

## Studie für ein campusweites Positionierungs- und Navigationssystem an der TU Wien basierend auf WLAN



### Study for a campus-wide positioning and navigation system for TU Wien based on Wi-Fi

Alexander Leb und Günther Retscher, Wien

Dieser Beitrag wurde als „reviewed paper“ angenommen.

#### Kurzfassung

Ein campusweites Positionierungs- und Navigationssystem für die TU Wien soll durch die Nutzung von WLAN-Signalen und der Positionierungsmethode Fingerprinting realisiert werden. Ziel dieser Studie ist es daher die Verfügbarkeit, Leistungsfähigkeit und Nutzbarkeit von WLAN in ausgewählten Bereichen zu untersuchen. Für diesen Zweck wurden die WLAN-Signalstärken am Karlsplatz, im Freihaus-Bürogebäude sowie in der Universitätsbibliothek unter realen Bedingungen gemessen. Die Messungen wurden dabei statisch, kinematisch und im Stop-and-Go Modus mit sechs verschiedenen Smartphones durchgeführt. Für das Fingerprinting wurde ein probabilistischer Ansatz basierend auf der Berechnung der Mahalanobis-Distanz gewählt. Es hat sich gezeigt, dass die eingesetzten Smartphones die Signalstärken unterschiedlich stark empfangen, weshalb für jedes Smartphone eine Kalibrierung mit einem multivariaten linearen Regressionsmodell durchgeführt wurde. Damit konnte die geräteabhängige Empfangsempfindlichkeit weitgehend ausgeglichen werden, wodurch sich keine großen Unterschiede bei den verschiedenen Smartphones bezüglich der erreichten Genauigkeiten bei den statischen und Stop-and-Go Messungen ergaben. Mit Hilfe einer zusätzlichen Langzeitmessung wurden die Schwankungen der WLAN-Signale analysiert. Diese zeigten große zeitliche Variationen in einem Bereich von bis zu  $\pm 5$  dBm tagsüber und auch hohes Signalrauschen. Die Analyse der Trainingsmessungen zeigte, dass genügend stabile WLAN-Signale campusweit für die Positionierung mittels Fingerprinting vorhanden sind. Die ermittelten Abweichungen der berechneten Positionen zu den Sollwerten in der Positionierungsphase lagen im Freihaus-Gebäude bei 1,5 bis 3 m. Die mit normaler Schrittgeschwindigkeit abgegangenen Trajektorien konnten damit gut rekonstruiert werden. Eine signifikante Abhängigkeit der Ergebnisse vom Smartphone zeigt sich jedoch bei den kinematischen Messungen durch die unterschiedliche Dauer eines gesamten WLAN Scans. Diese lag durchschnittlich im Bereich von 2,5 bis 4,1 s und kann damit zu unterschiedlichen Genauigkeiten für die kinematische Positionierung je nach verwendetem Endgerät führen, da bei einer längeren Scandauer weniger Messwerte entlang der Trajektorie für eine Interpolation zur Verfügung stehen.

**Schlüsselwörter:** WLAN Positionierung, Fingerprinting, Probabilistischer Ansatz, Mahalanobis Distanz, Kinematische Trainingsmessungen, Kontinuierliches Training

#### Abstract

A positioning and navigation system based on Wi-Fi signals using fingerprinting for localization shall be developed for the whole University campus of TU Wien. Thus, the major aim of this study is the investigation of the availability, performance and usability of Wi-Fi in selected areas of the University. For this purpose, Wi-Fi signal strengths of the surrounding access points were measured in front of the main building of the University, in the library and in a large multi-storey office building called Freihaus under real conditions. The measurements were carried out in static, kinematic and stop-and-go mode with six different smartphones. A probabilistic fingerprinting approach based on the calculation of the Mahalanobis distance was applied. It was seen that a calibration with a multivariate linear regression model has to be carried out for each smartphone due to the device-dependent reception sensitivity. Using such a model, this device dependency could be reduced to a minimum and similar positioning accuracies for the static and stop-and-go measurements were obtained. With the help of an additional long-term observation, the fluctuations of the Wi-Fi signals were analysed. These observations showed that fluctuations of up to  $\pm 5$  dBm during the day can occur, at night the signals are much more stable. The analysis of the system training measurements showed that there are sufficiently stable signals available everywhere on the campus to carry out a position determination using Wi-Fi fingerprinting. The resulting deviations from the ground truth in the positioning phase were in the range of 1.5 to 3 m in the Freihaus office building. The trajectories of the user walking with usual speed could be reconstructed well. A significant dependence of the results in the kinematic mode, however, is caused by the duration of a single Wi-Fi scan. The durations were in the range of 2.5 to 4.1 s depending on the used smartphone. This can result in different accuracies for kinematic positioning since fewer measurements along the trajectories for interpolation are available for a device with longer scan duration.

**Keywords:** Wi-Fi positioning, fingerprinting, probabilistic approach, Mahalanobis distance, kinematic system training, continuous training

## 1. Einleitung

Die Technische Universität Wien ist die größte naturwissenschaftlich-technische Forschungs- und Bildungseinrichtung in Österreich. Mit den vier innerstädtischen Standorten (Campus Karlsplatz, Getreidemarkt, Gußhaus und Freihaus) sowie dem Science Center im Arsenal stehen der TU Wien insgesamt 12.000 Räume in 30 Gebäuden auf einer Fläche von ca. 269.000 m<sup>2</sup> zur Verfügung. Bei einer solch großen Anzahl an Gebäuden und Räumen kann ein Positionierungs- und Navigationssystem ein hilfreiches Werkzeug sein, um sich am Campus zu orientieren. Die Motivation dieser Studie ist es daher, Studenten, Mitarbeitern und Besuchern der TU Wien zu helfen, mit Hilfe eines mobilen Endgeräts Hörsäle, Büroräume und andere Räume zu finden. Weiters sollen auch Besucher der Universitätsbibliothek leichter ein Buch finden können, indem ein Navigationssystem die Besucher zu den richtigen Bücherregalen führt.

Für die Indoor-Positionsbestimmung wurden in den letzten Jahren eine Reihe von Technologien und Methoden entwickelt und verbessert. Eine dieser Technologien stützt sich auf die Verwendung von WLAN-Signalen. Da die WLAN-Infrastruktur in den meisten öffentlichen Gebäuden bereits installiert ist und somit nur geringe Kosten entstehen, ist es eine der am meist erforschten Technologien für die Indoor-Positionierung. Die Positionsbestimmung mit Hilfe von WLAN-Signalen kann durch unterschiedliche Methoden erfolgen. Eine erste Einteilung kann in zellbasierte Verfahren, Lateration und Angulation sowie Fingerprinting gemacht werden. Dabei hat sich vor allem die Fingerprinting-Methode in der Praxis bewährt. Fingerprinting ist ein Ansatz der Mustererkennung. Diese Methode beruht auf Signalstärkemessungen der umliegenden WLAN Access Points, den Received Signals Strength Indicators (RSSI), und besteht aus der Trainingsphase (oder Offline-Phase) und der Positionierungsphase (Online-Phase). Während der Trainingsphase werden die RSSI der umliegenden Sender an mehreren Referenzpunkten im Raum gemessen und in eine mehrdimensionale Datenbank abgespeichert, die durch Signalstärkekarten, den Radio Maps, visualisiert werden können. Für die Positionierung (Online-Phase) wird dann der gemessene Fingerprint an einem unbekanntem Ort mit denen in der empirisch bestimmten Radio Map verglichen. Schlussendlich wird die Position in der Radio Map zurückgegeben, die am besten mit der Online-Messung übereinstimmt. Die Radio Map

kann auch mittels eines Ausbreitungsmodells erstellt werden, das allerdings sehr komplex sein kann. Ein Nachteil der empirischen Methode kann jedoch der hohe Zeitaufwand sein, der für den Aufbau und die Instandhaltung der Datenbank notwendig ist. Außerdem müssen die Messungen bei der Installation eines neuen Senders oder bei baulichen Veränderungen neu durchgeführt werden (Retscher und Tatschl, 2017). Eine weitere Herausforderung ist die große Variation der beobachteten RSSI-Werte aufgrund der Signalschwankungen. Trotz dieser Nachteile ist Fingerprinting heutzutage eine der beliebtesten Methoden für ein Indoor-Positionierungssystem (IPS).

## 2. Entwicklung und Stand der Technik bei der Positionierung mittels WLAN

Eines der ersten auf WLAN basierendes IPS ist RADAR (Bahl und Padmanabhan, 2000), das von Microsoft Research entwickelt wurde. Es kombiniert empirische Fingerprint-Messungen mit einem Signalausbreitungsmodell, um die Position des Benutzers zu bestimmen. Das Ausbreitungsmodell berücksichtigt dabei einen Dämpfungsfaktor für die Wände und den Boden. Die mittlere Genauigkeit des RADAR-Systems liegt im Bereich von 2 bis 3 Metern.

COMPASS (King et al., 2006) ist eines der ersten Systeme zur Indoor-Positionierung, das den Effekt der Nutzerausrichtung beachtet. In der Trainingsphase werden die WLAN-Signalstärken in unterschiedlichen Orientierungen aufgenommen. In der Positionierungsphase wird anschließend mit Hilfe eines digitalen Kompasses die Orientierung des Mobilgeräts bzw. seines Nutzers bestimmt. Diese Information wird dazu genutzt, um den Einfluss durch den menschlichen Körper zu minimieren. Zur Positionsbestimmung wird ein probabilistischer Ansatz verwendet. Die Entwickler haben gezeigt, dass dieses System einen durchschnittlichen Positionierungsfehler von rund 1,7 m bei idealen Bedingungen erreichen kann. Ein ähnliches System ist SMARTPOS (Kessel und Werner, 2011), das allerdings auf der deterministischen WLAN-Fingerprinting Methode basiert. Zur Positionsbestimmung wurde ein gewichteter k-nächster Nachbar (k-nearest Neighbour kNN) Ansatz angewendet. SMARTPOS erreicht einen mittleren Positionierungsfehler von bestenfalls 1,2 m.

