio Maps in [m]

Wie in Tabelle 3 zu sehen ist, liefert die ‚linear‘-Methode bei der Trajektorie 1 geringere Abweichungen zu den wahren Koordinaten als die ‚nearest‘-Methode. Außerdem ist zu erkennen, dass die Voronoi-Interpolation und die lineare Interpolation bessere Ergebnisse liefern als die Spline-Interpolation. Die größten Abweichungen werden mittels der Spline-Interpolation und der ‚nearest‘-Methode berechnet (5,33 m). Die geringsten Abweichungen zu den wahren Werten werden mittels einer Voronoi-Interpolation zusammen mit der ‚linear‘-Methode erreicht. Hier betragen die Abweichungen nur 4,17 m. Die Radio Map der Trajektorie 1 mit der geringsten Abweichung ist in Abbildung 2 zu sehen. Bei der Trajektorie 2 liefert hingegen die ‚nearest‘-Methode etwas geringere Abweichungen zu den wahren Koordinaten als die ‚linear‘-Methode. Die geringsten Abweichungen werden mittels der Spline-Interpolation und der ‚nearest‘-Methode berechnet (4,14 m). Die größten Abweichungen zu den wahren Werten werden mittels einer Spline-Interpolation zusammen mit der ‚linear‘-Methode erreicht. Hier betragen die Abweichungen 4,75 m. Zusammenfassend kann gesagt werden, dass es keine allgemein gültige Interpolationsmethode für die Erstellung einer Radio Map gibt. Je nach Trajektorie ergeben die Voronoi- bzw. Spline-Interpolation die geringsten Abweichungen. Auch die Bestimmung der Signalstärken an den Referenzpunkten hat kein eindeutiges Ergebnis erbracht. Bei der Trajektorie 1 ist die ‚linear‘-Methode die bessere Wahl und bei

der Trajektorie 2 ergeben sich bei der ‚nearest‘-Methode die geringeren Abweichungen. Um eine einheitliche Methode zur Erstellung der Radio Map zu haben, wurden für die weiteren Berechnungen die ‚linear‘-Methode zusammen mit der Voronoi-Interpolation verwendet.

Zur Visualisierung der Radio Map in Abbildung 2 für das gesamte Erdgeschoß, wurde in den Bereichen extrapoliert, in denen keine tatsächlichen gemessenen RSSI-Werte vorliegen. Eine Extrapolation ist nötig, da die Werte nur entlang den üblichen Trajektorien bestimmt wurden und eine Aufnahme im ganzen Gebiet nicht vorgesehen war, da eine derartige Aufnahme wieder auf Referenzpunkte in einem Raster wie bei statischen Trainingsmessungen hinausführen würde. Für die durchgeführten Untersuchungen reichen RSSI-Werte entlang den gewählten Trajektorien.

Alle kinematischen Messungen entlang den Trajektorien wurden verwendet, um eine gemittelte Radio Map abzuleiten. Andererseits wurden auch individuelle, für ein Smartphone bestimmte Radio Maps verwendet und untersucht. Aus Platzgründen wird in diesem Beitrag nur die aus gemittelten Werten berechnete Radio Map, die in Abbildung 2 visualisiert ist, für die weiteren Berechnungen und auch für das Fingerprinting der Online Positionierungsphase verwendet.

4.2 Vergleich der Offline-Messungen

Um eine Radio Map zu bekommen, die den Signalstärken in der Realität möglichst genau entspricht,

wurde untersucht, welcher Referenzdatensatz die kleinsten Abweichungen von den wahren Koordinaten ergibt und somit als Offline-Messung verwendet werden kann. Dabei wurden als Offline-Messungen einerseits die RSSI-Werte aller Testläufe genommen und gemittelt und andererseits wurden nur einzelne Runs als Referenzdatensatz verwendet. Die einzelnen Referenzdatensätze waren dabei die Daten des ersten, dritten und elften Runs bei der Trajektorie 1 und die Daten des sechsten, vierzehnten und fünfzehnten Runs bei der Trajektorie 2. Somit konnten auch gleichzeitig die Referenzdaten der unterschiedlichen Smartphones berücksichtigt werden. In Tabelle 4 sind die mittleren Abweichungen der jeweiligen Referenzdatensätze gegenübergestellt. Dabei ist bei beiden Trajektorien eindeutig zu erkennen, dass die geringsten Abweichungen erzielt werden, wenn die Signalstärkescans aller Runs gemittelt werden (4,17 m bzw. 4,57 m). Deswegen wird für die weitere Analyse dieser Referenzdatensatz zur Erstellung der Radio Map verwendet. Das schlechteste Ergebnis bei beiden Trajektorien wird mit den Signalstärkescans des Run3 bzw. Run15 erzielt, bei denen das Smartphone Sony Xperia Z3 eingesetzt wurde. Der Grund dafür ist, dass dieses Smartphone die längste durchschnittliche Scandauer hat, was in Abschnitt 4.5 noch näher beschrieben wird. Die anderen beiden Referenzdatensätze, welche mit dem Samsung Galaxy A3 und S3 abgegangen wurden, liefern mittlere Abweichungen von den wahren Koordinaten von etwa 6 m, wobei die Referenzdatensätze des

