



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
WIEN
Vienna University of Technology



DIPLOMARBEIT

Studie für ein campusweites Positionierungs- und Informationssystem im Indoor- und Outdoorbereich

zur Erlangung des akademischen Grades

Diplom-Ingenieur

im Rahmen des Studiums

Geodäsie und Geoinformation

eingereicht von

Alexander Leb

Matrikelnummer 01326712

ausgeführt am Department für Geodäsie und Geoinformation
in der Forschungsgruppe Ingenieurgeodäsie der Technischen Universität Wien

Betreuung

Betreuer: Ao.Univ.Prof. Privatdoz. Dipl.-Ing. Dr.techn. Günther Retscher

Wien, am 20.08.2020

(Unterschrift Verfasser)

(Unterschrift Betreuer)



Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

Kurzfassung

Der *Technischen Universität Wien* stehen auf einer Fläche von 269.000 m² in etwa 12.000 Räume in 30 Gebäuden 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. Da die satellitengestützte Positionierung in einem Gebäude aufgrund der fehlenden Sichtverbindung zu den Satelliten allerdings nicht möglich ist, muss für die Indoor-Positionierung auf andere Technologien zurückgegriffen werden. Zahlreiche Methoden und Technologien wurden daher bereits entwickelt. Eine dieser Technologien stützt sich auf die Verwendung von WLAN-Signalen, die mit handelsüblichen mobilen Endgeräten, wie beispielsweise Smartphones, empfangen werden können. Die Positionierung mit Hilfe eines Smartphones und WLAN-Signalen stellt allerdings vor allem in großen und komplexen Gebäuden einige Herausforderungen dar.

Im Rahmen dieser Diplomarbeit soll daher eine Studie für ein Positionierungs- und Informationssystem an der TU Wien durchgeführt werden. Die Indoor-Positionierung wird dabei mittels WLAN-Fingerprinting durchgeführt. Dafür werden in der sogenannten Offline-Phase zunächst WLAN-Signalstärken der umliegenden Access Points an Referenzpunkten gemessen und in eine Datenbank abgespeichert. In der Folge wird daraus eine sogenannte Radio Map erzeugt, mit der anschließend in der Online-Phase die aktuellen Messungen verglichen werden. Die Position mit der besten Übereinstimmung ergibt dann die gesuchte Position. Für diesen Zweck werden WLAN-Signalstärken am Karlsplatz, in der Universitätsbibliothek sowie im Freihaus-Gebäude unter realen Bedingungen gemessen. Die Messungen werden dabei statisch, kinematisch und im Stop-and-Go Modus mit sechs verschiedenen Smartphones durchgeführt. Anschließend wird die Position mittels eines probabilistischen Ansatzes basierend auf der Berechnung der Mahalanobis-Distanz bestimmt. Die für die Messungen verwendeten Smartphones empfangen die Signalstärken unterschiedlich stark, weshalb für jedes Smartphone eine Kalibrierung durchgeführt wird. Mit Hilfe einer zusätzlichen 24-Stunden Messung werden die Schwankungen der WLAN-Signale analysiert. Für den Outdoorbereich erfolgt eine Positionierung mittels GNSS.

Die Ergebnisse der Langzeitmessung zeigen große zeitliche Variationen der Signalstärken und Signalrauschen. Es wurde festgestellt, dass tagsüber Schwankungen von bis zu ± 5 dBm auftreten können. In der Nacht sind die Signale wesentlich stabiler. Die Analyse der Offline-Messungen zeigt, dass überall ausreichend stabile Signale vorhanden sind, um eine Positionsbestimmung an der TU Wien mittels WLAN-Fingerprinting durchzuführen. Bei den verschiedenen Messverfahren in der Offline-Phase zeigt sich, dass die jeweiligen Datenbanken eine große Ähnlichkeit haben und daher kombiniert werden können. Die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen liegen in der Bibliothek bei 1,5 bis 6 m und im Freihaus bei 1 bis 3 m. Ein Grund für die bessere Genauigkeit im Freihaus ist die höhere Anzahl und Dichte an Access Points. In der Bibliothek zeigen sich außerdem Unterschiede in einzelnen Bereichen. Bei den Online-Messungen erzielen die Stop-and-Go Messungen mit einem durchschnittlichen Positionierungsfehler von 2,5 bzw. 1,4 m geringfügig bessere Ergebnisse als die statischen und kinematischen Online-Messungen. Die abgegangenen Trajektorien konnten in beiden Messgebieten gut rekonstruiert werden. Durch die Kalibrierung der Smartphones konnte die geräteabhängige Empfangsempfindlichkeit ausreichend ausgeglichen werden, wodurch sich keine großen Unterschiede bei den verschiedenen Smartphones bezüglich der erreichten Genauigkeiten ergeben. Einzig bei den kinematischen Messungen ist eine Abhängigkeit aufgrund der unterschiedlichen Dauer eines WLAN-Scans feststellbar. Diese liegt im Durchschnitt bei 2,4 bis 4,1 s und führt zu unterschiedlichen Genauigkeiten je nach verwendetem Smartphone, da bei einer längeren Scandauer weniger Messwerte für eine Interpolation zur Verfügung stehen. Die GNSS-Messungen am Karlsplatz ergaben eine durchschnittliche Positionierungsgenauigkeit von 8 m.



Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

Abstract

The Vienna University of Technology has an area of 269.000 m² with around 12.000 rooms in 30 buildings. With such a large number of buildings and rooms, a positioning and navigation system can be a helpful tool for finding your way on the campus. However, due to the lack of line-of-sight to the GNSS-satellites, satellite-based positioning is not possible in a building. Therefore, other technologies have been developed for indoor positioning. One of these technologies is based on the use of Wi-Fi signals, which can be received with commercially available mobile devices, such as smartphones. However, positioning using a smartphone and Wi-Fi signals poses some challenges, especially in large and complex buildings.

As part of this master thesis, a study for a positioning and information system is to be carried out at the campus of the TU Wien. Indoor positioning is carried out using Wi-Fi fingerprinting. For this purpose, Wi-Fi signal strengths of the surrounding access points are first measured at reference points and saved in a database. Subsequently, a so-called radio map is generated, with which the current measurements can be compared. The position with the best match then results in the position sought. For this purpose, the Wi-Fi signal strengths at Karlsplatz, in the university library and in the Freihaus office building are measured under real conditions. The measurements are carried out statically, kinematically and in stop-and-go mode with six different smartphones. Afterwards, the position is determined using a probabilistic approach based on the calculation of the Mahalanobis distance. Due to the device-dependent reception sensitivity, a calibration is carried out for each smartphone. With the help of an additional 24-hour measurement, the fluctuations of the Wi-Fi signals are analysed. For the outdoor area, positioning is carried out using GNSS.

The results of the long-term measurement show large temporal variations in the signal strengths and signal noise. While signal fluctuations of up to ± 5 dBm can occur during the day, the signals are much more stable at night. The analysis of the offline measurements shows that there are sufficiently stable signals everywhere on the campus to carry out a position determination using Wi-Fi fingerprinting. The various measurement methods in the offline phase show that the respective databases are very similar and can be combined. The average positioning error is 1.5 to 6 m in the library and 1 to 3 m in the Freihaus office building. One reason for the better accuracy in the Freihaus is the higher number and density of access points. There are also differences in individual areas in the library. For online measurements, the stop-and-go measurement deliver with an average positioning error of 2.5 and 1.4 m slightly better results than the static and kinematic online measurements. The trajectories could be reconstructed well in both measuring areas. By calibrating the smartphones, the device-dependent reception sensitivity could be compensated sufficiently, which means that there are no major differences in the accuracy of the different smartphones. A dependency occurred only in the kinematic measurements due to the different duration of a Wi-Fi scan. The durations are in the range of 2.4 to 4.1 s and lead to different accuracies depending on the used smartphone, as fewer measurements for interpolation are available for a smartphone with longer scan duration. The GNSS measurements at Karlsplatz showed an average positioning accuracy of 8 m.



Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

Inhaltsverzeichnis

1. EINLEITUNG	1
1.1 GLIEDERUNG DER ARBEIT.....	3
2. STAND DER TECHNIK	5
3. POSITIONIERUNGS- UND INFORMATIONSSYSTEM	7
3.1 INDOOR-POSITIONIERUNGSSYSTEM	7
3.1.1 Anforderungen.....	7
3.2 INFORMATIONSSYSTEM	9
3.3 ZUSAMMENFASSUNG	10
4. POSITIONSBESTIMMUNG	11
4.1 HERAUSFORDERUNGEN	11
4.1.1 Signaldämpfung.....	11
4.1.2 Signalschwankungen	12
4.1.3 Interferenz	12
4.1.4 Line-of-Sight.....	12
4.1.5 Multipath.....	13
4.1.6 Zeitsynchronisation.....	13
4.2 MESSPRINZIPIEN	14
4.2.1 Angle of Arrival.....	14
4.2.2 Time of Arrival	14
4.2.3 Round-Trip Time	15
4.2.4 Time Difference of Arrival.....	15
4.2.5 Received Signal Strength Indicator.....	16
4.3 METHODEN DER POSITIONSBESTIMMUNG	17
4.3.1 Cell of Origin	17
4.3.2 Lateration und Angulation.....	18
4.3.3 Fingerprinting	18
4.3.4 Koppelnavigation (Dead Reckoning)	19
4.3.5 Bildgestützte Positionierung.....	19
4.4 TECHNOLOGIEN FÜR DIE INDOOR-POSITIONSBESTIMMUNG	20
4.4.1 Optische Technologien	20
4.4.2 Soundbasierte Technologien	22
4.4.3 Radiofrequenz-Technologien.....	23
4.4.4 Magnetfelder.....	25
4.4.5 Inertialsensoren.....	26
4.4.6 GNSS	26
4.5 ZUSAMMENFASSUNG	30
5. WLAN-FINGERPRINTING	35
5.1 WIRELESS LOCAL AREA NETWORK.....	35
5.1.1 Standard IEEE 802.11	36
5.1.2 Frequenzbereiche	37

5.1.3	<i>Sendeleistung</i>	38
5.2	ERSTELLUNG DER RADIO MAP (OFFLINE-PHASE).....	39
5.3	POSITIONSBESTIMMUNG (ONLINE-PHASE).....	41
5.3.1	<i>Deterministische Ansätze</i>	41
5.3.2	<i>Probabilistische Ansätze</i>	42
6.	MESSABLAUF	45
6.1	MESSINSTRUMENTE	45
6.1.1	<i>Smartphones</i>	45
6.1.2	<i>CPS-App</i>	47
6.1.3	<i>TUnet Wireless LAN-Service</i>	48
6.2	MESSVERFAHREN.....	50
6.2.1	<i>Statische Messungen</i>	50
6.2.2	<i>Kinematische Messungen</i>	50
6.2.3	<i>Stop-and-Go Messungen</i>	51
6.3	MESSGEBIETE.....	53
6.3.1	<i>Bibliothek</i>	53
6.3.2	<i>Freihaus</i>	55
7.	STÖREINFLÜSSE	57
7.1	EINFLUSS DES MENSCHLICHEN KÖRPERS.....	57
7.2	SIGNALSCHWANKUNGEN	58
7.3	GERÄTEABHÄNGIGE FINGERPRINTS	60
7.4	UNREGELMÄßIGE SCANDAUER	63
7.4.1	<i>Kinematische Messungen</i>	63
7.4.2	<i>Stop-and-Go Messungen</i>	65
7.5	ZUSAMMENFASSUNG	66
8.	ANALYSE DER OFFLINE-MESSUNGEN	67
8.1	STABILITÄT DER WLAN-SIGNALE.....	67
8.2	VERGLEICH DER MESSVERFAHREN	70
8.3	SICHTBARKEIT DER WLAN-SIGNALE.....	72
8.4	REICHWEITE DER WLAN-SIGNALE	74
8.5	ERSTELLUNG DER RADIO MAPS	76
8.5.1	<i>Bibliothek</i>	76
8.5.2	<i>Freihaus</i>	78
8.6	ZUSAMMENFASSUNG	81
9.	ANALYSE DER POSITIONSBESTIMMUNG	83
9.1	BIBLIOTHEK.....	85
9.1.1	<i>Statische Messungen</i>	85
9.1.2	<i>Kinematische Messungen</i>	93
9.1.3	<i>Stop-and-Go Messungen</i>	95
9.1.4	<i>Zusammenfassung</i>	100
9.2	FREIHAUS	101
9.2.1	<i>Statische Messungen</i>	101

9.2.2	<i>Kinematische Messungen</i>	108
9.2.3	<i>Stop-and-Go Messungen</i>	110
9.2.4	<i>Zusammenfassung</i>	111
9.3	VERGLEICH DER MESSVERFAHREN	112
10.	ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK	113
10.1	AUSBLICK	115
	LITERATURVERZEICHNIS	117
	ANHANG	125

Abkürzungsverzeichnis

AoA	<i>Angle of Arrival</i>
AP	<i>Access Point</i>
CoO	<i>Cell of Origin</i>
CP	<i>Checkpoint</i>
dBm	<i>Dezibel-Milliwatt</i>
DFS	<i>Dynamic Frequency Selection</i>
FTM	<i>Fine Time Measurement</i>
GNSS	<i>Global Navigation Satellite System</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
ISM	<i>Industrial, Scientific, and Medical</i>
IPS	<i>Indoor Positioning System</i>
KNN	<i>K-Nearest Neighbour</i>
LBS	<i>Location Based Service</i>
LED	<i>Light Emitting Diode</i>
LoS	<i>Line-of-Sight</i>
MAC	<i>Media Access Control</i>
MEMS	<i>Micro-Electro-Mechanical System</i>
MSR	<i>Matching Success Rate</i>
RFID	<i>Radio Frequency Identification</i>
RSS	<i>Received Signal Strength</i>
RSSI	<i>Received Signal Strength Indicator</i>
RTT	<i>Round Trip Time</i>
SSID	<i>Service Set Identifier</i>
TDoA	<i>Time Difference of Arrival</i>
ToA	<i>Time of Arrival</i>
TPC	<i>Transmit Power Control</i>
TU	<i>Technische Universität</i>
UWB	<i>Ultra-Wideband</i>
VLC	<i>Visible Light Communication</i>
WLAN	<i>Wireless Local Area Network</i>

1. Einleitung

Mit der steigenden Beliebtheit mobiler Endgeräte wie Smartphones, Smartwatches, Tablets, Smartglases, usw. hat die drahtlose Lokalisierung zahlreiche neue standortbasierte Dienste (engl. *Location Based Services*, LBS) hervorgebracht, die unser tägliches Leben in den Bereichen Navigation, Gesundheitswesen, Notfalldienste, soziale Netzwerke, Unterhaltung, usw. beeinflussen und verbessern. Bei einem LBS ist es notwendig, dass die aktuelle Position des mobilen Geräts bekannt ist, wofür ein Positionierungssystem erforderlich ist. Die bekanntesten Positionierungssysteme sind satellitengestützt und werden zusammengefasst *Global Navigation Satellite Systems (GNSS)* genannt. Diese Technologie erfordert allerdings eine direkte Sichtverbindung zu den GNSS-Satelliten, was in einem Gebäude für Gewöhnlich nicht der Fall ist. Deshalb muss auf andere Technologien und Methoden zurückgegriffen werden. Positionierungssysteme, die für den Einsatz in Gebäuden gedacht sind, werden auch *Indoor Positioning Systems (IPS)* genannt.