Ein anderes IPS ist Freeloc (Kim et al., 2016), bei dem die Benutzer selbst WLAN-Signalstärken sammeln. Aufgrund dieser Crowdsourcing-Me-

thode erfolgt die Erstellung der Radio Map automatisch, wodurch viel Zeit gespart werden kann. Ein Problem dabei ist, dass bei unterschiedlichen Smartphones der Benutzer die Signale nicht gleich stark gemessen werden. Im Freeloc-System wird folglich nicht der absolute RSSI-Wert berücksichtigt, sondern nur deren relative Stärken. Die in mehreren realen Umgebungen durchgeführten Experimente zeigen, dass Freeloc zuverlässige Ergebnisse liefert.

Dari et al. (2018) entwickelten CAPTURE, ein auf WLAN-Fingerprinting basierendes IPS, das die Position mit Hilfe der  $k$ -nächsten Nachbarn bestimmt. Die Positionsbestimmung mittels WLAN-Fingerprinting ist unter anderem von den Schwankungen und dem Rauschen des Signals abhängig und normalerweise nicht robust gegenüber dynamischen Änderungen in der Umgebung. WiDeep (Abbas et al., 2019) ist ein auf Deep Learning basierendes IPS, das trotz Vorhandenseins von Rauschen hochauflösende und stabile Genauigkeiten erzielt. Das Rauschen wird dabei mittels eines Autoencoders minimiert. Weiters wird eine Reihe von zusätzlichen Komponenten eingebaut, um ein Übertraining und den Umgang mit heterogenen Smartphones zu bewältigen. Die Ergebnisse zeigen eine mittlere Genauigkeit von 1,2 bis 2,6 m.

Huo et al. (2018) haben ein auf WLAN basierendes IPS mittels Messung des Einfallswinkels (Angle-of-Arrival AoA) in einem Krankenhaus getestet. Die WLAN Access Points wurden dabei mit Antennenarrays ausgestattet und an der Decke befestigt, sodass die Signale den Empfänger direkt erreichen können. Wenn die Nutzer mithilfe mobiler Geräte nach ihrem Standort fragen, dann geben die umliegenden Access Points ihre Positionen und die Richtungswinkel zurück, welche auf die aktuellen Positionen der Benutzer verweisen. Die experimentellen Ergebnisse zeigen, dass der Positionierungsfehler in Innenräumen weniger als 2,5 m beträgt.

Kulkarni und Lim (2019) verwenden die neue Android WLAN Round Trip Time (RTT) Technik, um die Entfernung zwischen Access Points und einem Smartphone zu berechnen. Mit Hilfe von Multi-Lateration wurde in 95 % der Fälle ein Lokalisierungsfehler von weniger als 1,5 m erreicht. Diese Technik ist allerdings nur mit einer neuen Hardware für die Access Points und neuen Smartphones möglich. Guo et al. (2019) bestimmen die Position, indem zusätzlich zu WLAN RTT auch noch die empfangenen Signalstärken

RSSI gemessen werden. Die Ergebnisse zeigen, dass diese Kombination sowohl bei statischen als auch bei dynamischen Tests, einschließlich Außen- und Innenumgebungen, eine bemerkenswerte Verbesserung des Systems bezüglich der Positionierungsgenauigkeit, Robustheit und Aktualisierungsrate erzielt. Im Vergleich zum klassischen Fingerprinting-Ansatz ist die Leistung des IPS erheblich verbessert und erreicht eine durchschnittliche Positionierungsgenauigkeit von 1,4 m bei einer Aktualisierungsrate von nur rund 0,2 s.

Dieser kurze Überblick zeigt, dass es eine Vielzahl von Ansätzen zur Positionierung mittels WLAN gibt, welche unterschiedliche Vor- und Nachteile aufweisen. In dieser Studie wird daher die aktuelle und an der TU Wien mögliche Einsetzbarkeit von WLAN Positionierung untersucht.

### 3. Gewählter Ansatz für das probabilistische Fingerprinting

Bei den probabilistischen Ansätzen des WLAN Fingerprintings wird die gesuchte Position mit Hilfe bedingter Wahrscheinlichkeiten berechnet. Die Position mit der größten Wahrscheinlichkeit ergibt dann den gesuchten Ort in der Form:

$$X = \arg \max p(\mathbf{f}_{map}^i | \mathbf{f}_{obs}). \quad (1)$$

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

$$\begin{aligned} p(\mathbf{f}_{map}^i | \mathbf{f}_{obs}) &= \frac{p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i) p(\mathbf{f}_{map}^i)}{p(\mathbf{f}_{obs})} = \\ &= \frac{p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i) p(\mathbf{f}_{map}^i)}{\sum_j^N p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^j) p(\mathbf{f}_{map}^j)}. \end{aligned} \quad (2)$$

Die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion  $p(\mathbf{f}_{map}^i)$  ist die a-priori Wahrscheinlichkeit der Position des Nutzers über das gesamte Gebiet und wird üblicherweise als normalverteilt angenommen. Mit diesem Wert ist es möglich, dass Positionen, an denen sich Personen häufiger aufhalten, eine höhere Wahrscheinlichkeit zugewiesen werden. Meistens wird  $p(\mathbf{f}_{map}^i) = \frac{1}{N}$  angenommen, da es im Vorhinein kein Wissen bezüglich der Nutzerposition gibt und alle Punkte  $N$  in der Radio Map mit gleicher Wahrscheinlichkeit angenommen werden können. Daher reicht es,  $p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i)$  zu berechnen, da der Rest der Gleichung (2) somit konstant ist. Ziel ist es nun,  $p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i)$  zu maximieren, also

jene Position in der Radio Map zu finden, an der es am wahrscheinlichsten ist,  $\mathbf{f}_{obs}$  zu messen:

$$X_{ML} = \arg \max p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i). \quad (3)$$

Der Fingerprint mit der größten Wahrscheinlichkeit wird dann als Position des Smartphone-Nutzers angenommen. Diese Methode wird Maximum Likelihood (ML) genannt (Khalajmehrabadi et al., 2017). Geht man auch hier wieder von der Normalverteilung aus, dann lässt sich  $p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i)$  folgendermaßen berechnen (Herleitung in Yeung et al. (2007) beschrieben):

$$p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\mathbf{C}_{f_{map,i}}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{f}_{obs} - \mathbf{f}_{map}^i)^T \mathbf{C}_{f_{map,i}}^{-1} (\mathbf{f}_{obs} - \mathbf{f}_{map}^i)\right]. \quad (4)$$

Dabei ist  $N$  die Anzahl der empfangenen Signalstärken für den Fingerprint  $\mathbf{f}_{map}^i$  und  $\mathbf{C}_{f_{map,i}}$  dessen empirische Kovarianzmatrix. Da es das Ziel ist,  $p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i)$  zu maximieren, muss der Exponent in Gleichung (4) minimiert werden. Der Exponent ist bis auf den konstanten Faktor  $-0,5$  ident mit der sogenannten Mahalanobis-Distanz  $d^M$ :

$$d^M(\mathbf{f}_{map}^i, \mathbf{f}_{obs}) = (\mathbf{f}_{obs} - \mathbf{f}_{map}^i)^T \mathbf{C}_{f_{map,i}}^{-1} (\mathbf{f}_{obs} - \mathbf{f}_{map}^i). \quad (5)$$

Ist die Kovarianzmatrix die Einheitsmatrix, so entspricht die Mahalanobis-Distanz folglich der euklidischen Distanz  $d$ , die beim deterministischen Ansatz des Fingerprintings am weitverbreitetsten verwendet wird:

$$d(\mathbf{f}_{map}^i, \mathbf{f}_{obs}) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\mathbf{f}_{obs}^j - \mathbf{f}_{map}^{i,j})^2}. \quad (6)$$

Die Inverse der Kovarianzmatrix wird auch Gewichtsmatrix genannt. Bei der Mahalanobis-Distanz wird also die gewichtete Quadratsumme der RSSI-Differenzen (zwischen Offline- und Online-Phase) berechnet, wobei die Gewichtungen umgekehrt proportional zu den Varianzen der dazugehörigen Fingerprints erfolgen. Eine Vielzahl von Untersuchungen hat gezeigt, dass die probabilistischen Ansätze eine höhere Genauigkeit als die deterministischen Ansätze in der Indoor-Positionierung bieten, da diese die Signalschwankungen besser berücksichtigen. Deswegen wird für die Positionsbestimmung in dieser Arbeit der probabilistische Ansatz mit der Mahalanobis-Distanz verwendet.

#### 4. Messgebiet und Ablauf bei den durchgeführten Untersuchungen

Für die Studie eines campusweiten Positionierungssystems an der TU Wien wurden Trainingsmessungen an der Karlsplatz vor dem Hauptgebäude, in der Universitätsbibliothek und im Freihaus-Gebäude durchgeführt. Für die kinematischen Messungen wurde zuerst für jedes Messgebiet eine Trajektorie geplant. Entlang dieser Trajektorien wurden in unregelmäßigen Abständen und an Entscheidungspunkten Referenzpunkte definiert, die in weiterer Folge als Checkpoints bezeichnet werden, an denen bei den statischen Messungen die Signalstärken der umliegenden Access Points gemessen wurden. Bei den kinematischen Messungen wurde an den Checkpoints beim Abgehen der Trajektorie ein Zeitstempel gesetzt, um später die Signalstärken an diesen Stellen interpolieren zu können. Zusätzlich wurden auch abseits der Trajektorien einige Checkpoints definiert, an denen allerdings nur bei den statischen Messungen Signalstärkescans durchgeführt wurden. Die Checkpoints wurden auf der Grundlage eines Gebäudeplans bestimmt und dienen ebenfalls als Stützpunkte für die Interpolationen der Radio Maps.

Das Freihaus-Gebäude hat eine Länge von ca. 106 m und wird in drei Bereiche unterteilt. Die Trajektorie des Messgebiets „Freihaus“ mit einer Länge von rund 243 m startet vor dem Haupteingang der Universitätsbibliothek und führt bis in das zweite Obergeschoß des Freihauses entlang der Büroräume der Forschungsbereiche (FB) Ingenieurgeodäsie und Geophysik des Departments für Geodäsie und Geoinformation. Die Checkpoints wurden in unterschiedlichen Abständen gesetzt (siehe Abbildung 1 für das zweite Obergeschoß). Außerhalb von diesen beiden Bereichen liegen die Abstände bei 5 bis 14 m. Da es hier viele Büroräume gibt, wurden die Checkpoints vor jedes Büro in einem Abstand von 3 bis 6 m gelegt. Im Erdgeschoß befinden sich sechs Access Points und im gesamten zweiten Obergeschoß 41 Access Points. Im Messgebiet wurden insgesamt 136 stationäre Access Points beobachtet, von denen 82 Access Points von der Universität stammen.