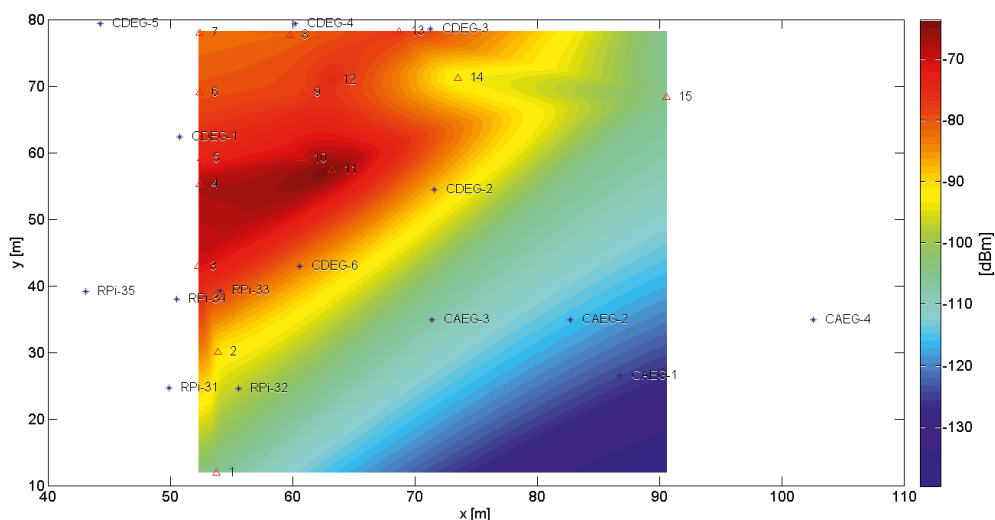


Abb. 2: Radio Map des AP CDEG6

Referenzdaten	Trajektorie 1
alle Runs gemittelt	4,17
Run1 (Samsung Galaxy A3)	6,37
Run11 (Samsung Galaxy S3)	6,86
Run3 (Sony Xperia Z3)	8,00
	Trajektorie 2
alle Runs gemittelt	4,57
Run14 (Samsung Galaxy A3)	5,68
Run6 (Samsung Galaxy S3)	6,02
Run15 (Sony Xperia Z3)	9,77

Tab. 4: Mittlere Abweichungen von den wahren Koordinaten bei unterschiedlichen Referenzdaten in [m]

Samsung Galaxy A3 bei beiden Trajektorien etwas bessere Ergebnisse liefern. Dies hängt wieder mit der durchschnittlichen Scandauer zusammen, da das Samsung Galaxy A3 die kürzeste Scandauer aller drei Smartphones besitzt.

4.3 Vergleich der Anzahl der Access Points

Um die Auswirkungen der Anzahl der APs auf die Genauigkeit zu untersuchen, werden in einer weiteren Analyse einerseits die RSSI-Werte aller MAC-Adressen der APs einzeln zur Berechnung verwendet und andererseits werden die RSSI-Werte der drei MAC-Adressen eines APs gemittelt. Dadurch werden einmal 36 APs zur Berechnung herangezogen und einmal sind es nur 15 APs. Da die APs CAEG 1-4 weit von der Trajektorie entfernt sind und es fast keine Signalstärkemessungen zu ihnen gibt, wurden in einer weiteren Berechnung diese auch weggelassen. Dadurch ergaben sich bei dieser Berechnungsvariante nur mehr 11 APs. Wie in Tabelle 5 ersichtlich, ist das Resultat bei beiden Trajektorien umso besser, je mehr APs verwendet werden. Bei 36 APs beträgt die Genauigkeit 4,17 m bzw. 4,57 m. Bei 15 bzw. 11 APs werden mittlerer Abweichungen von rund 4,6 m bzw. 4,9 m berechnet. Es zeigt sich somit eine Verschlechterung, wenn die Anzahl der APs kleiner wird.

4.4 Vergleich der einzelnen Testläufe und Referenzpunkte

Beim Vergleich der einzelnen Testläufe („Runs“) und Referenzpunkte zeigt sich für die Trajektorie 1 in Tabelle 6, dass der Run mit der geringsten mitt-

Anzahl APs	Trajektorie 1	Trajektorie 2
36	4,17	4,57
15	4,60	4,87
11	4,62	4,85

Tab. 5: Mittlere Abweichungen bei unterschiedlicher Anzahl der AP in [m]

leren Abweichung Run11 war, welcher mit dem Samsung Galaxy S3 abgegangen wurde (mittlere Abweichung von 2,19 m). Die Runs mit der größten mittleren Abweichung waren Run 16 und 20, welche mit dem Sony Xperia Z3 abgegangen wurden. Hier wurde eine mittlere Abweichung von 6,8 m berechnet. In Tabelle 6 sind jene Referenzpunkte grün markiert, bei denen die richtige Position ermittelt wurde und somit keine Abweichung auftritt. Dabei fällt vor allem auf, dass der RP2 am häufigsten, nämlich 10-mal, richtig berechnet wurde. Der Run mit den meisten richtigen Positionen war hierbei der Run12. Die unterschiedliche Färbung der Spalten zeigt die verwendeten Smartphones des jeweiligen Runs; dabei ist Orange das Samsung Galaxy A3, Blau das Sony Xperia Z3 und Gelb das Samsung Galaxy S3.