Ein IPS ist ein drahtloses lokales System, das für die Navigation, Lokalisierung und Positionierung von Objekten oder Personen in einem Gebäude verwendet wird. Es besteht zumeist aus mindestens einem Sender und einem Empfänger. Entweder sendet das mobile Gerät ein Signal aus, das von fest installierten Empfängern empfangen wird oder es geschieht umgekehrt. Dabei gibt es unterschiedliche Technologien, die für die Positionsbestimmung verwendet werden können, wie optische, soundbasierte und Radiofrequenz-Technologien sowie Magnetfelder. Da es heutzutage in beinahe jedem öffentlichen Gebäude einen kabellosen Internetzugang gibt, ist die Messung von vorhandenen WLAN-Signalen die beliebteste Technologie, um die Position eines mobilen Geräts zu bestimmen.

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 bewährt, die auf der Messung von Signalstärken beruht. Diese Methode besteht aus der Offline-Phase und der Online-Phase. In der Offline-Phase werden die WLAN-Signalstärken der umliegenden Access Points an bekannten Referenzpunkten gemessen und in einer mehrdimensionalen Datenbank abgespeichert. Aus dieser Datenbank wird eine sogenannte Radio Map erzeugt. Bei der Positionsbestimmung (Online-Phase) werden dann die aktuell gemessenen Signalstärken an einer unbekannt Position mit den Signalstärken in der Radio Map verglichen. Schlussendlich wird die Position in der Radio Map zurückgegeben, die am besten mit der Online-Messung übereinstimmt.

Mit rund 28.000 Studierenden ist die *Technische Universität Wien* die größte naturwissenschaftlich-technische Forschungs- und Bildungseinrichtung in Österreich. Mit den vier innerstädtischen Standorten (Campus Karlsplatz, Getreidemarkt, Gußhaus und Freihaus, siehe Abbildung 1.1) sowie dem Science Center im Arsenal stehen der TU Wien insgesamt 12.000 Räume in 30 Gebäuden auf einer Fläche von ca. 269.000 m² zur Verfügung, [1]. 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 Diplomarbeit 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 mit Hilfe eines IPS leichter ein Buch finden können, indem es die Besucher zu den richtigen Bücherregalen navigiert. Diese Diplomarbeit beschäftigt sich daher mit einer Studie für ein Positionierungs- und Informationssystem an der TU Wien.



April 2019 | TU GUT, Resselgasse 3, 1040 | www.tuwien.ac.at

Abb. 1.1: Innerstädtische Standorte der TU Wien

Das Positionierungssystem an der TU Wien sollte sowohl im Indoor- als auch im Outdoorbereich funktionieren. Im Indoorbereich soll WLAN-Fingerprinting zur Positionsbestimmung verwendet werden. Im Rahmen dieser Diplomarbeit werden dafür WLAN-Signalstärken am Karlsplatz, im Freihaus sowie in der Universitätsbibliothek gemessen. Die Messungen werden dabei statisch, kinematisch und im Stop-and-Go Modus mit sechs verschiedenen Smartphones durchgeführt. Anschließend werden diese Messungen unter anderem bezüglich der Verfügbarkeit und Stabilität der WLAN-Signale analysiert. Zusätzlich werden noch Langzeitmessungen durchgeführt, um die Signalschwankungen zu untersuchen. Für den Outdoorbereich werden neben den WLAN-Signalen auch die GNSS-Positionen aufgezeichnet und analysiert. Auf Grundlage der gemessenen WLAN-Signalstärken wird eine Fingerprint-Datenbank erstellt und anschließend eine Positionsbestimmung durchgeführt und analysiert.

1.1 Gliederung der Arbeit

Diese Arbeit ist wie folgt gegliedert: Zunächst gibt **Kapitel 2** einen kurzen Überblick über den aktuellen Stand der Technik. In **Kapitel 3** wird das bestehende Informationssystem der TU Wien kurz vorgestellt. Außerdem werden allgemeine Anforderungen für ein Indoor-Positionierungssystem und im Speziellen für die TU Wien erläutert. Danach folgt in **Kapitel 4** ein Überblick über die verschiedenen Herausforderungen, Messprinzipien, Methoden und Technologien der Positionsbestimmung. In **Kapitel 5** wird die WLAN-Fingerprinting Methode näher vorgestellt. Dabei wird auf die Eigenheiten eines WLAN-Systems näher eingegangen sowie auf die Erstellung der Fingerprint-Datenbank. Weiters werden unterschiedliche Ansätze zur Positionsbestimmung vorgestellt. Das anschließende **Kapitel 6** gibt einen Überblick über den praktischen Teil dieser Arbeit. Es werden die unterschiedlichen Messverfahren, Messgebiete und verwendeten Messinstrumente präsentiert. Dabei wird auch die Verfügbarkeit der WLAN-Signale analysiert. Im anschließenden **Kapitel 7** werden einige Störeinflüsse anhand der Offline-Messungen näher untersucht und in **Kapitel 8** folgt anschließend die Analyse der Offline-Messungen. Dabei wird die Stabilität der WLAN-Signale in den beiden Messgebieten untersucht, sowie die unterschiedlichen Messverfahren miteinander verglichen. Außerdem werden die Sichtbarkeiten und Reichweiten der WLAN-Signale sowie die erstellten Radio Maps analysiert. In **Kapitel 9** erfolgt die Analyse der Positionsbestimmung und das letzte **Kapitel 10** schließt die Arbeit mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick ab.



Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

2. Stand der Technik

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 erforschtesten Technologien für die Indoor-Positionierung. Zahlreiche Publikationen wurden bereits veröffentlicht. In diesem Kapitel werden daher einige verwandte Arbeiten für ein auf WLAN basierendes IPS vorgestellt, welche den Stand der Forschung repräsentieren.

Eines der ersten auf WLAN basierendes Indoor-Positionierungssystem ist RADAR [2], 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 [3] ist eines der ersten Systeme zur Indoor-Positionierung, das den Effekt der Userausrichtung beachtet. In der Offline-Phase werden die WLAN-Signalstärken in unterschiedlichen Ausrichtungen aufgenommen. In der Online-Phase wird anschließend mit Hilfe eines digitalen Kompasses die Ausrichtung 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. Dieses System erreicht einen durchschnittlichen Positionierungsfehler von 1,65 m. Ein ähnliches System ist SMARTPOS [4], das allerdings auf der deterministischen WLAN-Fingerprinting Methode basiert. Zur Positionsbestimmung wurde ein gewichteter k -nächster Nachbar Ansatz angewendet. SMARTPOS erreicht einen mittleren Positionierungsfehler von 1,16 m.

Ein anderes IPS ist Freeloc [5], bei dem die Benutzer selbst WLAN-Signalstärken sammeln. Aufgrund dieser Crowdsourcing-Methode erfolgt die Erstellung der Radio Map automatisch, wodurch viel Zeit gespart werden kann. Ein Problem dabei ist, dass jeder Benutzer ein anderes Smartphone besitzen könnte, sodass 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) [6] 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 [7] ist ein auf *Deep Learning* basierendes IPS, das trotz Vorhandenseins von Rauschen hochauflösende und stabile Genauigkeiten erzielt. Das Rauschen wird dabei mittels einem Autoencoder minimiert. Weiters wird eine Reihe von zusätzlichen Komponenten eingebaut, um Übertraining und den Umgang mit heterogenen Smartphones zu bewältigen. Die Ergebnisse zeigen eine mittlere Genauigkeit von 2,64 und 1,21 m.

Hou et al. (2018) [8] haben ein auf WLAN basierendes IPS mittels AoA-Methode 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 Benutzer 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 Positionsbestimmung wird dann am mobilen Gerät durchgeführt. Die experimentellen Ergebnisse zeigen, dass der Positionierungsfehler in Innenräumen weniger als 2,5 m beträgt.