Die Messungen wurden mit einer Smartphone Applikation durchgeführt, die am Department entwickelt wurde (Hofer und Retscher, 2016). Mit dieser App können die Signalstärken sowohl statisch als auch kinematisch in der Trainings- und Positionierungsphase gemessen werden. Bei den kinematischen Messungen kann die Trajektorie

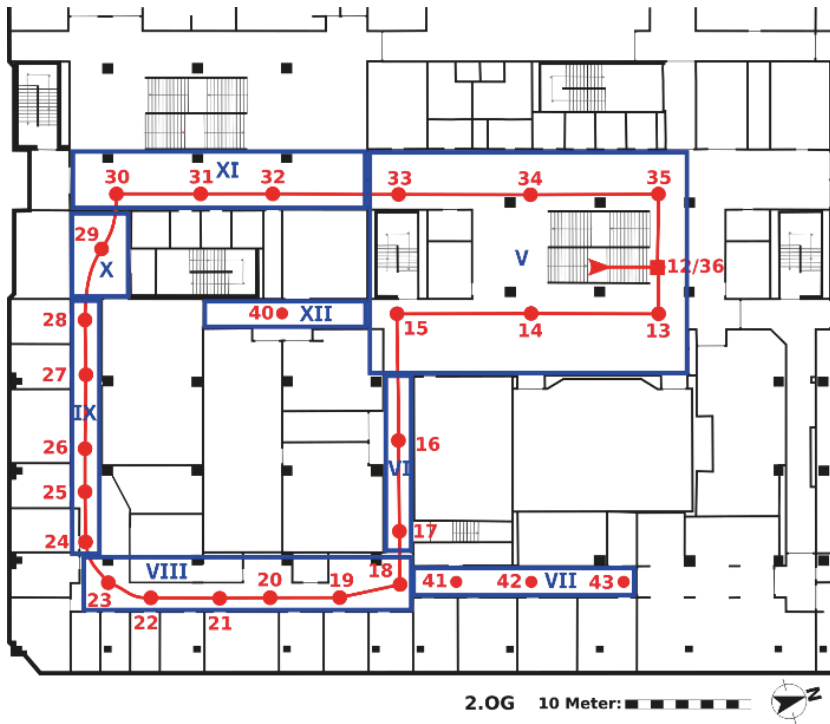


Abb. 1: Checkpoints und Zelleinteilung im zweiten Obergeschoß des Freihaus-Gebäudes

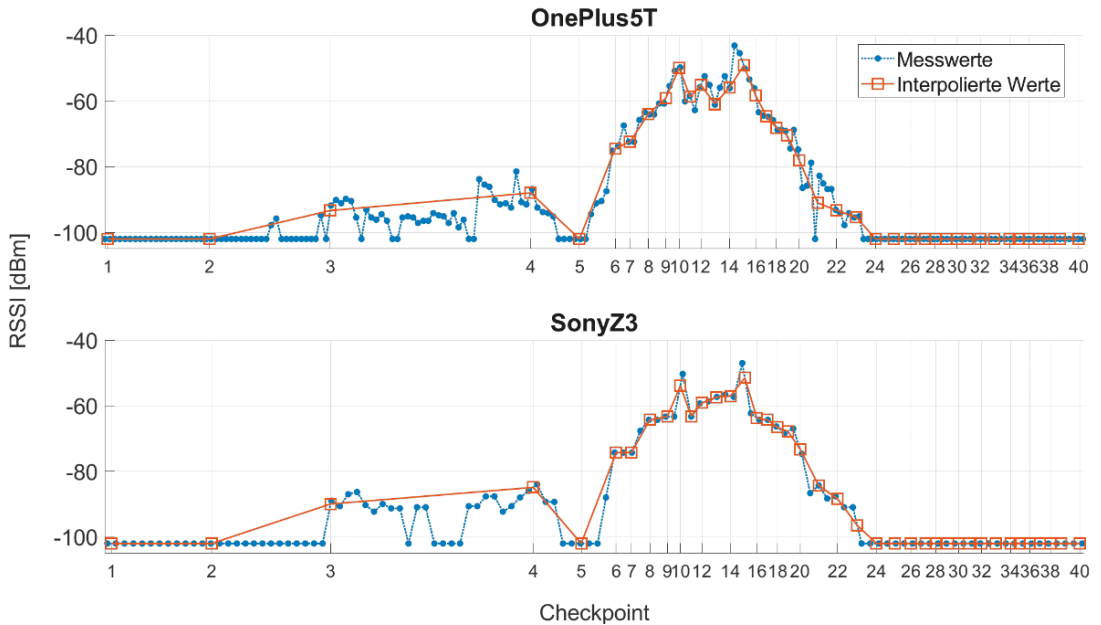


Abb. 2: Aufgezeichnete Signalstärken längs der Trajektorie im Freihaus-Gebäude bei kinematischen Messungen



entweder kontinuierlich abgegangen werden oder es wird auf jedem Checkpoint für eine kurze Zeit angehalten (Stop-and-Go-Modus).

Bei den statischen Messungen wurden auf den Checkpoints einzelne RSSI-Messungen über einen Zeitraum von einigen Minuten in mehreren Richtungen durchgeführt. Die Richtungen orientieren sich dabei an den möglichen Fortbewegungsrichtungen. So wurde beispielsweise in den Gängen nur in zwei Richtungen gemessen und an Knotenpunkten (wo sich zwei Gänge kreuzen) in vier Richtungen. Dadurch wurden an jedem Checkpoint mindestens 50 Scans pro Smartphone durchgeführt. In Summe wurden somit auf jedem Checkpoint mehr als 300 statische Scans aufgezeichnet.

Bei den kinematischen Messungen wurden entlang definierter Trajektorien die RSSI-Messungen sowie die Sensordaten der Smartphones kontinuierlich aufgezeichnet. Die Trajektorien wurden dabei mit einer durchschnittlichen Gehgeschwindigkeit von 1 m/s im Hin- und Rückweg abgegangen. Der Vorteil dieser Methode ist, dass für die Offline-Phase ein viel geringerer Zeitaufwand benötigt wird als bei den statischen Messungen, bei denen ein Messdurchgang ca. 40 Minuten gedauert hat. Allerdings wird dadurch nicht direkt auf jedem Checkpoint ein WLAN-Scan durchgeführt. Für die Erstellung der Radio Maps müssen jedoch die Signalstärken auf den Checkpoints bekannt sein, weswegen die RSSI-Werte eines Messdurchgangs zeitlich interpoliert werden müssen. Deshalb wurde auf jedem Checkpoint ein Zeitstempel gesetzt. Die linear interpolierten RSSI-Werte auf den Checkpoints können danach in der Fingerprint-Datenbank abgespeichert werden. Abbildung 2 veranschaulicht die Verläufe der Signalstärken für zwei Smartphones eines kinematischen Messdurchgangs. Wird das Signal eines Access Points bei einem Scan nicht empfangen, dann wird dem Scan bzw. dem Access Point eine minimale Signalstärke von  $-102$  dBm zugeteilt, da die niedrigste aufgetretene Signalstärke bei  $-101,3$  dBm lag. Jedes Smartphone benötigt eine gewisse Zeit, um einen WLAN-Scan durchzuführen. Diese kann sehr unterschiedlich lang ausfallen, wie dies bei den eingesetzten Geräten aufgetreten ist (siehe Tabelle 1). In Abbildung 2 sind daher die Verläufe der RSSI der beiden Smartphones mit der kürzesten bzw. längsten Scandauer dargestellt, wobei die beiden Smartphones gleichzeitig die Messung durchgeführt haben. Obwohl mit dem OnePlus 5T Smart-

Smartphone	Scandauer [s]
Nexus 5X	3,8
OnePlus 5T	2,4
Samsung S3A	3,5
Samsung S3B	3,5
Samsung S7	2,5
Sony Z3	4,1

Tab. 1: Durchschnittliche Scandauer der 6 verwendeten Smartphones

phone aufgrund der kürzeren Scandauer viel mehr Scans (201 Scans) durchgeführt werden können als mit dem Sony Z3 (115 Scans), ist eine große Ähnlichkeit zwischen den beiden Signalverläufen erkennbar. Bei der kinematischen Positionierung hingegen hat die Scandauer einen wesentlichen Einfluss, wie im Abschnitt 7.2 gezeigt wird.

Bei den Stop-and-Go Messungen wurde auf jedem Checkpoint für eine gewisse Zeit (ca. 20 s) angehalten, sodass mindestens fünf WLAN-Scans durchgeführt werden können. Um die RSSI-Werte dem entsprechenden Checkpoint zuzuweisen, wird auf jedem Checkpoint ein Zeitstempel für den Start- und Endzeitpunkt gesetzt. Alle Scans, die zwischen den beiden Zeitstempeln stattfinden, werden anschließend in der Fingerprint-Datenbank abgespeichert. Im Gegensatz zur normalen kinematischen Messung muss somit keine Interpolation durchgeführt werden.