Beim Vergleich der einzelnen Runs und Referenzpunkte zeigt sich für die Trajektorie 2 in Tabelle 7, dass der Run mit der geringsten mittleren Abweichung Run14 war, welcher mit dem Samsung Galaxy A3 abgegangen wurde (mittlere Abweichung von 2,34 m). Der Run mit der größten mittleren Abweichung war Run11, welcher wieder mit dem Sony Xperia S3 abgegangen wurde. Hier wurde eine mittlere Abweichung von 9,84 m berechnet. Der RP8 wurde am häufigsten, nämlich 7-mal, richtig berechnet. Dieser Referenzpunkt hat auch mit 1,92 m die geringste mittlere Abweichung. Der Referenzpunkt mit der größten mittleren Abweichung war RP3 (6,57 m).

In Tabelle 8 sind die Dauer und Scananzahl aller Runs beider Trajektorien dargestellt. Die einzelnen Smartphones sind wie oben entsprechend farblich gekennzeichnet. Es fällt vor allem auf, dass die Scananzahl bei den Runs, welche mit dem Smartphone Samsung Galaxy A3 durchgeführt wurden, höher als bei den beiden anderen Smartphones ist. Dies liegt an den in der Tabelle 2 zusammengestellten unterschiedlichen Scanintervallen der Smartphones.

Run	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Abweichung RP2	0,00	0,00	0,00	6,23	3,90	2,41	0,00	0,00	0,00	2,21
Abweichung RP3	3,32	3,20	10,00	4,19	5,80	6,89	2,31	2,40	10,38	7,32
Abweichung RP4	1,70	9,18	1,80	2,90	5,50	4,48	1,39	3,70	0,30	5,40
Abweichung RP5	1,30	7,58	0,40	9,60	3,30	9,30	7,49	3,80	12,43	4,90
Abweichung RP6	10,27	6,30	0,20	0,40	0,00	2,20	12,37	3,93	0,71	0,51
Abweichung RP7	8,20	1,60	9,00	7,41	6,50	9,50	6,00	2,90	9,63	1,00
Abweichung RP8	0,00	0,00	6,11	7,52	2,75	1,20	4,30	0,00	3,06	0,00
Abweichung RP9	1,51	10,02	0,14	2,38	4,18	2,56	0,00	8,79	0,00	0,94
Abweichung RP10	1,36	7,11	4,77	3,89	9,68	2,60	3,80	8,42	9,61	3,00
Abweichung RP11	0,50	3,81	2,62	6,86	1,70	1,81	1,36	3,78	2,53	3,11
Abweichung RP12	1,14	0,78	1,30	8,60	0,61	0,00	6,16	0,85	1,00	7,29
Abweichung RP13	1,40	8,60	0,90	0,00	0,00	0,00	1,00	1,75	1,88	1,60
Abweichung RP14	7,89	6,33	6,26	12,20	2,15	5,55	7,84	9,95	11,80	9,65
<i>mittlere Abweichung</i>	<i>2,97</i>	<i>4,96</i>	<i>3,35</i>	<i>5,55</i>	<i>3,54</i>	<i>3,73</i>	<i>4,16</i>	<i>3,87</i>	<i>4,87</i>	<i>3,61</i>

Run	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Abweichung RP2	0,00	0,00	0,00	5,62	3,52	2,35	0,00	1,60	4,41	3,20
Abweichung RP3	0,80	4,87	4,50	1,43	10,07	5,30	0,76	0,30	15,70	4,62
Abweichung RP4	5,47	10,25	2,24	1,60	6,10	3,31	3,04	1,90	6,12	10,90
Abweichung RP5	2,50	12,84	0,00	3,90	5,91	5,97	1,40	3,20	4,30	5,90
Abweichung RP6	2,90	0,00	5,72	1,80	2,40	9,43	2,10	1,10	9,34	2,12
Abweichung RP7	2,11	2,00	3,61	3,50	0,20	9,09	6,11	3,80	10,20	10,70
Abweichung RP8	1,90	4,10	0,00	7,74	2,62	8,42	4,02	7,50	3,14	12,38
Abweichung RP9	3,13	8,76	0,00	3,08	5,42	5,30	1,66	3,36	0,00	9,58
Abweichung RP10	5,32	1,25	1,89	3,24	5,97	6,24	11,19	4,18	8,42	4,59
Abweichung RP11	0,14	0,14	3,36	4,49	1,70	13,69	3,14	3,00	0,58	5,98
Abweichung RP12	0,00	0,00	3,57	1,08	0,00	7,25	1,66	0,92	0,30	7,25
Abweichung RP13	0,20	0,00	3,18	3,01	1,70	0,10	2,79	3,10	1,60	1,50
Abweichung RP14	3,97	4,47	10,93	8,74	9,03	11,28	8,54	9,40	7,36	9,11
<i>mittlere Abweichung</i>	<i>2,19</i>	<i>3,75</i>	<i>3,00</i>	<i>3,79</i>	<i>4,20</i>	<i>6,75</i>	<i>3,57</i>	<i>3,34</i>	<i>5,50</i>	<i>6,76</i>

Tab. 6: Vergleich aller Runs der Trajektorie 1 (Abweichungen in [m])