Kulkarni und Lim (2019) [9] verwenden die neue Android WLAN 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 einem Smartphone möglich, das Android 9 oder höher als Betriebssystem installiert hat. Guo et al. (2019) [10] bestimmen die Position, indem zusätzlich zu WLAN RTT auch noch die empfangenen Signalstärken 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 1,44 m bei einer Aktualisierungsrate von nur 0,19 s.

3. Positionierungs- und Informationssystem

Um in einem Gebäude die Position auf einem mobilen Gerät bestimmen zu können, ist ein Positionierungssystem erforderlich. In diesem Kapitel wird daher zunächst eine Definition für ein Indoor-Positionierungssystem gegeben. Des Weiteren werden die Anforderungen für ein IPS betrachtet. Anschließend wird das TU-interne Informationssystem TISS sowie die Lernplattform TUWEL kurz vorgestellt, mit denen das Positionierungssystem kombiniert werden kann.

3.1 Indoor-Positionierungssystem

Ein *Indoor-Positionierungssystem* (IPS) ist ein drahtloses lokales System, das für die Navigation, Lokalisierung und Positionierung von Objekten und Personen in einem Gebäude verwendet wird. Es besteht meistens aus mindestens zwei Hardware-Komponenten: einem Sender und einem Empfänger. Dabei ist immer eines der beiden Komponenten das zu ortende mobile Gerät. Abhängig von der Funktionalität dieser beiden Komponenten kann eine erste Einteilung von Positionierungssystemen vorgenommen werden, [11]:

Bei einem *Self-Positioning System* stellt der Empfänger das mobile Gerät dar, welches die Signale von koordinativ bekannten Sendern misst. Die Position wird danach auf dem mobilen Gerät berechnet. Es ist auch möglich, dass die Messergebnisse vom Empfänger zu einer Masterstation geschickt werden. Wird die Position an der Masterstation berechnet, so wird von *Indirect-Remote-Positioning* gesprochen.

Bei einem *Remote-Positioning System* stellt der Sender das mobile Gerät dar und die Empfänger sind an bekannten Positionen fixiert. In einer Masterstation werden die Resultate aller Messungen gesammelt und die Position des Senders wird berechnet. Werden die Messergebnisse wieder vom Empfänger zum Sender zurückgeschickt, sodass die Positionsbestimmung am mobilen Gerät erfolgt, dann wird es *Indirect-Self-Positioning* genannt.

3.1.1 Anforderungen

In diesem Kapitel werden die Anforderungen für ein IPS im Allgemeinen und im Speziellen für die TU Wien betrachtet. Ein IPS sollte nicht nur eine geforderte Genauigkeit haben, sondern auch zuverlässig funktionieren und benutzerfreundlich gestaltet sein. Schlussendlich sollte auch auf den Datenschutz und die Kosten geachtet werden.

Genauigkeit

Die erforderliche Genauigkeit eines IPS hängt von der jeweiligen Anwendung ab. Während eine Positionsgenauigkeit im Meterbereich für viele Anwendungen ausreichend ist, kann sie zum Beispiel für eine Lagerhalle zu ungenau sein. Die erreichbare Genauigkeit ist dabei unter anderem von der verwendeten Positionsbestimmungsmethode und -technologie abhängig. Auch die Anzahl der Sender bzw. Empfänger spielt eine wesentliche Rolle. Weiters sollte darauf geachtet werden, in welcher Dimension die Position bestimmt werden soll. In einem mehrgeschoßigen Gebäude muss zusätzlich zur Lage (horizontale Genauigkeit) auch noch das Stockwerk (vertikale Genauigkeit) bestimmt werden.

Das IPS der TU Wien sollte für das Freihaus eine Genauigkeit auf Raumebene erreichen, demzufolge auf einige Meter genau sein. Für die Bibliothek ist eine etwas genauere Positionierung notwendig, um ein Buch finden zu können. Bei einem Bücherregalabstand von 2-3 m sollte die Genauigkeit in diesem Bereich liegen. Da die Gebäude der TU Wien mehrere Stockwerke haben, sollte zusätzlich zur Lage auch das Stockwerk bestimmt werden können.

Zuverlässigkeit und Abdeckung

Ein Positionierungssystem sollte stets verfügbar sein und aus stabilen Komponenten bestehen, sodass die Positionsbestimmung in Echtzeit durchgeführt werden kann. Weiters sollten kleinere Signalausfälle kompensiert werden können und ein nahtloser Übergang zwischen Outdoor- und Indoorbereich möglich sein. Dazu sind eine ausreichende Anzahl und eine gute Verteilung von Sendern bzw. Empfängern notwendig. Aufgrund der weit verteilten Standorte der TU Wien sollte das Positionierungssystem auf dem ganzen innerstädtischen Campus funktionieren, also sowohl innerhalb als auch außerhalb eines Gebäudes. Es soll erkannt werden, in welchem Gebäude sich der Benutzer befindet oder ob er/sie sich im Außenbereich des Campus‘ aufhält.

Benutzerfreundlichkeit

Ein jeder Student, Mitarbeiter oder Besucher sollte das Positionierungssystem leicht bedienen können. Da heutzutage die Nutzung eines Smartphones allgegenwärtig ist, ist eine Applikation für ein Smartphone eine sinnvolle Technologie. Dabei sollte die Informationsdarstellung auf den Benutzer angepasst sein und auch auf körperlich beeinträchtigte Personen Rücksicht genommen werden. Außerdem sollte darauf geachtet werden, dass die Applikation so wenig Energie wie möglich verbraucht. Der Energieverbrauch hängt unter anderem davon ab, ob die Position am Smartphone oder extern berechnet wird. Wird die Positionsbestimmung auf einem externen Server durchgeführt, kann sie in der Regel viel schneller berechnet werden. Die Positionsbestimmung sollte außerdem nicht zu lange dauern, sondern wenn möglich in Echtzeit erfolgen. Das bedeutet, dass die Latenzzeit - also die Zeit, die benötigt wird, damit der Benutzer seine Position sieht - so kurz wie möglich sein muss.

Datenschutz

Der Datenschutz ist eine große Herausforderung für ein IPS, da nicht alle Menschen den Wunsch haben, ihre aktuelle Position zu teilen. Daher ist es wichtig, die Privatsphäre und Sicherheit der IPS-Benutzer zu beachten. Deshalb sollte sich der IPS-Betreiber die Frage stellen, wie der Benutzer dem System vertrauen kann, [12]. Entscheidend dabei ist, wo die Positionsbestimmung erfolgt, also entweder am mobilen Gerät oder in einer Masterstation bzw. auf einem externen Server. Wird die Position direkt am mobilen Gerät bestimmt, so ist keine Weiterleitung von Informationen an den IPS-Betreiber erforderlich, womit die Privatsphäre des mobilen Benutzers gewährleistet wird. Die Positionsbestimmung auf dem mobilen Gerät erfordert allerdings wiederum viel Energie und eine gute Rechenleistung, weshalb es erheblich ist, den Rechenaufwand des IPS zu reduzieren, [13]. In [14] werden verschiedene IPS-Technologien verglichen. Dabei wurde festgestellt, dass ein großer Teil der Technologien Datenschutzprobleme aufweist. Nur Positionierungstechnologien, die auf sichtbares Licht (Kapitel 4.4.1) oder Inertialsensoren (Kapitel 4.4.5) basieren, gewähren einen hohen Datenschutz.