## 5. Geräteabhängige Fingerprints

Nicht nur Signalschwankungen erschweren die Positionsbestimmung mittels WLAN, sondern auch die beobachteten RSSI-Werte haben einen großen Einfluss auf das Positionierungsergebnis. Für die Erstellung der Fingerprint-Datenbank wurden an jedem Checkpoint die Signalstärken der umliegenden Access Points mit unterschiedlichen Smartphones gemessen. Die Smartphones haben allerdings unterschiedliche Sensoreigenschaften, weswegen die Signalstärken am gleichen Ort unterschiedlich stark empfangen werden. Der Grund dafür ist, dass in jedem Smartphone unterschiedliche Bauarten von Empfängern (sogenannte WLAN-Chips) enthalten sind. Diese Hardwarevariationen beeinflussen negativ die Genauigkeit der Positionsbestimmung. Um die unterschiedliche Empfangsempfindlichkeit eines jeden Smartphones zu untersuchen, wurden Langzeitmessungen durchgeführt. Die geräteabhängigen

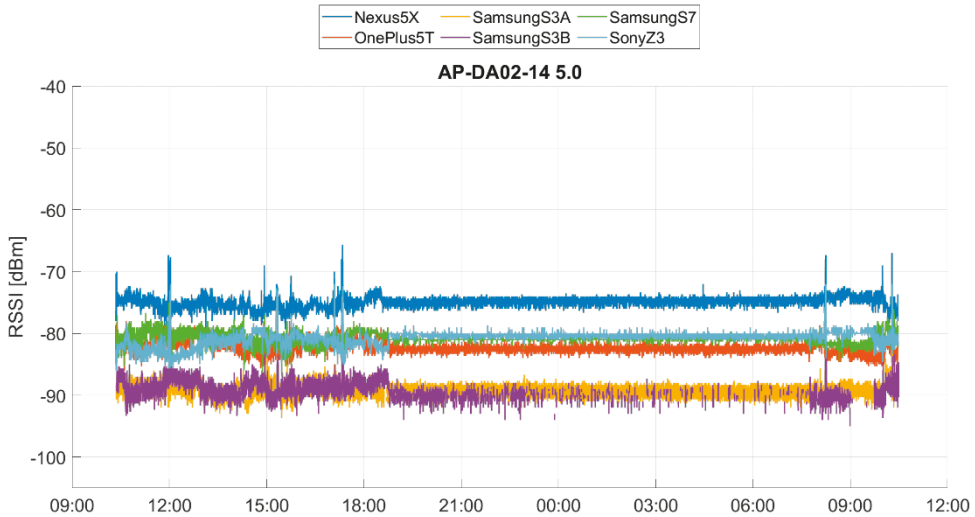


Abb. 3: WLAN-Signalverlauf der 6 Smartphones für den Access Point DA02-14 5.0 bei der Langzeitmessung

Signalstärken sind in Abbildung 3 zu sehen, in der die empfangenen Signalstärken des Access Point DA02-14 für die Frequenz von 5 GHz an einem ganzen Tag dargestellt sind. Das Nexus 5X empfängt das WLAN-Signal mit durchschnittlich  $-75$  dBm am stärksten. Das Samsung S7 und Sony Z3 haben eine mittlere Signalstärke von ca.  $-81$  dBm und das OnePlus 5T von  $-82$  dBm. Mit einer durchschnittlichen WLAN-Signalstärke von ca.  $-89$  dBm haben die beiden Samsung S3 das Signal am schwächsten empfangen. Es ist somit ein Unterschied von bis zu 14 dBm bei den Smartphones erkennbar.

Bei einem auf WLAN-Fingerprinting basierenden IPS kann auch jeder Nutzer dazu beitragen, die Datenbank aufzubauen, indem Offline-Messungen zu jeder Zeit und an jedem Ort dem IPS-Betreiber übermittelt werden, was als Crowdsourcing bezeichnet wird (vgl. Abschnitt 2). Die verwendeten Smartphones sind dabei im Allgemeinen nicht dieselben, was zu neuen Herausforderungen in Bezug auf den geräteunabhängigen Aufbau einer Fingerprint-Datenbank führt. Des Weiteren sind die Smartphones in der Online-Phase normalerweise nicht mit den in der Offline-Phase verwendeten Smartphones identisch. Um Crowdsourcing zu ermöglichen und die heterogenen Fingerprints verschiedener Smartphones miteinander vergleichen zu können, muss vor der Positionierungsphase daher eine Kalibrierung durchgeführt werden. Die angepassten Signalstärken können danach als

Crowdsourcing-Trainingsdaten zusammengefasst werden.

Um das Problem der geräteabhängigen RSSI-Werte zu lösen, kann für jedes Smartphone eine eigene Radio Map erstellt werden, was allerdings zeit- und kostenintensiv ist. Eine bessere Möglichkeit wäre, einen Offset zur mittleren empfangenen Signalstärke für jedes Smartphone zu bestimmen, der dann zu den RSSI-Werten addiert wird. Um die Smartphones zu kalibrieren, wurde deshalb in dieser Arbeit eine multivariate lineare Regression durchgeführt. Dafür wurde für jedes Smartphone zunächst der Mittelwert aller gemessenen RSSI eines Access Point an jedem Checkpoint bestimmt. Für den Referenzvektor der Regression wurden anschließend die Werte aller Smartphones gemittelt. Dabei wurden nur jene Access Points verwendet, die ausschließlich mit jedem Smartphone beobachtet wurden. Das gewählte lineare Regressionsmodell hat die Form:

$$\mathbf{y}_{RSS} = a_S \cdot \mathbf{x}_S + b_S. \quad (7)$$

Dabei ist  $\mathbf{x}_S$  der gemessene Signalstärkevektor vom Smartphone  $S$ , das kalibriert werden soll,  $\mathbf{y}_{RSS}$  ist der aus allen RSSI-Werten gemittelte Referenzvektor und  $a_S$  bzw.  $b_S$  sind die unbekanntenen Kalibrierungskoeffizienten für das Smartphone  $S$ , die mittels dem linearen Regressionsmodell berechnet werden. Für das Regressionsmodell wird  $a_S = \text{const.}$  angenommen, sodass die Steigung für jedes Smartphone gleich ist, siehe Abbildung 4.

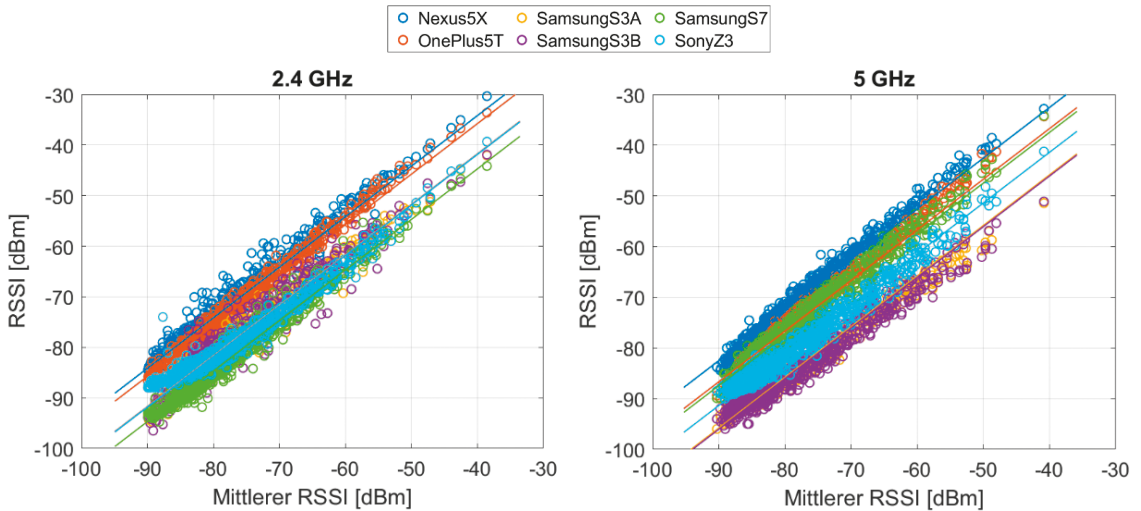


Abb. 4: Multivariate lineare Regression für die 6 Smartphones

Die Kalibrierungskoeffizienten  $a_S$  und  $b_S$  wurden für jedes Frequenzband einzeln bestimmt und sind in Tabelle 2 zusammengestellt. Dabei fällt vor allem auf, dass bei allen drei Samsung-Geräten größere Differenzen zwischen den Frequenzbändern vorhanden sind als bei den anderen Smartphones. Die mittels der Kalibrierungskoeffizienten angepassten Signalstärken wurden für die Erstellung der Fingerprint-Datenbank verwendet. In Abbildung 5 sind als Beispiel die gemessenen RSSI-Werte des Access Points DA02-13 5.0 für einen Checkpoint im Freihaus-Gebäude vor und nach der Kalibrierung grafisch gegenübergestellt. Dabei ist ersichtlich, dass die Spannweite von 27 auf 16 dBm verringert werden konnte. Insgesamt konnte durch die Kalibrierung die mittlere Standardabweichung aller Messungen von 4,2 dBm auf 3,0 dBm minimiert werden.

## 6. Erstellung der Fingerprinting Radio Maps

Um die Signalstärken und Varianzen der Access Points nicht nur an einzelnen Checkpoints sondern an jedem Punkt im Messgebiet zu kennen, wird sowohl für die RSSI-Werte als auch für die Varianzen eine flächenhafte Interpolation für jeden Access Point durchgeführt. Dafür können verschiedene Interpolationsverfahren verwendet werden (Retscher und Leb, 2019), wobei in dieser Arbeit eine Interpolation durch natürliche Nachbarn (auch Voronoi-Interpolation genannt) angewendet wird (Üreten et al., 2012). Die Stützstellen der Interpolation sind dabei die aus allen drei Messverfahren gemittelten RSSI-Werte bzw. die

Smartphone	2,4 GHz		5 GHz	
	a	b [dBm]	a	b [dBm]
Nexus 5X	1,0	5,8	1,0	7,5
OnePlus 5T	1,0	4,2	1,0	3,3
Samsung S3A	1,0	-1,7	1,0	-5,8
Samsung S3B	1,0	-1,8	1,0	-6,1
Samsung S7	1,0	-4,7	1,0	2,5
Sony Z3	1,0	-1,9	1,0	-1,4

Tab.2: Kalibrierungskoeffizienten für jedes Frequenzband für die 6 Smartphones

Varianzen an den Checkpoints. Die Rasterweiten der interpolierten Radio Maps betragen 1 m, womit die Positionierung auch auf Meter-Genauigkeit erfolgen kann.