4.5 Vergleich der Smartphones

Im Folgenden werden noch die Positionsergebnisse der drei verwendeten Smartphones aufgezeigt und verglichen. Bei der Berechnung wird die Radio Map mit den gemittelten Werten aller Offline-Messungen verwendet und als Referenzzeitpunkt wird die interpolierte Zeit verwendet. Die Anzahl der

Access Points beträgt wieder 36. Wie in Tabelle 9 ersichtlich ist, liefert das Samsung Galaxy S3 bei der Trajektorie 1 mit einer mittleren Abweichung von 3,30 m die besten Ergebnisse. Allerdings liefert das gleiche Smartphone bei der Trajektorie 2 auch das schlechteste Ergebnis (6,08 m). Das Samsung Galaxy A3 liefert bei beiden Trajektorien

Run	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Abweichung RP2	0,20	1,81	2,01	3,11	2,81	1,32	0,22	2,31	2,61	3,81
Abweichung RP3	5,92	1,97	6,42	1,77	16,17	0,50	5,42	1,94	6,22	6,64
Abweichung RP4	0,22	3,90	5,34	0,71	3,42	0,42	4,34	5,47	4,24	8,80
Abweichung RP5	5,73	0,40	7,51	7,62	2,21	5,40	7,38	0,42	7,31	3,67
Abweichung RP6	1,63	5,66	4,77	7,65	1,33	1,84	1,22	2,75	5,23	3,85
Abweichung RP7	0,95	1,36	1,90	4,19	0,20	2,38	0,36	2,69	3,11	3,74
Abweichung RP8	0,32	0,10	6,51	0,00	2,15	0,00	0,67	0,00	6,32	0,00
Abweichung RP9	1,20	3,53	1,70	3,80	9,28	3,14	2,00	1,20	1,80	6,70
Abweichung RP10	13,38	6,20	3,41	8,50	2,97	6,20	8,56	7,50	4,30	8,40
<i>mittlere Abweichung</i>	3,28	2,77	4,40	4,15	4,50	2,36	3,35	2,70	4,57	5,07

Run	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Abweichung RP2	40,93	38,51	0,63	2,41	3,41	4,40	0,20	3,21	5,00	5,75
Abweichung RP3	31,72	5,06	9,71	1,36	6,42	3,42	5,62	4,52	6,72	3,83
Abweichung RP4	0,71	8,09	2,91	2,91	8,78	8,68	6,67	2,69	17,64	4,47
Abweichung RP5	9,31	5,64	6,80	0,20	3,11	1,84	1,24	1,35	2,52	12,70
Abweichung RP6	1,73	2,84	2,55	4,39	6,55	6,63	0,00	4,34	4,90	11,37
Abweichung RP7	0,00	2,09	1,14	0,22	1,60	4,78	0,14	0,10	4,02	7,96
Abweichung RP8	0,00	0,00	0,32	0,00	0,82	8,56	1,41	0,63	4,54	5,98
Abweichung RP9	2,00	1,00	1,80	1,80	1,40	13,40	1,30	4,16	8,26	10,20
Abweichung RP10	2,21	5,30	6,48	7,80	4,10	10,10	5,56	7,60	4,30	8,40
<i>mittlere Abweichung</i>	9,84	7,61	3,59	2,34	4,02	6,87	2,46	3,18	6,43	7,85

Tab. 7: Vergleich aller Runs der Trajektorie 2 (Abweichungen in [m])

Run	Trajektorie 1		Trajektorie 2		Run	Trajektorie 1		Trajektorie 2	
	Dauer [s]	Scananzahl	Dauer [s]	Scananzahl		Dauer [s]	Scananzahl	Dauer [s]	Scananzahl
1	133	115	68	59	11	119	34	59	17
2	124	108	67	58	12	112	32	60	17
3	127	35	65	15	13	114	98	72	62
4	124	29	62	15	14	116	100	65	56
5	123	32	69	20	15	117	27	68	16
6	115	33	64	19	16	114	27	66	18
7	139	118	64	55	17	118	100	64	55
8	124	106	60	51	18	116	100	63	55
9	130	30	65	15	19	119	27	64	14
10	135	32	60	14	20	112	27	62	15

Tab. 8: Dauer in[s] und Scananzahl der jeweiligen Runs

mit Abweichung von 3,71 m bzw. 2,96 m gute Ergebnisse. Am schlechtesten schnitt das Sony Xperia Z3 ab, welches bei beiden Trajektorien eine mittlere Abweichung von über 5 m aufweist.

Smartphone	Trajektorie 1	Trajektorie 2
Samsung Galaxy A3	3,71	2,96
Samsung Galaxy S3	3,30	6,08
Sony Xperia Z3	5,07	5,42

Tab. 9: Vergleich der Smartphones (Abweichungen in [m])

4.6 Mögliche Fehlereinflüsse

Bei der Berechnung der Position des Smartphone Nutzers wurde die Nearest Neighbour Methode angewandt. Dazu wurde zuerst die euklidische Vektordistanz für jeden Fingerprint in der Radio Map einzeln bestimmt und danach wurde der minimalste Wert in der Radio Map gesucht. Anschließend wurden aus den berechneten Koordinaten der Referenzpunkte die Abweichungen zu den wahren Koordinaten berechnet. Im Folgenden sind mögliche Ursachen, die für das Auftreten der Abweichungen verantwortlich sein können, näher beschrieben. Es sind dies u. a. [15]:

- Einige APs können zeitweise unerreichbar sein oder falsche RSSI-Werte liefern. Grund dafür sind unerwartete Fehler, Störungen, Energieverlust oder absichtliche Attacks von Dritten. Dadurch können die Signale stärker oder schwächer werden.