Kosten

Die Kosten für ein IPS sind eine der grundlegenden Entscheidungskriterien und hängen von mehreren Faktoren - wie Geld, Zeit, Infrastruktur und Energie - ab. Der Zeitfaktor hängt mit der Installation und Wartung zusammen. Auch die Kosten für Software, Server und Wartung der Datenbanken müssen beachtet werden. Die Anzahl der Sender oder Empfänger werden als Infrastrukturkosten angesehen. Allerdings ist nicht immer klar ersichtlich, welche Kosten für ein IPS tatsächlich anfallen. Beispielsweise kann davon ausgegangen werden, dass ein auf WLAN basierendes IPS keine Hardwarekosten verursacht, da die erforderlichen WLAN Access Points bereits vorhanden sind. Der Energieverbrauch ist ebenfalls ein entscheidender Kostenfaktor eines Positionierungssystems. Einige Geräte sind vollständig energiepassiv (zB RFID-Tags). Diese Geräte reagieren nur auf externe Felder und können daher eine unbegrenzte Lebensdauer haben. Andere mobile Geräte hingegen haben nur einen Energiespeicher von einigen Stunden ohne Wiederaufladung, [11].

Für die TU Wien sollte das Positionierungssystem für den Benutzer keine Kosten verursachen, er/sie sollte also keine neue Hardware kaufen müssen. Für den Indoorbereich sollen Technologien eingesetzt werden, die in der Anschaffung und Installation nicht zu teuer sind. Für den Outdoorbereich kann das kostenfreie GNSS verwendet werden.

3.2 Informationssystem

An der TU Wien gibt es mit dem TISS (*TU Wien Informations-Systeme & Services*) bereits ein internes Informationssystem, das verschiedene Dienste zur Administration von Studien- und Forschungsangelegenheiten zur Verfügung stellt. So bietet es beispielsweise einen Überblick über alle Studien und Lehrveranstaltungen an der TU Wien, Projekt- und Publikationsdatenbanken sowie ein Adressbuch der studierenden und lehrenden Personen an. Weiters können damit Anmeldungen zu Lehrveranstaltungen sowie die Erledigung diverser organisatorischer Aufgaben wie Raumbelugung, Adressänderungen, Zeugnisausdruck und vieles mehr durchgeführt werden.

Neben dem TISS gibt es mit TUWEL (*TU Wien E-Learning*) auch noch eine zentrale Lernplattform. TUWEL ergänzt das TISS mit Funktionalitäten zur Abwicklung elektronisch unterstützter Lehrveranstaltungen durch virtuelle Kurse. Die Plattform steht Lehrenden und Universitätsangehörigen sowie Studierenden zur Unterstützung der Lehre und des Studiums zur Verfügung. Lehrende der TU Wien können dabei ihre Kurse mit online Ressourcen, zahlreichen Aktivitäten, Abgabertools, Foren, Terminkoordination, Chats, Online und Offline Prüfungen und vieles mehr gestalten und dadurch ihre Präsenzlehre bereichern. Zusätzlich können unterschiedliche Formen der Kommunikation sowohl zwischen Lehrenden und Studierenden als auch von Studierenden untereinander genutzt werden, [15]. Mit Hilfe dieser Plattform ist es auch möglich, Lehrveranstaltungen durch Fernunterricht (*Distance Learning*) abzuhalten. Mit Hilfe eines Positionierungssystems können diese beiden Systeme noch weiter ausgebaut werden, wodurch sich neue Möglichkeiten für diverse standortbasierte Dienste ergeben.

3.3 Zusammenfassung

Für die Integration von standortbasierten Diensten in das bereits vorhandene TU-interne Informationssystem TISS und TUWEL ist ein Indoor-Positionierungssystem notwendig. Bei der Entwicklung eines solchen Systems muss eine große Anzahl von Anforderungen berücksichtigt werden. Offensichtlich gibt es keine eindeutige Lösung, die für alle IPS geeignet ist. Es ist somit von Bedeutung, die Vor- und Nachteile aller Technologien zu berücksichtigen und mit den Benutzeranforderungen abzustimmen, die für jede Anwendung genau analysiert und beschrieben werden müssen. Allerdings sind die Werte der Leistungsparameter nicht eindeutig feststellbar, da sie wiederum von verschiedenen Faktoren und Bedingungen abhängen. Daher ist es notwendig, einen guten Kompromiss zwischen Leistungsparametern, Benutzeranforderungen und Umgebungsbedingungen für eine zufriedenstellende Lösung zu finden.

4. Positionsbestimmung

In den vergangenen Jahren wurden zahlreiche Methoden und Technologien für die Positionsbestimmung entwickelt. In diesem Kapitel werden daher die grundlegenden Messprinzipien sowie verschiedene Methoden und Technologien zur Positionsbestimmung vorgestellt. Zuerst werden aber noch einige Herausforderungen für die Positionierung präsentiert, die im Laufe der Arbeit des Öfteren vorkommen. In einer Zusammenfassung wird ein Resümee gezogen und erklärt, welche der Methoden und Technologien sich für ein Indoor-Positionierungssystem an der TU Wien eignen.

4.1 Herausforderungen

Wie bereits in Kapitel 3 beschrieben, besteht ein Positionierungssystem aus mindestens einem Empfänger und einem Sender. In diesem Kapitel werden einige Herausforderungen vorgestellt, die bei der Ausbreitung eines Signals vom Sender zum Empfänger entstehen können. Der Schweregrad jeder Herausforderung hängt dabei von der verwendeten Methode und Technologie der Positionsbestimmung ab.

4.1.1 Signaldämpfung

Ein Signal verliert im Laufe der Ausbreitung Energie und wird somit abgeschwächt. Diese Abschwächung wird *Freiraumdämpfung* genannt und beschreibt die Reduktion der Leistungsdichte von elektromagnetischen Wellen im freien Raum, also ohne Störeinflüsse von dämpfenden Medien wie beispielsweise der Luft oder Störungen durch Reflexionen. Die Dämpfung ist dabei von der Signalfrequenz abhängig. Wenn das Signal mit zunehmendem Abstand vom Sender schwächer wird, verschlechtert sich auch das Signal-Rausch-Verhältnis. Die Freiraumdämpfung wird normalerweise in Dezibel, also im logarithmischen Maßstab, angegeben:

$$FSPL [dB] = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{4 \cdot \pi \cdot d \cdot f}{c} \right)^2 \quad (4.1)$$

Dabei ist d die Entfernung vom Sender zum Empfänger in Meter, f die Frequenz des Signals in Hertz und c die Ausbreitungsgeschwindigkeit in m/s^2 . Abbildung 4.1 stellt die Freiraumdämpfung für bekannte WLAN-Frequenzen dar. Dabei ist ersichtlich, dass das Signal bereits innerhalb weniger Meter erheblich abgeschwächt wird und dass mit zunehmender Frequenz die Dämpfung größer wird. Der Freiraumdämpfungsfaktor steigt demnach mit der Entfernung und Frequenz, sodass das Signal entlang der Ausbreitungsrichtung abgeschwächt wird.

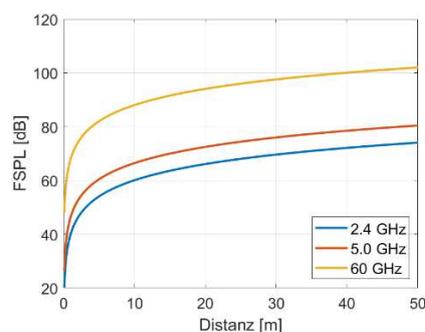


Abb. 4.1: Freiraumdämpfung

Neben der Freiraumdämpfung führen aber auch noch andere Effekte zu einer Signalabschwächung. Da das Signal bei der Ausbreitung unterschiedliche Medien durchläuft, kann es auch absorbiert, gebeugt, gebrochen, reflektiert oder gestreut werden. Vor allem die Absorption und Reflexion haben einen großen Einfluss auf die empfangene Signalstärke und Reichweite. Das Ausmaß der Abschwächung hängt dabei von den Materialeigenschaften und der Geometrie des Mediums ab. In Tabelle 1 sind als Beispiel typische Dämpfungswerte für eine Signalfrequenz von 2,4 GHz aufgelistet.