In einem mehrstöckigen Gebäude muss bei der Erstellung der Radio Maps beachtet werden, dass für jedes Stockwerk eine eigene Radio Map für jeden Access Point erzeugt wird, wobei immer nur jene Checkpoints als Stützstellen verwendet werden, die sich im jeweiligen Stockwerk befinden. Dabei können die verschiedenen Radio Maps eines Stockwerkes zu einem dreidimensionalen Array zusammengefasst werden, wobei sich die ersten beiden Dimensionen aus der Ausdehnung des Stockwerkes ergeben und die dritte Dimension aus der Anzahl der Access Points. Die Abbildung 6 zeigt als Beispiel Radio Maps von jeweils zwei Access Points im zweiten Obergeschoß im Freihaus-Gebäude, wobei für die



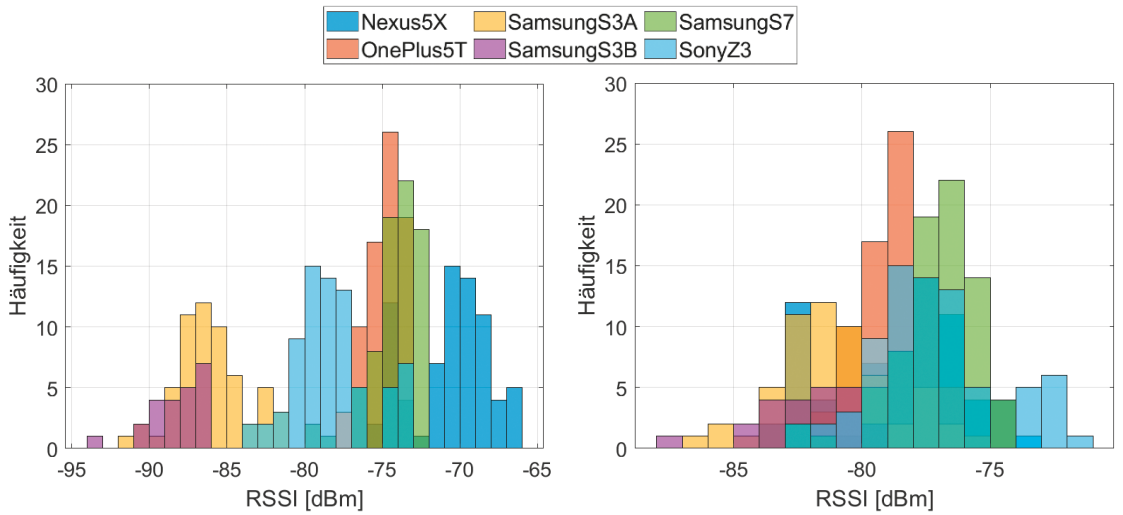


Abb. 5: Häufigkeit der RSSI-Werte vor (links) und nach der Kalibrierung (rechts)

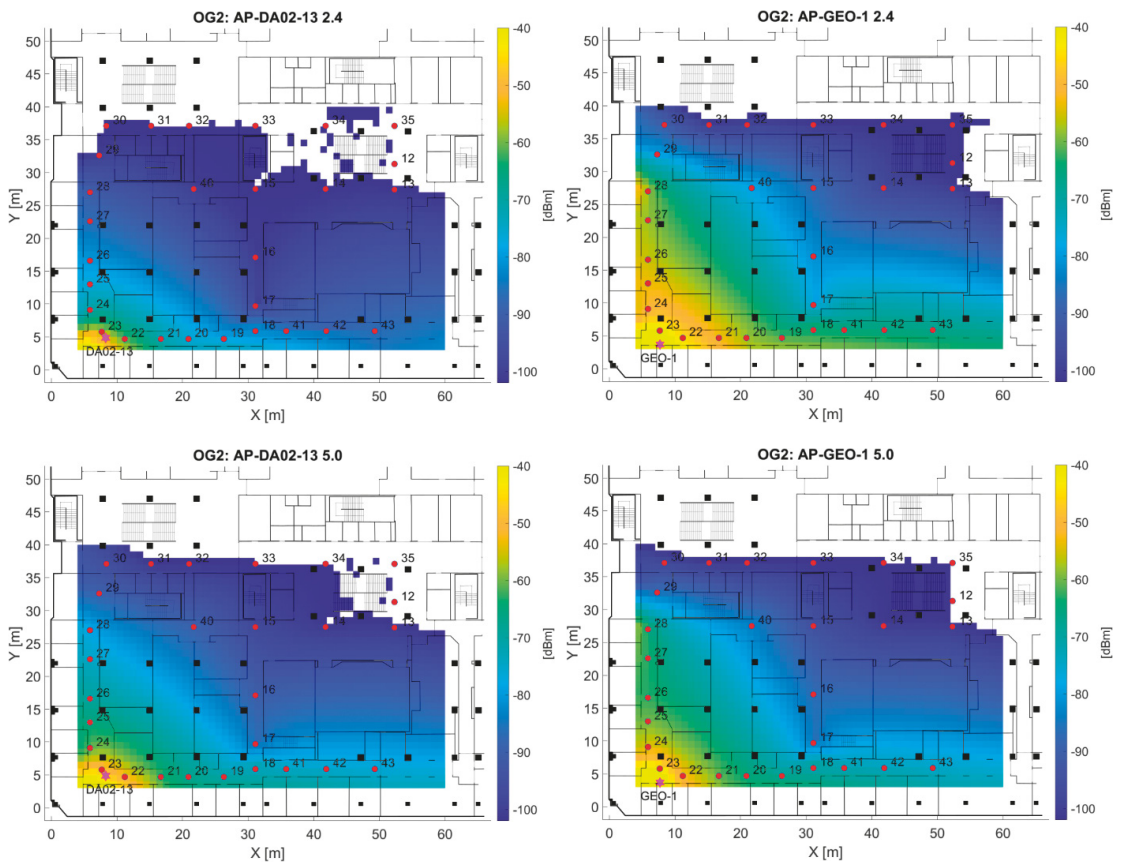


Abb. 6: Radio Maps der 2,4 GHz (oben) und 5 GHz-Signale (unten) der Access Points DA02-13 (links) und GEO-1 (rechts)

Darstellung der beiden oberen Abbildungen das 2,4 GHz WLAN Signal und in den beiden unteren Abbildungen das 5 GHz Signal herangezogen wurde. Wie man erkennt, zeigt das unterschiedliche Frequenzband des Signals einen Einfluss auf die berechnete Radio Map. Obwohl die beiden ausgewählten Access Points nur ca. einen Meter voneinander entfernt liegen, hat der Access Point des GEO-Sensornetzes (AP-GEO-1) eine größere Reichweite und wird auch auf allen Checkpoints stärker empfangen. Beispielsweise ist die Signalstärke des AP-GEO-1 auf Checkpoint 28 um knapp 31 dBm stärker als jene des AP-DA02-13. Die Ursache für diesen großen Unterschied liegt vermutlich an der Hardware der Access Points, da die Access Points des GEO-Sensornetzes von einem anderen Hersteller (D-Link) stammen als jene vom TUnet (Cisco Systems). Beim 5 GHz Signal ist dieser Unterschied allerdings nicht mehr ganz so groß, beträgt aber immerhin noch knapp 13 dBm auf Checkpoint 28.

Ein weiteres wichtiges Ergebnis bei der Untersuchung der Radio Maps ist, dass die aus allen drei Messverfahren erstellten Datenbanken sowohl bei den Signalstärken als auch bei den Varianzen eine große Ähnlichkeit aufweisen, sodass diese miteinander kombiniert werden können. Für zukünftige Arbeiten bedeutet das auch, dass kontinuierliches Systemtraining ausgeführt werden kann, wodurch die Trainingsphase wesentlich kürzer ausfällt.

## 7. Positionsbestimmung

Zur Analyse der erreichbaren Positionierungsgenauigkeit wurden Online-Messungen mit allen drei Messverfahren in den Messgebieten durchgeführt. Diese Messungen werden nun mit der Datenbank bzw. mit den interpolierten Radio Map Arrays verglichen, um die Positionen zu bestimmen. In dieser Arbeit wird die Positionierung mit Hilfe der Mahalanobis-Distanz (5) durchgeführt (siehe Abschnitt 3). Damit wird eine Position in der Datenbank bzw. in den Radio Map Arrays gefunden, die mit der Online-Messung am besten übereinstimmt, also die minimalste Distanz aufweist.

### 7.1 Statische Positionsbestimmung im Freihaus-Gebäude

Zuerst wurde die Zuordnung der bestimmten Positionen auf die Sollposition betrachtet. Diese wird als Matching Success Rate für jeden Checkpoint in der Folge bezeichnet. Im Freihaus-Gebäude beträgt die Matching Success Rate über alle

Checkpoints gesehen im Durchschnitt 83,5 %. Bei einer fehlerhaften Zuordnung wird in der Regel ein benachbarter Checkpoint ermittelt, der sich in geringer Entfernung (maximal rund 5 m) von der Sollposition befindet. Eine Berechnung für jeden Checkpoint ist nicht immer zwingend notwendig. Vor allem dann nicht, wenn sich mehrere Checkpoints in Sichtweite bzw. im gleichen Gang oder Raum befinden. Dann kann nämlich angenommen werden, dass die WLAN Signalstärken auf den Checkpoints eine große Ähnlichkeit aufweisen, weshalb alle Fingerprints in einer Zelle zu einem einzigen Fingerprint zusammengefasst werden können. Die Aufteilung in Zellen im Messgebiet erfolgte auf Grundlage des Gebäudeplans und nach baulichen Gegebenheiten, weswegen die Zellen unterschiedliche Größen aufweisen (siehe Abbildung 1 für das zweite Obergeschoß). Wird das Gebiet in Zellen unterteilt, in denen sich mehrere Checkpoints befinden, so kommt es zu einer Erhöhung der Matching Success Rate auf 96,7 %.

Tabelle 3 enthält die detaillierten Ergebnisse für die Matching Success Raten für die einzelnen Zellen. Wie ersichtlich, tritt die schlechteste Trefferquote mit 88,9 % bei Zelle VII auf, die sich im gewählten Bereich befindet und die Checkpoints 41, 42 und 43 einschließt. In dieser Zelle wurde viermal die benachbarte Zelle VIII bestimmt.