- Aufgrund von kurzfristigen Hindernissen (z. B. Möbel, Menschen) können unerwartete Multi-path-Effekte auftreten.
- Es gibt keine Garantie, dass die APs, welche bei der Offline-Phase vorhanden waren, auch in der Online-Phase zur Verfügung stehen. Da in dieser Arbeit die Messungen der beiden Phasen jedoch zeitgleich und kontinuierlich stattfanden, konnte dieser Fehler verhindert werden.
- APs können die Signalstärke ändern, wenn sich die Anzahl der Clients ändert.

Aufgrund dieser möglichen Fehlereinflüsse kann es dazu kommen, dass die Messungen der Online-Phase nicht mit jenen der Trainings-Phase übereinstimmen.

Werden mehrere Positionen mit einem geringen Abstand gefunden, so kann auch ein Satz der Punkte mit den K -kleinsten Distanzen ausgewählt werden. Diese Methode wird dann K -Nearest Neighbour (KNN) genannt. Deshalb wurde weiters untersucht, ob die KNN-Methode bessere Resultate erzielt als die Nearest Neighbour Methode. Dabei wird der Schwerpunkt der K -nächsten Punkte ($K=1, \dots, 15$) zur Positionsbestimmung berechnet und daraus wird wieder die Abweichung zu den wahren Koordinaten bestimmt. Die Ergebnisse zeigten, dass sich bei beiden Trajektorien keine Verbesserungen der mittleren Abweichungen ergibt (Abbildung 3). Die mittlere Abweichung steigen entgegen den Erwartungen sogar geringfügig an, je größer K wird. Allerdings