	Dämpfung [dB]
Dünne Mauer	2-5
Ziegelwand	6-12
Betonwand	10-20
Doppelverglasung	25-35
Betondecke	20-40

Tab. 1: Typische Dämpfungswerte bei einer Signalfrequenz von 2,4 GHz, [29]

4.1.2 Signalschwankungen

Ein jedes Signal unterliegt räumlichen und zeitlichen Schwankungen, weshalb sich die Signalstärke an der gleichen Position im Laufe der Zeit ändert. Die Schwankungen sind dabei von der Technologie und von der physischen Umgebung (zB Personen oder Objekte) abhängig und können auch durch äußere Einflüsse - wie beispielsweise der Temperatur oder Luftfeuchtigkeit - entstehen. Außerdem reagieren einige Systeme auf die Anzahl der Empfänger, die sich in der Umgebung des Senders befinden, mit einer Änderung der Sendeleistung. Die Schwankungen bei WLAN-Signalen werden in Kapitel 7.2 näher untersucht.

4.1.3 Interferenz

Ein weiterer Effekt, der große Probleme verursachen kann, ist die Interferenz. Die Interferenz beschreibt die Änderung der Amplitude bei der Überlagerung von zwei oder mehreren Wellen. Dabei können sich die Wellen entweder gegenseitig auslöschen (destruktive Interferenz) oder verstärken (konstruktive Interferenz). Dies kann dazu führen, dass entweder die Signalstärke falsch gemessen wird oder das Signal überhaupt nicht gemessen werden kann.

4.1.4 Line-of-Sight

Line-of-Sight (LoS) bezeichnet die Notwendigkeit einer direkten Sichtverbindung zwischen Sender und Empfänger. Es dürfen sich demzufolge keine Hindernisse (zB Wände) entlang des Signalausbreitungsweges befinden. Abhängig von der Signalfrequenz können allerdings einige Technologien Hindernisse durchdringen und erfordern daher keine direkte Sichtverbindung. Ist allerdings eine direkte Sichtverbindung notwendig, dann müssen sich die beiden IPS-Komponenten im gleichen Raum befinden. LoS ist dann in den meisten Fällen gegeben, da die Empfänger oder Sender meist oben an der Decke befestigt sind und sich somit keine Hindernisse - wie zB andere Personen - zwischen Sender und Empfänger befinden.

4.1.5 Multipath

Multipath tritt dann auf, wenn Signale an Hindernissen (zB Wände, Personen oder Objekte) während der Ausbreitung reflektiert oder gestreut werden. Dabei können sich die Signale mit ihren eigenen Reflexionen vermischen, wodurch sie durcheinandergebracht werden und schwer zu erkennen sind. Das Ausmaß der Reflexion hängt dabei von den Materialeigenschaften und der Geometrie des Mediums ab. Wird ein Signal reflektiert, so kommen am Empfänger immer mehrere Signale von der gleichen Quelle an. Ein damit verbundenes Problem besteht darin, dass der Empfänger womöglich das reflektierte Signal zur Positionsbestimmung verwendet und nicht das LoS-Signal. Daher ist die vom Signal zurückgelegte Strecke länger als der direkte Weg. Dies kann zu einem Fehler bei der Entfernungsberechnung führen und damit zu einer falschen Positionierung. Daher werden für eine genaue Positionsbestimmung komplexe Signalverarbeitungstechniken benötigt, die das LoS-Signal identifizieren und somit den Multipath-Effekt beseitigen können, [12].

4.1.6 Zeitsynchronisation

Für einige der Positionsbestimmungsmethoden ist es erforderlich, dass mehrere Uhren exakt synchronisiert sind. Bei ToA (Kapitel 4.2.2) wird zum Beispiel der Sende- und Empfangszeitpunkt aus der jeweiligen Uhr benötigt, während bei TDoA (Kapitel 4.2.4) der Unterschied zwischen zwei Sender- oder Empfängeruhren präzise gemessen werden muss. Die Auswirkungen einer ungenauen Zeitsynchronisation auf die Entfernungsmessung kann enorm sein. So führt beispielsweise bei der Verwendung von Radiosignalen, die eine Ausbreitungsgeschwindigkeit von ca. 300.000 km/s haben, ein Synchronisationsfehler von einer Nanosekunde zu einer falschen Entfernungsmessung von 30 cm.

Für das Synchronisieren der Empfänger- und Senderuhren in einem Netzwerk wird häufig das *Network Time Protocol* (NTP) verwendet. Allerdings wird dadurch nur eine Synchronisationsgenauigkeit von 10 bis 100 ms erreicht, was für eine Positionsbestimmung nicht ausreichend ist, [16]. Deswegen wurde das *Precision Time Protocol* (IEEE 1588) entwickelt, das eine präzisere Synchronität der Uhrzeiten mehrerer Geräte in einem Netzwerk bewirkt, [17]. Damit ist in Hardware-Ausführung eine Genauigkeit von Nanosekunden und als Software unter einer Mikrosekunde möglich, [18]. Für WLAN wurde ein eigenes FTM-Protokoll (*Fine Time Measurement*) entwickelt, um zeitbasierte WLAN-Positionsbestimmungsmethoden zu verbessern, [19]. Dieses Protokoll wird in Kapitel 4.4.3 noch näher beschrieben.

4.2 Messprinzipien

Zur Berechnung der Entfernung zwischen einem Sender und Empfänger können verschiedene Methoden angewendet werden. Im Folgenden werden die gängigsten Messprinzipien zur Positionsbestimmung vorgestellt. Dabei wird immer davon ausgegangen, dass die Position nur in der Lage bestimmt werden soll. Das mobile Gerät kann dabei entweder der Sender oder der Empfänger sein. Diese Messprinzipien bilden die Grundlage für die im nächsten Kapitel vorgestellten Methoden der Positionsbestimmung.

4.2.1 Angle of Arrival

Das erste Messprinzip basiert auf Winkelmessungen. Bei der sogenannten *Angle of Arrival* (AoA) Methode werden die Richtungswinkel der direkt eintreffenden Signale gemessen. Dafür müssen mindestens zwei koordinativ bekannte Sender oder Empfänger vorhanden sein. Aus dem Schnittpunkt der Richtungsstrahlen wird die Position des mobilen Geräts berechnet (siehe Abbildung 4.2). Um die Winkel der eintreffenden Signale messen zu können, sind allerdings Antennenarrays oder Richtantennen erforderlich.

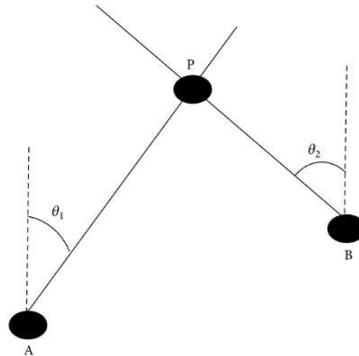


Abb. 4.2: AoA-Methode, [23]

Der Richtungswinkel der eintreffenden Signale kann entweder durch Messung der Signalstärke [20] oder der Phasendifferenz bestimmt werden. Um die Phase des eintreffenden Signals zu messen, wird die *Channel State Information* genutzt, [21], [22]. Die Phasendifferenz wird durch die Zeitdifferenz des in den verschiedenen Antennen eintreffenden Signals verursacht und wird im Wesentlichen durch den Einfallswinkel des eintreffenden Signals bestimmt.

Der große Nachteil bei diesem Verfahren ist der Multipath-Effekt, der eine falsche Beobachtung des reflektierten Signals anstelle des LoS-Signals verursachen kann. Des Weiteren sind im Allgemeinen keine Antennenarrays oder Richtantennen in den mobilen Geräten eingebaut. Aus diesen Gründen kommt dieses Messprinzip in der mobilen Indoor-Positionierung nur selten zur Anwendung.