Cell-ID	Checkpoints	Bezeichnung	MSR
I	1-3	Outdoorbereich	97,2%
II	4-8, 37-39	EG, roter Bereich	99,0%
III	9, 10	EG, gelber Bereich	95,8%
IV	11	OG1	100,0%
V	12-15, 33-36	OG2, gelber Bereich	96,9%
VI	16-17	FB, Zugang 1	95,8%
VII	41-43	FB, Flur 1	88,9%
VIII	18-23	FB, Flur 2	97,2%
IX	24-28	FB, Flur 3	93,3%
X	29	FB, Zugang 2	100,0%
XI	30-32	OG2, grüner Bereich	100,0%
XII	40	Seminarräume	100,0%

Tab. 3: Matching Success Raten (MSR) nach der Aufteilung in Zellen im Freihaus

Betrachtet man die absoluten Fehler in der Positionierung so liegt der Mittelwert aller Abweichungen bei 2,2 m und der Median bei 2,0 m. Bei der Betrachtung der Abweichungen für jedes

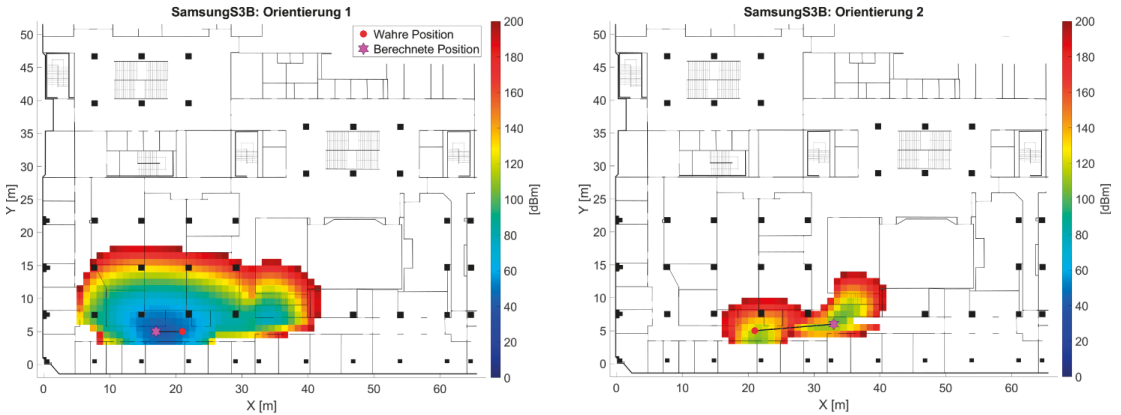


Abb. 7: Statische Positionsbestimmung mit dem Samsung S3B auf Checkpoint 20 im Freihaus

Smartphone und jede Orientierung (Tabelle 4) fällt kein großer Unterschied zwischen den Smartphones bzw. zwischen den Orientierungen auf. Die mittleren Abweichungen bewegen sich zwischen 1,7 und 2,9 m. Bei jedem Messdurchgang gab es mindestens eine Position, wo der Checkpoint exakt bestimmt wurde. Im zweiten Obergeschoß des Freihauses beträgt das arithmetische Mittel aller Abweichungen von den Sollpositionen 2,1 m und die größte maximale Abweichung wurde auf Checkpoint 20 mit 12,0 m bestimmt. In Abbildung 7 wird die Positionsbestimmung für diesen Checkpoint mit dem Smartphone Samsung S3B analysiert, indem die berechneten Mahalanobis-Distanzen für die Messungen dargestellt werden. Bei der ersten, genaueren Messung (Abbildung 7 links) liegt die berechnete Position 4,0 m von der Sollposition entfernt. Die Differenz der Mahalanobis-Distanz zwischen der wahren und der berech-

neten Position beträgt ca. 9 dBm. Bei der zweiten, ungenaueren Messung (Abbildung 7 rechts) wird die Position etwas zu weit rechts bestimmt. Auf der wahren Position beträgt die berechnete Mahalanobis-Distanz 117,7 dBm und auf der berechneten Position 102,6 dBm.

### 7.2 Kinematische und Stop-and-Go Positionsbestimmung im Freihaus-Gebäude

Die Abweichungen der berechneten Positionen zu den Sollpositionen bei den kinematischen Messungen im Freihaus sind in Tabelle 4 zusammengestellt. Sie betragen im Mittel 2,0 m; der Median liegt bei 1,4 m. In einzelnen Fällen treten maximale Abweichungen von bis zu 12,8 m bei den beiden Samsung S3 Geräten und von bis zu 17,1 m beim Nexus Smartphone jeweils in Orientierung 2 auf. In Summe sind die mittleren Abweichungen gegenüber den statischen Messungen etwas ge-

Smartphone	Orientierung	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
Nexus 5X	1	2,0	2,0	1,5	0,0	7,6
	2	2,6	2,0	3,1	0,0	17,1
OnePlus 5T	1	1,8	2,0	1,5	0,0	5,4
	2	1,8	1,4	1,5	0,0	7,1
Samsung S3A	1	2,2	1,4	2,0	0,0	9,2
	2	2,7	2,2	2,7	0,0	12,8
Samsung S3B	1	2,4	2,2	2,1	0,0	11,7
	2	2,9	2,2	3,0	0,0	12,8
Samsung S7	1	2,0	1,2	1,7	0,0	8,0
	2	2,3	2,0	1,9	0,0	10,0
Sony Z3	1	2,4	2,9	2,6	0,0	14,8
	2	1,7	1,4	2,0	0,0	12,0

Tab. 4: Abweichungen der statischen Messdurchgänge in [m] im Freihaus in Abhängigkeit vom Smartphone

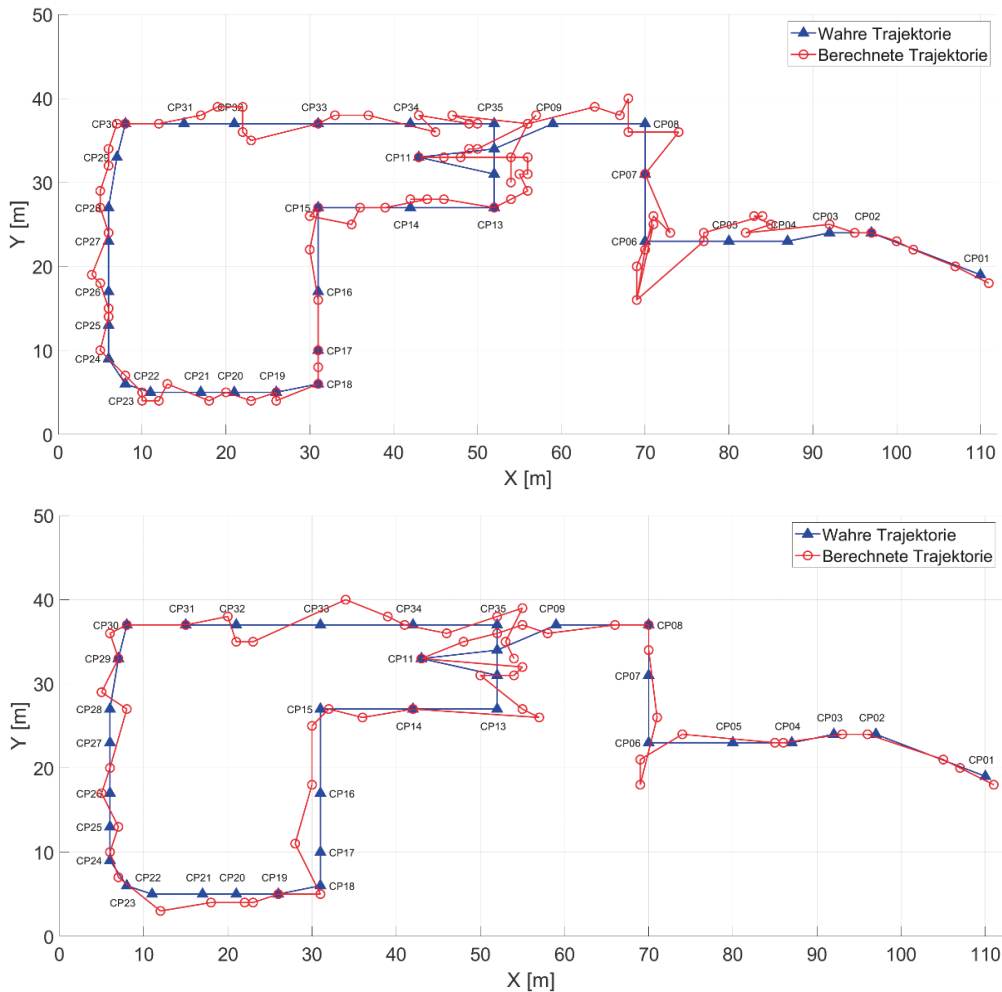


Abb. 8: Kinematische Positionsbestimmung mit dem Samsung S7 (oben) und dem Sony Z3 (unten)

ringer geworden, liegen allerdings noch immer in der gleichen Größenordnung. Die etwas geringere Genauigkeit bei den statischen Messungen ist auf eine höhere Anzahl von maximalen Abweichungen (Positionierungsfehler von ca. 10 m) im Erdgeschoß zurückzuführen. Die größten Abweichungen treten beim Smartphone Sony Z3 mit einem Median von 2,9 m und maximalen Wert von nahezu 14,8 m auf. Dies liegt an der längeren WLAN-Scandauer dieses Smartphones. Wie in Tabelle 1 angegeben, liegt die Scandauer des Sony Z3 im Durchschnitt bei 4,1 s. Die Messungen des Smartphones Samsung S7 mit der kürzesten Scandauer von 2,5 s ergeben im Durchschnitt den kleinsten Median von 1,2 m. Die beiden Abbildungen 8 zeigen die berechneten Trajektorien des besten

und schlechtesten Messdurchganges. Bei beiden Abbildungen ist ersichtlich, dass die Positionen in der richtigen Reihenfolge bestimmt worden sind und die abgegangene Trajektorie gut rekonstruiert werden kann.

Bei den Stop-and-Go Messungen im Freihaus fallen die Abweichungen zu den Sollpositionen noch geringer aus. Sie betragen im Mittel 1,8 m und der Median liegt bei 1,4 m. Damit liefert dieses Messverfahren die besten Ergebnisse. Auffällig bei den Ergebnissen war, dass gerade die Messdurchgänge mit dem Sony Z3 den kleinsten Median von rund 1,0 m lieferten, obwohl dieses Smartphone die längste Scandauer hat. Hier zeigt sich somit keine Abhängigkeit von der Scandauer, da die Positionen an den Checkpoints aus den

gemittelten Scans in der Stop-Phase bestimmt werden und somit keine zeitliche Interpolation wie bei den kinematischen Messungen notwendig ist.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass im Allgemeinen im Freihaus-Gebäude die Position auf jedem Checkpoint gut bestimmt werden kann, was auf die hohe Anzahl an sichtbaren Access Points zurückzuführen ist. Auch die abgegangenen Trajektorien konnten sehr gut rekonstruiert werden. In der Bibliothek hingegen waren die Genauigkeiten für die Positionsbestimmung etwas geringer. Alle Abweichungen von den Sollwerten lagen durchschnittlich bei rund 3,4 m für den Mittelwert und 2,2 m für den Median. Grund dafür sind einerseits die wesentlich geringere Anzahl von vorhandenen und sichtbaren Access Points und andererseits die nicht vorhandene räumliche Abgrenzung durch Wände, da es sich bei der Bibliothek in den Obergeschossen um große Räume handelt, die in der Regel nur durch Bücherregale aufgeteilt sind.