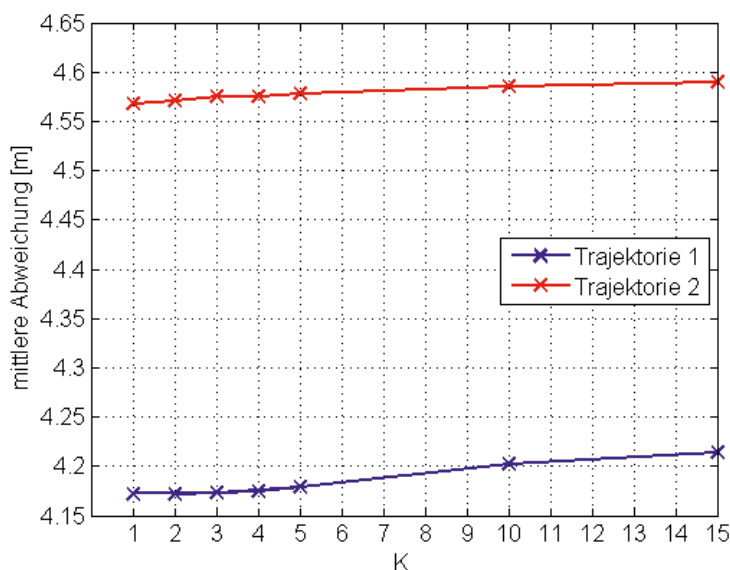


Abb. 3: Ergebnisse der KNN-Methode

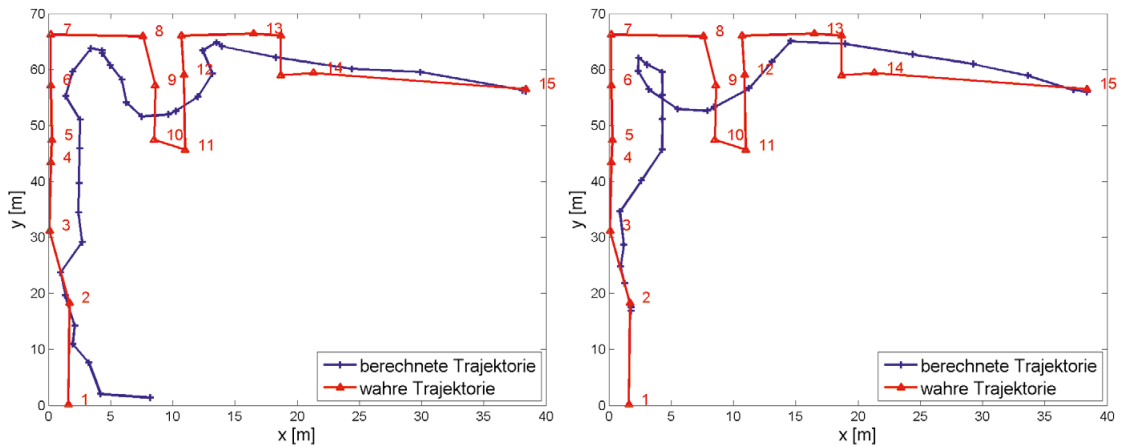


Abb. 4: Beste (links) und schlechteste (rechts) resultierende Trajektorie 1

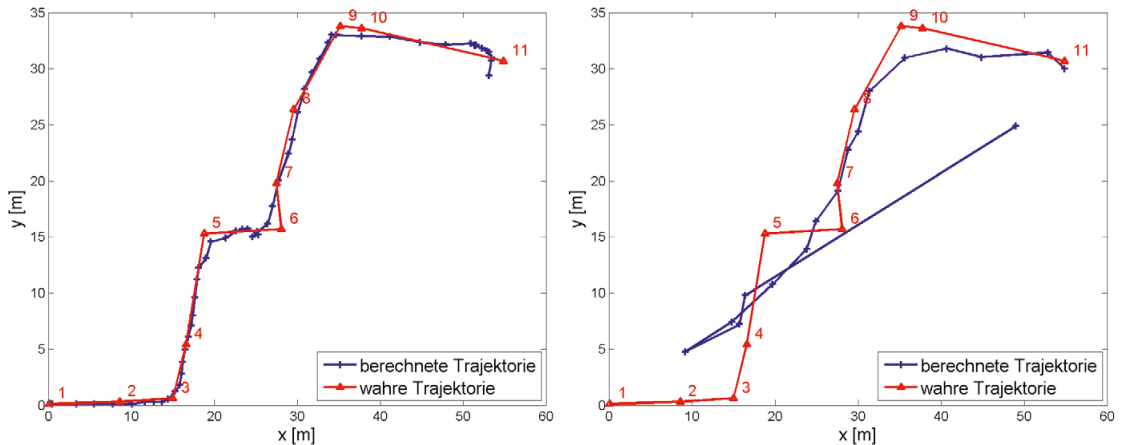


Abb. 5: Beste (links) und schlechteste (rechts) resultierende Trajektorie 2

liegt dieser Anstieg nur im Zentimeterbereich. Da keine Verbesserungen mittels der KNN-Methode erzielt wurden, wurde bei allen Auswertungen die Nearest Neighbour Methode angewandt.

4.7 Resultierende Trajektorien

Abschließend werden noch die abgegangenen Trajektorien als Ganzes betrachtet, d. h. die Signalstärkescans über einen ganzen Run hinweg. Die Ergebnisse werden mit den Sollkoordinaten der Referenzpunkte, die klassisch eingemessen wurden, verglichen. Um große Sprünge in den dargestellten Trajektorien zu vermeiden, wurden die berechneten Trajektorien zuvor noch mit einem Moving Average Filter geglättet. In den Abbildungen 4 und 5 sind jeweils die resultierenden Trajektorien dargestellt, welche das beste bzw. schlechteste Ergebnis liefern. Es ist ersichtlich,

dass es auch nach der Glättung der berechneten Koordinaten an manchen Stellen noch Abweichungen von einigen Metern von der echten Trajektorie gibt. Wie vorhin bereits beschrieben, hat Run11 mit einer mittleren Abweichung von 2,19 m das beste Ergebnis bei der Trajektorie 1 bzw. liefert Run20 mit einer mittleren Abweichung von 6,76 m das schlechteste Ergebnis. Diese beiden Runs sind in Abbildung 4 dargestellt. Dabei ist vor allem bei Run20 ersichtlich, dass die ermittelte Trajektorie nicht der tatsächlich abgegangenen entspricht. Im Hörsaal 7 (links oben) wird die Trajektorie nämlich gekreuzt, was nicht der Wirklichkeit entspricht.

Bei der Trajektorie 2 liefert Run14 mit 2,34 m das beste Ergebnis (Abbildung 5 links) und Run11 hat mit 9,84 m die größten mittleren Abweichungen von den wahren Koordinaten (Abbildung 5 rechts). Auffällig bei der berechneten Trajektorie

von Run11 ist vor allem die falsche Startposition, welche rund 55 m von der richtigen entfernt liegt. Bei Run14, welcher mit dem Samsung Galaxy A3 abgegangen wurde, ist die abgegangene Trajektorie gut zu erkennen.

5. Zusammenfassung und Ausblick

Das Ziel dieser Studie war es, eine Indoor-Positionierung durchzuführen, welche auf der WLAN Fingerprinting-Methode beruht aber ohne eine arbeitsintensive statische Trainingsphase auskommt. Dazu wurden kinematische WLAN-Signalstärkemessungen im Elektrotechnischen Institutsgebäude der TU Wien in der Gußhausstraße 27-29 durchgeführt. Der große Vorteil von WLAN gegenüber anderen Technologien wie beispielsweise Bluetooth oder RFID ist, dass in vielen öffentlichen Gebäuden die benötigte Infrastruktur bereits vorhanden ist. Neben dem WLAN Fingerprinting gibt es noch andere Methoden zur Indoor-Positionsbestimmung. Dies sind vor allem die Trilateration und das zellbasierte Verfahren. Letztere hat allerdings eine schlechte Genauigkeit und wird deswegen nur als Näherungslösung verwendet.