4.2.2 Time of Arrival

Die *Time of Arrival* (ToA) Methode (oder auch *Time of Flight*, ToF) ist ein zeitbasiertes Verfahren, das auf der absoluten Laufzeitmessung eines Signals vom Sender zum Empfänger beruht. Die Entfernung zwischen diesen beiden Komponenten wird durch Multiplikation der Signallaufzeit (Empfangs- minus Sendezeitpunkt) mit der Ausbreitungsgeschwindigkeit berechnet. Aufgrund der kurzen Entfernungen zwischen Sender und Empfänger in einem Gebäude sind die Laufzeiten sehr gering, sodass eine präzise Synchronisation von Sender- und Empfängeruhr gefragt ist, [23]. Außerdem muss die Sendezeit dem

Signal aufmoduliert werden, damit der Empfänger die Signallaufzeit berechnen kann. Für die Positionsbestimmung, die durch Lateration (siehe Kapitel 4.3) erfolgt, müssen mindestens drei koordinativ bekannte Sender oder Empfänger vorhanden sein. Diese Methode findet in der GNSS-Positionierung Anwendung, da die Satelliten durch die GPS-Zeit präzise genug synchronisiert sind. Bei der Indoor-Positionierung ist diese Methode hingegen nur schwer zu realisieren, da die geforderte zeitliche Präzision nur schwer erreicht werden kann.

4.2.3 Round-Trip Time

Eine ähnliche Methode ist *Round-Trip Time (RTT)* oder auch *Round-Trip Time of Flight (RTof)* genannt. Im Gegensatz zu ToA wird hier die Signallaufzeit vom Sender zum Empfänger (Responder) und wieder zurück gemessen. Deswegen wird diese Methode auch *Two-Way-Ranging (TWR)* genannt, [24]. Für die Positionsbestimmung müssen wiederum mindestens drei koordinativ bekannte Sender oder Empfänger vorhanden sein.

Ein Vorteil dieser Methode ist, dass das mobile Gerät gleichzeitig Sender und Empfänger ist, was dazu führt, dass keine Zeitsynchronisation zwischen diesen beiden Komponenten notwendig ist. 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, [10]. Dadurch kann die Position im Meterbereich bestimmt werden. Nähere Informationen dazu sind in Kapitel 4.4.3 beschrieben.

4.2.4 Time Difference of Arrival

Während die ToA und RTT-Methode mit absoluten Laufzeiten arbeitet, basiert die *Time Difference of Arrival (TDoA)* Methode auf der Bildung von Zeitdifferenzen, [18]. Ausgehend vom mobilen Gerät als Empfänger werden die Signalankunftszeiten von mindestens drei Sendern als Zeitstempel abgespeichert und die Differenzen berechnet. Die Positionsbestimmung des mobilen Geräts wird danach durch den Schnittpunkt von Hyperboloiden bestimmt (siehe Abbildung 4.3). Das Hyperboloid ergibt sich aus der gleichen Zeitdifferenz zwischen den Empfängern. Umgekehrt kann auch ein mobiler Sender von mehreren Empfängern aus lokalisiert werden.

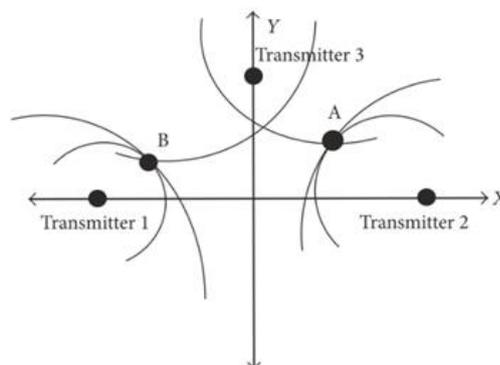


Abb. . 4.3: TDoA-Methode, [23]

Da TDoA nicht die Entfernung zwischen Sender und Empfänger zur Positionsbestimmung verwendet, müssen die beiden Komponenten nicht zeitlich miteinander synchronisiert sein. Zeitsynchronität ist somit nur zwischen den Sendern erforderlich. Der Vorteil gegenüber der ToA-Methode ist somit, dass diese Methode nur die unterschiedlichen Empfangszeiten und die Ausbreitungsgeschwindigkeit benötigt. Im Gegensatz zu ToA muss der Empfänger somit nicht den absoluten Zeitpunkt kennen, zu dem ein Signal ausgesendet wurde. Ein weiterer Vorteil ist, dass der Empfängeruhrfehler nicht relevant ist, da dieser durch Subtraktion eliminiert wird. Der große Nachteil ist wie bei den beiden anderen zeitbasierten Methoden der Multipath-Effekt, der eine falsche Beobachtung des reflektierten Signals anstelle des LoS-Signals verursachen kann.

4.2.5 Received Signal Strength Indicator

Eine andere Methode zur Bestimmung der Entfernung zwischen Sender und Empfänger beruht auf dem Messen der empfangenen Signalstärke, die auch als *Received Signal Strength Indicator* (RSSI) bezeichnet wird. Wie bereits in Kapitel 4.1.1 beschrieben, nimmt die Signalstärke aufgrund der Freiraumdämpfung mit der Entfernung logarithmisch ab. Da sich das Signal im Idealfall gleichmäßig und kugelförmig in alle Richtungen ausbreitet, kann die Position mittels Lateration bestimmt werden, wenn die RSS-Werte von mindestens drei koordinativ bekannten Sendern vorhanden sind. Eine besondere Herausforderung besteht darin, die Entfernung aus der gemessenen Signalstärke abzuleiten. Die Umwandlung kann entweder unter Verwendung eines Signalausbreitungsmodells oder einer gerätespezifischen empirischen Kalibrierung erfolgen.

Die Verwendung eines Signalausbreitungsmodells hat den Vorteil, dass keine vorherige Kalibrierung notwendig ist. Allerdings funktioniert diese Technik mit heterogenen Geräten nicht gut und die Genauigkeit ist normalerweise geringer als bei der empirischen Bestimmung, [7]. In [25] wurde das Empfangsgerät kalibriert, indem die Signalstärken bei bekannten Entfernungen zu einem Sender gemessen wurden. Anhand dieser gewonnenen Information wird eine Funktion gefunden, mit der die Entfernung aus der Signalstärke abgeleitet werden kann. In Abbildung 4.4 sind diese gemessenen Signalstärken in Abhängigkeit von der Distanz dargestellt.

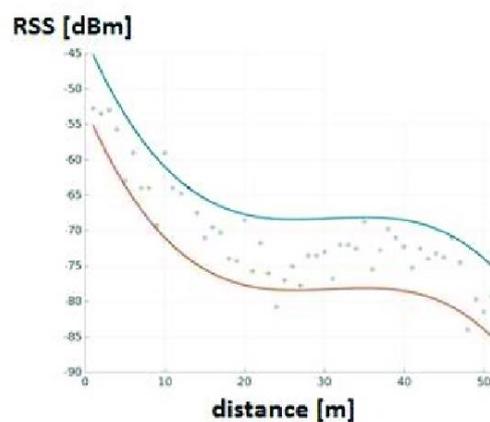


Abb. 4.4: Empirische Bestimmung der Entfernung mittels RSSI, [25]

Bei der RSSI-Methode müssen allerdings einige Effekte beachtet werden. Die Signalausbreitung kann beispielsweise sehr komplex sein, wenn sich Wände zwischen Sender und Empfänger befinden. Der Einfluss der resultierenden Dämpfung ist praktisch unmöglich zu modellieren, [26]. Außerdem unterliegen die Signalstärken zeitlichen und räumlichen Schwankungen. Auch der Multipath-Effekt und Umwelteffekte wie die Luftfeuchtigkeit müssen berücksichtigt werden. Ein weiteres Problem ist, dass der

RSSI nicht robust gegen das Rauschen ist, da das Signal mit der Ausbreitungsentfernung gedämpft wird, während das Rauschen dies nicht tut. Des Weiteren kann sich das Signal in einer dynamischen Umgebung ändern und die empfangene Signalstärke ist vom Smartphone abhängig (siehe Kapitel 7.3). Ein weiteres Problem ist, dass die Signalstärke auch von der Ausrichtung der Antenne abhängig ist. Die Richtwirkung der Antenne wird durch bestimmte Smartphones und die Ausrichtung zu den Sendern beeinflusst, [27]. Wenn allerdings zusätzlich zur empfangenen Signalstärke auch noch die Stärke des ausgesendeten Signals bekannt ist, dann können einige dieser Effekte eliminiert werden.