## 8. Diskussion der wesentlichen Ergebnisse

Das Ziel dieser Arbeit war es, eine Studie für ein campusweites Positionierungssystem im Indoor- und Outdoorbereich an der TU Wien durchzuführen. Die Indoor-Positionierung stellt vor allem in großen und komplexen Gebäuden einige Herausforderungen dar. So spielen beispielsweise bei der Signalausbreitung mehrere Effekte wie die Signaldämpfung, Signalschwankungen, Interferenzen und Multipath-Effekte eine entscheidende Rolle. Der Schweregrad jeder Herausforderung hängt dabei von der verwendeten Methode und Technologie der Positionsbestimmung ab. Für ein Indoor-Positionierungssystem an der TU Wien bietet sich WLAN gut an, da bereits eine große Anzahl an Access Points am ganzen Campus vorhanden ist. Außerdem können die Signalstärken, die SSIDs (Service Set Identifier) und die dazugehörigen MAC (Media Access Control) Adressen auch ohne authentifizierte Verbindung abgerufen werden und liegen somit frei zur Verfügung. Dies hat den Vorteil, dass die Positionierung autonom durchgeführt werden kann, womit Datenschutzbedenken vermieden werden, die typischerweise bei anderen Positionierungstechnologien auftreten. In dieser Arbeit wurde die Positionsbestimmung daher mittels WLAN-Fingerprinting durchgeführt. Für eine Indoor-Positionsbestimmung mittels WLAN-Fingerprinting ist es erforderlich, dass in einem Gebäude genügend Access Points vorhanden sind und dass diese im ganzen Gebäude gut ver-

teilt sind. Durch eine erste Analyse konnte gezeigt werden, dass auf jedem Referenzpunkt in beiden Messgebieten genügend Signale vorhanden sind.

Die Positionsbestimmung mittels WLAN-Fingerprinting stellt allerdings auch einige Herausforderungen dar. So zeigt eine Langzeitmessung große zeitliche Variationen der Signalstärken und Signalrauschen (siehe Abbildung 3). Es wurde festgestellt, dass tagsüber Schwankungen von bis zu  $\pm 5$  dBm auftreten können. In der Nacht sind die Signale wesentlich stabiler. Daraus lässt sich schließen, dass die Signale größere Variationen aufweisen, je mehr Personen sich im Gebäude aufhalten. Ein Grund dafür ist einerseits der Multipath-Effekt, der aufgrund von kurzfristigen Hindernissen (Personen, Öffnen/Schließen der Tür, usw.) auftritt, und andererseits die dynamische Sendeleistung der Access Points. Durch Messungen in unterschiedlichen Richtungen konnte außerdem gezeigt werden, dass der menschliche Körper das WLAN-Signal stark abschwächen kann, wenn er sich zwischen Smartphone und Access Point befindet. Interessant dabei ist, dass die Abschwächung auf dem 5 GHz-Band etwas stärker ist als auf dem 2,4 GHz-Band. Aus diesem Grund wurden die Offline-Messungen auf einem Referenzpunkt auch immer in mehrere Richtungen durchgeführt, wodurch der Einfluss durch den menschlichen Körper reduziert werden konnte.

Da beim WLAN-Fingerprinting nur Access Points verwendet werden können, die ihren Standort nicht ständig wechseln, wurde anhand der Offline-Messungen zunächst die Stabilität der WLAN-Signale untersucht. Der Großteil der gemessenen Signale stammt dabei von stationären Access Points und nur ein kleiner Anteil von mobilen Access Points. Von den stationären Signalen stammen ca. 90% vom TUNet, welches die Netze tunet, tunetquest und eduroam umfasst. Außerdem gibt es im zweiten Obergeschoß des Freihauses mit dem GEO-Sensornetz des Departments ein zusätzliches internes Netzwerk mit einer großen Anzahl an Access Points. Obwohl es noch weitere stationäre Signale gibt, wurden in der Datenbank nur die Signalstärken des TUNet und GEO-Sensornetzes abgespeichert.

Die Offline-Messungen wurden statisch, kinematisch und im Stop-and-Go Modus ausgeführt und getrennt jeweils in eine eigene Datenbank abgespeichert. Dabei zeigt sich, dass zwischen den einzelnen Datenbanken eine große Ähnlichkeit besteht, weshalb für die anschließende Erstellung der Radio Maps und Positionsbestimmung die



Datenbanken miteinander kombiniert wurden. Das bedeutet, dass kinematische Trainingsmessungen ebenso verwendet werden können wie statische Messungen. Der Vorteil der kinematischen Messung ist, dass der benötigte Zeitaufwand viel geringer ist. Bei der Betrachtung der Sichtbarkeiten der Access Points an den verschiedenen Checkpoints wurde festgestellt, dass je größer die Signalstärke eines Access Points ist, desto häufiger ist dieser Access Point auch sichtbar. Bei der Betrachtung der Radio Maps wurde außerdem festgestellt, dass die Reichweite eines WLAN-Signals von der Lage und Bauart des Access Points sowie von der räumlichen Gegebenheit abhängig ist. Weiters spielt auch das Frequenzband eine entscheidende Rolle.

Zur Bestimmung der Position des Smartphone Users wurde die Mahalanobis-Distanz verwendet. Im Idealfall ist die Mahalanobis-Distanz in der Nähe der richtigen Position sehr niedrig und wird mit der Entfernung größer. Das bedeutet, die Position mit der geringsten Distanz ist die gesuchte Position, also der nächste Nachbar. In einem ersten Schritt wurde untersucht, ob sich die Positionsbestimmung verbessert, wenn mehrere nächste Nachbarn (kNN-Methode) verwendet werden. Sowohl im Freihaus als auch in der Bibliothek ist keine signifikante Verbesserung eingetroffen. Die ermittelte Mahalanobis-Distanz, also der Abstand zwischen Online- und Offline-Fingerprint, könnte auch als Maß für die Integrität dienen. Überschreitet die Mahalanobis-Distanz einen bestimmten Wert, dann ist das berechnete Ergebnis ungültig und es muss ein neuer Scan durchgeführt werden.

Die Analyse der Positionsbestimmung zeigt, dass die Gesamtrefferquote in der Bibliothek deutlich niedriger ist als im Freihaus. Ein Grund dafür ist der geringere Abstand zwischen den Checkpoints. In der Bibliothek beträgt der Abstand zwischen zwei Checkpoints im Durchschnitt 4,7 m und im Freihaus 6,7 m. Jene Checkpoints, die eine niedrige Trefferquote aufweisen, wurden häufig mit benachbarten Checkpoints verwechselt. Daraus lässt sich schließen, dass die Fingerprints von benachbarten Checkpoints sehr ähnlich sind. Vor allem dann, wenn die Checkpoints nah beieinander liegen und eine direkte Sichtverbindung zwischen den Checkpoints vorhanden ist. Checkpoints die weit von anderen Checkpoints entfernt liegen, haben eine eigene Charakteristik und können daher auch besser bestimmt werden. Durch die Aufteilung in Zellen, die mehrere Check-

points enthalten, konnte die Trefferquote in beiden Messgebieten deutlich erhöht werden.

Die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen liegen in der Bibliothek bei 2 bis 6 m und im Freihaus bei 1,5 bis 3 m. Die Genauigkeiten sind somit im Freihaus etwas besser als in der Bibliothek. Ein Grund dafür ist die höhere Anzahl und Dichte an Access Points im Freihaus. In der Bibliothek gibt es im Erdgeschoß nur zwei Access Points und im zweiten Obergeschoß sind vier Access Points vorhanden. Im Freihaus sind es 6 bzw. 41 Access Points. Außerdem weist die Bibliothek eine andere bauliche Struktur als das Freihaus auf. Im Freihaus besteht das Messgebiet vor allem im zweiten Obergeschoß aus kleineren Räumen und engen Gängen, wodurch die Signale an Wänden öfters reflektiert bzw. abgeschwächt werden und somit die Umgebung die Signalstärken stärker beeinflusst. Die Bibliothek hingegen besteht hauptsächlich aus großen, offenen Räumen, wo zwischen vielen Checkpoints eine direkte Sichtverbindung existiert. In der Bibliothek zeigen sich außerdem Unterschiede in einzelnen Bereichen. So sind die Abweichungen im hinteren Bereich des Erdgeschoßes mit über 4 m überdurchschnittlich hoch. Dies liegt vermutlich daran, da es in diesem Bereich nur einen Access Point gibt. Eine Verbesserung der Positionierungsgenauigkeit könnte hier vermutlich durch die Installation eines weiteren Access Points erreicht werden. Im zweiten Obergeschoß betragen die Abweichungen zwischen 2 und 4 m. Obwohl dieses Stockwerk nur aus einem einzigen großen Raum besteht, sind die Abweichungen etwas geringer als im Erdgeschoß. Dieser Umstand kann einerseits an der höheren Anzahl an Access Points liegen, andererseits aber auch an den vielen Bücherregalen, die für eine Variation der Signalstärken sorgen. Anknüpfend daran wäre es für die Forschung interessant, wie sich die vielen Bücherregale auf die Signalstärke auswirken. Außerdem sind im zweiten Obergeschoß die Access Points in einem Rechteck angebracht. Eine Frage, die durch diese Arbeit nicht geklärt werden konnte, ist, wie sich die Positionierungsgenauigkeit durch eine Neuordnung der Access Points ändert.