Bei der Analyse wurde die Radio Map auf unterschiedliche Arten und mit unterschiedlichen Referenzdatensätzen erstellt. Zusammenfassend kann gesagt werden, dass es keine allgemein gültige Interpolationsmethode für die Erstellung einer Radio Map gibt. Je nach Trajektorie ergaben die Voronoi- bzw. Spline-Interpolation die geringsten Abweichungen. Es ist anzunehmen, dass die beobachteten Positionierungsfehler durch eine verbesserte Referenzdatensammlung reduziert werden hätten können. Dies betrifft vor allem die Abstände zwischen den Referenzpunkten. Bei einem kleineren Abstand gibt es mehr Referenzpunkte und somit auch mehr Werte zur Erstellung der Radio Map. Auch die Bestimmung der Signalstärken an den Referenzpunkten hat kein eindeutiges Ergebnis erbracht. Der Referenzdatensatz, in dem alle RSSI-Werte an den Referenzpunkten gemittelt werden und welcher alle 36 Access Points enthält, stellt sich als der beste heraus. Bei der Anwendung der KNN-Methode im Gegensatz zur einfachen NN-Methode tritt entgegen den Erwartungen keine Verbesserung ein.

Kinematische Messungen stellen eine wesentlich größere Herausforderung dar als statische oder Messungen im Stop-and-Go Modus. Wie aufgezeigt wurde, hat besonders die Dauer eines WLAN-Scans in Abhängigkeit der Anzahl der

sichtbaren APs einen großen Einfluss auf die erzielten Ergebnisse. In der praktischen Anwendung wurden kinematische Signalstärkescans mit drei unterschiedlichen Smartphones durchgeführt. Dabei wurde festgestellt, dass das Sony Xperia Z3 mit einer mittleren Abweichung von über 5 m bei beiden Trajektorien die schlechtesten Ergebnisse liefert. Der Grund dafür ist, dass dieses Smartphone die längste durchschnittliche Scandauer von 4,2 s benötigt. Die anderen beiden Smartphones liefern jeweils bei einer Trajektorie ein besseres Ergebnis. Über die ganzen Runs gemittelt ergab sich eine mittlere Abweichung aller Smartphones für die Trajektorie 1 von 4,2 m bzw. 4,6 m für die Trajektorie 2. Bei der Betrachtung der berechneten Trajektorien sind bei jenen Runs, welche eine geringe mittlere Abweichung von den wahren Koordinaten haben, die abgegangenen Trajektorien gut zu erkennen (vergl. Abbildungen 4 und 5).

Generell kann gesagt werden, dass die erzielten Positionierungsgenauigkeiten für die kinematischen Messungen nicht signifikant schlechter als bei statischer Positionierung sind. Der große Vorteil ist aber, dass die Trainingsphase wesentlich kürzer ausfällt und auch kontinuierliches Systemtraining ausgeführt werden kann. Eine weitere Verbesserung der Genauigkeiten ist durch den kombinierten Einsatz mit den inertialen Sensoren Beschleunigungsmesser, Gyroskop und digitaler Kompass im Smartphone zur Koppelnavigation zu erzielen, wie z. B. im Beitrag von Hofer und Retzsch [11] aufgezeigt wurde. Dies ist Gegenstand der weiteren Untersuchungen.

Referenzen

- [1] Ali, M.U.; Hur, S.; Park, Y. (2017): LOCAL: Calibration-Free Systematic Localization Approach for Indoor Positioning. *Sensors* 2017.
- [2] Alshami, I.H.; Ahmad, N.A.; Sahibuddin, S.; Firdaus, F. (2017): Adaptive Indoor Positioning Model Based on WLAN-Fingerprinting for Dynamic and Multi-Floor Environments, *Sensors*. 2017.
- [3] Alshami, I.H.; Ahmad, N.A.; Sahibuddin, S. (2015): Dynamic WLAN Fingerprinting RadioMap for Adapted Indoor Positioning Model, *Intelligent Software Methodologies, Tools and Techniques*, S. 119-133.
- [4] Bai, Y. B.; Gu, T.; Hu, A. (2016): Integrating Wi-Fi and Magnetic Field for Fingerprinting Based Indoor Positioning System, 2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), Alcalá de Henares, S. 1-6.
- [5] Cavaliere, S. (2007): WLAN-based Outdoor Localisation Using Pattern Matching Algorithm, *International Journal of Wireless Information Networks*, S. 265-279.

- [6] Costilla-Reyes, O., Namuduri, K. (2014): Dynamic Wi-Fi Fingerprinting Indoor Positioning System, 2014 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), S. 271-280.
- [7] Fang, S.-H.; Lin, T.-N.; Lee, K.-C. (2008): A Novel Algorithm for Multipath Fingerprinting in Indoor WLAN Environments, IEEE Transactions on Wireless Communications, Bd. 7, Nr. 9, S. 3579-3588.
- [8] Feng, C.; Au, W. S. A.; Valaee, S.; Tan, Z. (2012): Received-Signal-Strength-Based Indoor Positioning Using Compressive Sensing, IEEE Transactions on Mobile Computing, Bd. 11, Nr. 12, S. 1983-1993.
- [9] Firdaus, F.; Ahmad, N.A.; Sahibuddin, S.; Firdaus, F. (2017): Indoor Positioning System Based Wi-Fi Fingerprinting for Dynamic Environment: Experimental Preliminary Result, Journal of Engineering and Applied Sciences, 12, S. 4442-4447.
- [10] Grossmann, U.; Schauch, M.; Hakobyan, S. (2007): The Accuracy of Algorithms for WLAN Indoor Positioning and the Standardization of Signal Reception for different Mobile Devices, International Journal of Computing, Bd. 6, Nr. 1, S. 103-109.
- [11] Hofer, H.; Retscher, G. (2016): Smartphone Navigation anhand von „intelligenten Check-Points“. Österreichische Zeitschrift für Vermessung und Geoinformation, VGI 2/16, S. 61-71.
- [12] Hofer, H.; Retscher, G. (2017): Combined Wi-Fi and Inertial Navigation with Smart Phones in Out- and Indoor Environments. VTC2017-Spring Conference, June 4-7, Sydney, Australia, ISBN: 978-1-5090-5932-4/17, 5 S.
- [13] Honkavirta, V.; Perälä, T.; Ali-Löytty, S.; Piché, R. (2009): A Comparative Survey of WLAN Location Fingerprinting Methods, 6th Workshop on Positioning, Navigation and Communication, WPNC 2009, S. 243-251.
- [14] Katircioğlu, O.; Isel, H.; Ceylan, O.; Taraktas, F.; Yagci, H. B. (2011): Comparing Ray Tracing, Free Space Path Loss and Logarithmic Distance Path Loss Models in Success of Indoor Localization with RSSI, Telecommunications Forum (TELFOR), Belgrade, Serbia.
- [15] Khalajmehrabadi, A.; Gatsis, N.; Akopian, D. (2016): Modern WLAN Fingerprinting Indoor Positioning Methods and Deployment Challenges, IEEE Communications Surveys & Tutorials, Bd. 19, Nr. 3, S. 1974-2002.
- [16] Liu H.; Darabi, H.; Banerjee, P.; Liu, J. (2007): Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), Bd. 37, Nr. 6, S. 1067 - 1080.
- [17] Liu, H.H.; Liu, C. (2018): Implementation of wi-fi signal sampling on an android smartphone for indoor positioning systems, Sensors 2018
- [18] Retscher, G. (2016): Indoor Navigation. Chapter 9-1. in: E.W. Grafarend (Ed.), Encyclopedia of Geodesy, Earth Sciences Series, Springer International Publishing Switzerland, ISBN: 978-3-319-02370-0 (Online), DOI 10.1007/978-3-319-02370-0_9-1, 7 S.
- [19] Retscher, G.; Kistenich, M. (2006): Vergleich von Systemen zur Positionsbestimmung und Navigation in Gebäuden, zfv – Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement, Bd. 131., Nr. 1, S. 25-35.
- [20] Retscher, G.; Li, Y.; Kealy, A.; Hofer, H.; Gabela, J.; Goel, S.; Qureshi, O.; Smith, E.; Bao, L. (2018): Real-time Wi-Fi RSS Variation Correction Using a Network Differential Positioning Approach. Proceedings of the 9th International Conference Indoor Positioning and Indoor Navigation IPIN 2018, September 24-27, 2018, Nantes, France, 4 pgs.
- [21] Retscher, G.; Tatschl, T. (2017): Positionierung in Gebäuden mit differenziellem WLAN. zfv – Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement, Bd. 142, Nr. 2, DOI: 10.12902/zfv-0149-2016, S. 111-125.
- [22] Roos, T.; Myllymäki, P.; Tirri, H. (2002): A Statistical Modeling Approach to Location Estimation, IEEE Transactions on Mobile Computing, Bd. 99, Nr. 1, S. 59-69.
- [23] Song, C.; Wang, J. (2017): WLAN Fingerprint Indoor Positioning Strategy Based on Implicit Crowdsourcing and Semi-Supervised Learning, ISPRS International Journal of Geo-Information, 6, 356.
- [24] Vanson Bourne (2016): The Rise of Indoor Positioning – A 2016 Global Research Report On The Indoor Positioning Market, <http://www.indooratlas.com/wp-content/uploads/2016/09/A-2016-Global-Research-Report-On-The-Indoor-Positioning-Market.pdf> (aufgerufen Juni 2018).
- [25] Wang, H.; Ma, L.; Xu, Y.; Deng, Z. (2011): Dynamic Radio Map Construction for WLAN Indoor Location, International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, Zhejiang, China.
- [26] Zhuang, Y.; Syed, Z.; Li, Y.; El-Sheimy, N. (2016): Evaluation of Two WiFi Positioning Systems Based on Autonomous Crowdsourcing of Handheld Devices for Indoor Navigation, IEEE Trans. Mob. Comput., Bd. 15, Nr. 8, S. 1982–1995.

Anschrift der Autoren

A.o. Univ.-Prof. Dr. Günther Retscher, Department für Geodäsie und Geoinformation, Forschungsbereich Ingenieurgeodäsie, Technische Universität Wien, Gußhausstraße 27- 29 E120-05, 1040 Wien.
E-Mail: guenther.retscher@tuwien.ac.at

BSc Alexander Leb, Department für Geodäsie und Geoinformation, Forschungsbereich Ingenieurgeodäsie, Technische Universität Wien, Gußhausstraße 27- 29 E120-05, 1040 Wien.
E-Mail: alexander.leb@gmx.at