Bei den Online-Messungen hat sich die Stop-and-Go Messung als die beste Methode erwiesen, da bei diesem Messverfahren mehrere WLAN-Scans auf einem Referenzpunkt gemittelt werden. Die abgegangenen Trajektorien konnten in beiden Messgebieten sehr gut rekonstruiert

werden. Durch die Kalibrierung der Smartphones konnte die geräteabhängige Empfangsempfindlichkeit gut ausgeglichen werden, wodurch sich keine großen Unterschiede bei den Smartphones bezüglich der erreichten Genauigkeiten ergeben. Einzig bei den kinematischen Messungen ist eine Abhängigkeit feststellbar. Diese wird jedoch nicht von der Empfangsempfindlichkeit beeinflusst, sondern von der Scandauer. Jene Smartphones mit der längsten Scandauer haben die geringsten Genauigkeiten erzielt. Dies liegt an der notwendigen Interpolation zwischen den WLAN-Scans.

## 9. Zusammenfassung und Ausblick

Mit den Untersuchungen an der TU Wien konnte gezeigt werden, dass mittels WLAN-Fingerprinting eine Positionierung mit Metergenauigkeit erreicht werden kann und die eingeschlagene Richtung zielführend ist. Die Positionierungsgenauigkeit könnte durch eine Verdichtung der WLAN-Access Points erhöht werden. Dies sollte vor allem im hinteren Bereich des Erdgeschoßes der Bibliothek angedacht werden. Dafür müssen allerdings nicht notwendigerweise teure Access Points beschafft werden, sondern es können beispielsweise auch kostengünstige Raspberry Pi Computer installiert werden, die ebenfalls WLAN-Signale aussenden können. Da die Access Points in jedem Obergeschoß der Bibliothek in einem Rechteck angeordnet sind, kann man sich auch die Frage stellen, ob durch eine Neuordnung eine Verbesserung der Genauigkeit erzielt werden kann.

Durch bauliche Strukturen können die Checkpoints so gewählt werden, dass diese mittels WLAN-Fingerprinting gut unterschieden werden können, auch wenn diese nicht weit voneinander entfernt liegen. Im Hinblick auf die Verteilung der Checkpoints kann es für zukünftige Arbeiten sinnvoll sein, das Checkpoint-Netz auszuweiten. Zusätzlich sollten Checkpoints entlang der Außenwände platziert werden, um eine Extrapolation der Radio Maps in den Gebäuden zu vermeiden.

Die bei der Positionierung benutzte Fingerprint-Methode besitzt den großen Nachteil, dass dafür ein großer Zeitaufwand für die Offline-Phase notwendig ist. Jede Veränderung der Infrastruktur muss berücksichtigt werden und führt zu neuen notwendigen Aufnahmen von Referenzdaten. Daher sind neue Methoden für die kontinuierliche Bestimmung der Referenzdaten notwendig. Andernfalls werden Veränderungen innerhalb der Umgebung nicht erfasst und führen zu falschen Positionsbestimmungen.

Eine der größten Herausforderungen bei WLAN-Fingerprinting sind die Variationen der Signalstärken. Um dieses Problem zu lösen, kann ein differentieller WLAN-Ansatz verwendet werden, wie z.B. in Retscher und Tatschl (2017). Durch Installation von Referenzstationen wäre eine Steigerung der Positionsgenauigkeit vorstellbar. Die Kombination mit anderen Technologien, wie z.B. Inertialsensoren in den Smartphones und Bluetooth, bietet ebenfalls eine gute Möglichkeit, die Nachteile von WLAN-Fingerprinting zu kompensieren und die Positionsbestimmung zu verbessern. In der Bibliothek könnte für eine Büchersuche die Smartphonekamera oder RFID eingesetzt werden. RFID kann dann auch als Sicherheitsfunktion dienen, indem am Gebäudeausgang entsprechende Sicherheitseinrichtungen (Reader) installiert werden, die ein Alarmsignal abgeben, wenn ein Buch unerlaubt die Bibliothek verlässt.

Mit WLAN Hardware der neuesten Generation kann auch die Round Trip Time (RTT) zwischen den Access Points und dem Smartphone gemessen werden. Hier wird über Laufzeitmessung die zweifache Distanz zwischen Sender und Empfänger, dem Responder, abgeleitet. Ein Vorteil dieser Methode ist, dass das mobile Gerät gleichzeitig Sender und Empfänger ist, was dazu führt, dass keine Zeitsynchronisation zwischen dem Smartphone und den Access Points erfolgen muss. Allerdings muss die exakte Zeitverzögerung – die durch den Responder verursacht wird – bekannt sein, die allerdings schwer zu bestimmen ist. Dieses Problem konnte bei WLAN durch Einführung des Standards IEEE 802.11mc behoben werden, der es ermöglicht, die Umlaufzeit ausreichend präzise zu bestimmen (siehe z.B. Guo et al., 2019; Horn, 2020; Ibrahim et al., 2018; Van Diggelen et al., 2018). WLAN RTT ist eine vielversprechende Methode für die Zukunft. Damit sind Positionsbestimmungen im Meter- und Submeterbereich möglich. Allerdings ist diese Methode nur mit Smartphones verfügbar, die Android 9 oder höher installiert haben, weshalb in dieser Arbeit WLAN RTT nicht umgesetzt werden konnte. Für zukünftige Untersuchungen für ein Indoor-Positionierungssystem an der TU Wien sollte diese Methode in Betracht gezogen werden. Eine Umsetzung für die Hardware der Access Points kann beispielsweise mit den zuvor erwähnten Raspberry Pi Computern vorgenommen werden. RSSI Fingerprinting wird jedoch im Hinblick auf eine nicht vorhandene, flächendeckende Abdeckung mit neuer Hardware weiter seine Berechtigung ha-

ben. Eine Kombination mit WLAN RTT wird daher zielführend sein.

## Referenzen

- Abbas M., Elhamshary M., Rizk H., Torki M., Youssef M.* (2019): WiDeep: WiFi-based Accurate and Robust Indoor Localization System using Deep Learning, International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom), Kyoto, Japan.
- Bahl P., Padmanabhan V.* (2000): RADAR: An In-building RF-based User Location and Tracking System, IEEE INFOCOM 2000 Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Tel Aviv, Israel.
- Dari Y. E., Suyoto S. S., Pranowo P.* (2018): CAPTURE: A Mobile Based Indoor Positioning System using Wireless Indoor Positioning System. International Journal of Interactive Mobile Technologies (IJIM), Bd. 12, Nr. 1, S. 61-72.
- Guo G., Chen R., Ye F., Peng X., Liu Z., Pan Y.* (2019): Indoor Smartphone Localization: A Hybrid WiFi RTT-RSS Ranging Approach, IEEE Access, Bd. 7, S. 176767-176781.
- Hofer H., Retscher G.* (2016): Smartphone Navigation anhand von "intelligenten Check-Points", Österreichische Zeitschrift für Vermessung und Geoinformation (VGI), Bd. 104, Nr. 2, S. 61-71.
- Horn B.* (2020): *Doubling the Accuracy of Indoor Positioning: Frequency Diversity*, Sensors, Bd. 20, Nr. 1489, S. 1-21.
- Hou Y., Yang X., Abbasi, Q.* (2018): Efficient AoA-Based Wireless Indoor Localization for Hospital Outpatients Using Mobile Devices, Sensors, Bd. 18, Nr. 3698.
- Ibrahim M., Liu H., Jawahar M., Nguyen V., Gruteser M., Howard R., Bai F.* (2018): Verification: Accuracy Evaluation of WiFi Fine Time Measurements on an Open Platform, 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '18), New Delhi, Indien.
- Khalajmehrabadi A., Gatsis N., Akopian D.* (2017): Modern WLAN Fingerprinting Indoor Positioning Methods and Deployment Challenges, IEEE Communications Surveys & Tutorials, Bd. 19, Nr. 3, S. 1974-2002.
- Kessel M., Werner M.* (2011): SMARTPOS: Accurate and Precise Indoor Positioning on Mobile Phones, First International Conference on Mobile Services, Resources, and Users (MOBILITY), Barcelona, Spain.
- King T., Kopf S., Haenselmann T., Lubberger C., Effelsberger W.* (2006): COMPASS: A Probabilistic Indoor Positioning System Based on 802.11 and Digital Compasses, First ACM Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation and Characterization (WiNTECH), Los Angeles, California, USA.
- Kim W., Yang S., Gerla M., Lee E.-K.* (2016): Crowdsourced Indoor Localization by Uncalibrated Heterogeneous Wi-Fi Devices, Mobile Information Systems, Bd. 2016, Januar 2016, S. 1-18.
- Kulkarni A., Lim A.* (2019): Preliminary Study on Indoor Localization using Smartphone-Based IEEE 802.11mc, CoNEXT '19: Proceedings of the 15th International Conference on Emerging Networking EXperiments and Technologies, Orlando, USA.
- Retscher G., Leeb A.* (2019): Indoor WLAN Fingerprinting mittels Kinematischen Trainingsmessungen. Österreichische Zeitschrift für Vermessung und Geoinformation (VGI), Bd. 107, Nr. 1, S. 27-43.
- 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.
- Üreten S., Yongaçoğlu A., Petriu E.* (2012): A Comparison of Interference Cartography Generation Techniques in Cognitive Radio Networks, 2012 IEEE International Conference on Communications (ICC), Ottawa, ON, Canada.
- Van Diggelen F., Want R., Wang W.* (2018): How to Achieve 1-m Accuracy in Android, GPS World, Juli 2018. <https://www.gpsworld.com/how-to-achieve-1-meter-accuracy-in-android/> (aufgerufen März 2020).
- Yeung, W. Zhou J., Ng J.* (2007): Enhanced Fingerprint-Based Location Estimation System in Wireless LAN Environment, Emerging Directions in Embedded and Ubiquitous Computing. EUC 2007, Lecture Notes in Computer Science.

## Anschrift der Autoren

Dipl.-Ing. Alexander Leeb, Korschneck & Partner Vermessung ZT-GmbH, Wiedner Hauptstraße 17, 1040 Wien.  
E-Mail: alexander.leeb@kopa.at

A.o. Univ.-Prof. Dr. Günther Retscher, Department für Geodäsie und Geoinformation, Forschungsbereich Ingenieur-geodäsie, Technische Universität Wien, Wiedner Hauptstraße 8-10, E120-05, 1040 Wien.

E-Mail: guenther.retscher@tuwien.ac.at