Eine andere Möglichkeit, die ebenfalls auf der Messung von Signalstärken beruht, nennt sich Fingerprinting. Dabei wird allerdings nicht die Entfernung zu einem Sender bestimmt, sondern die Signalstärken werden mit einer Datenbank verglichen und anhand der besten Übereinstimmung wird die Position ermittelt. Die Datenbank kann wiederum entweder durch ein Signalausbreitungsmodell oder durch empirische Messungen erzeugt werden. Nähere Informationen dazu sind in Kapitel 4.3.3 beschrieben.

4.3 Methoden der Positionsbestimmung

Im Folgenden werden die gängigsten Methoden zur Indoor-Positionsbestimmung mit einem Smartphone vorgestellt. Dabei wird immer davon ausgegangen, dass das Smartphone der Empfänger ist und die Position nur in der Lage bestimmt werden soll. Die Positionsbestimmung kann in zellbasierte Verfahren, Lateration und Angulation, Fingerprinting, Dead Reckoning and hybride Lösungen eingeteilt werden. Zusätzlich gibt es auch noch die bildgestützte Positionierung.

4.3.1 Cell of Origin

Die einfachste Methode zur mobilen Positionsbestimmung ist das zellbasierte Verfahren oder auch *Cell of Origin* (CoO) oder *Proximity* genannt. In der Praxis wird dieses Verfahren vor allem im Mobilfunkbereich angewendet. Dabei wird das Smartphone im Abdeckungsbereich (der Funkzelle oder Cell-ID) einer koordinativ bekannten *Base Transceiver Station* (BTS) geortet, die sich im Zentrum der Funkzelle befindet. Wird ein Smartphone in einer Funkzelle benutzt, so verbindet es sich automatisch mit der BTS und kann geortet werden. Wenn das Signal von mehreren BTS empfangen wird, dann gibt die BTS mit der größten Signalstärke die korrekte Funkzelle an.

Der große Nachteil dieser Methode ist die geringe Genauigkeit, da als Position nur die Cell-ID ausgegeben wird. Die Positionsangabe ist somit nur relativ zu einem fixen Punkt (zB BTS). Die erreichbare Genauigkeit hängt dabei von der Größe der Funkzelle ab, die sich allerdings aufgrund der Zellatmung ständig ändern kann. Je größer die Funkzelle, desto geringer ist die erreichbare Genauigkeit. Die Zellatmung ist jener Effekt, bei der die Zellgröße aufgrund der Benutzeranzahl in der Funkzelle dynamisch angepasst wird. Eine BTS reagiert nämlich auf die Anzahl der Benutzer in einer Funkzelle durch eine Regelung der Sendeleistung. Das bedeutet, je mehr Benutzer sich in einer Funkzelle befinden, desto schwächer wird die Signalstärke und die Funkzelle wird kleiner. Aufgrund der geringen Genauigkeit ist dieses Verfahren für eine genaue Positionsbestimmung ungeeignet, kann aber für die Bestimmung einer ersten Näherungslösung verwendet werden.

4.3.2 Lateration und Angulation

Bei der *Lateration* werden zuerst die einzelnen Entfernungen zwischen den Sendern und dem Smartphone berechnet. Dazu können die in Kapitel 4.2 vorgestellte Methoden ToA, RTT, TDoA und RSSI verwendet werden. Für die Positionsbestimmung müssen mindestens drei Entfernungen zwischen Sender und Smartphone bekannt sein. Werden drei Sender verwendet, dann wird von Trilateration gesprochen, wenn mehr verwendet werden von Multi-Lateration. Für die Positionsbestimmung wird der Schnittpunkt aus den Entfernungsradien berechnet, siehe als Beispiel Abbildung 4.5.

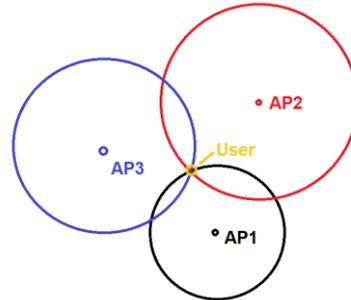


Abb. 4.5: Trilateration

Ein ähnliches Verfahren ist *Angulation*. Dabei werden allerdings statt den Entfernungen die Richtungswinkel der eintreffenden Signale bestimmt. Dazu kann die in Kapitel 4.2.1 vorgestellte AoA-Methode verwendet werden. Für die Positionsbestimmung müssen die Richtungswinkel von mindestens zwei Signalen bekannt sein. Ein Hauptproblem dieses Verfahrens ist der Multipath-Effekt, der eine falsche Beobachtung des Winkels des reflektierten Signals anstelle des LoS-Signals verursachen kann. Außerdem können mit den meisten mobilen Geräten die eintreffenden Winkel nicht bestimmt werden. Daher wird normalerweise die Lateration gegenüber der Angulation bevorzugt, [28].

4.3.3 Fingerprinting

Fingerprinting ist ein Ansatz der Mustererkennung. Diese Methode beruht auf dem RSSI-Messprinzip (Kapitel 4.2.5) und besteht aus der Trainingsphase (oder Offline-Phase) und der Positionierungsphase (Online-Phase). Während der Trainingsphase werden die Signalstärken der umliegenden Sender an mehreren Referenzpunkten im Raum gemessen und in eine mehrdimensionale Datenbank (Radio Map) abgespeichert. 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.

Bei Fingerprinting wird im Gegensatz zur Lateration die Signaldämpfung und der Multipath-Effekt ausgenutzt, um die Position zu bestimmen. Ein Nachteil dieser Methoden ist der hohe Zeitaufwand, der für den Aufbau und Instandhaltung einer Datenbank notwendig ist. Außerdem müssen die Messungen bei der Installation eines neuen Senders oder bei baulichen Veränderungen neu durchgeführt werden, [29]. Eine weitere Herausforderung ist die große Variation der beobachteten RSS-Werte aufgrund der Signalschwankungen. Trotz dieser Nachteile ist Fingerprinting heutzutage eine der beliebtesten Methoden für ein IPS. Weitere Details dazu werden in Kapitel 5 erklärt.

4.3.4 Koppelnavigation (Dead Reckoning)

Bisher ist immer davon ausgegangen worden, dass absolute Messungen durchgeführt werden, also Messungen zu äußeren Punkten (Empfänger oder Sender), ohne auf die letzte Position Bezug zu nehmen. Bei der relativen Positionierung mittels *Dead Reckoning* wird die aktuelle Position des mobilen Geräts basierend auf der letzten bekannten Position bestimmt. Die entscheidenden Parameter sind dabei die Bewegungsrichtung (Kurs) und die Geschwindigkeit bzw. der zurückgelegte Weg. Zur Messung der Bewegungsrichtung kann das - in den meisten mobilen Geräten eingebaute - Gyroskop verwendet werden und für die Bestimmung der Geschwindigkeit der Beschleunigungssensor (siehe auch Kapitel 4.4.5).

Der Vorteil der Koppelnavigation ist, dass keine weiteren Komponenten außer das mobile Gerät notwendig sind, was vor allem Kosten spart. Auch äußere Effekte wie die Luftfeuchtigkeit oder der Multipath-Effekt haben keinen Einfluss. Außerdem wird mit dieser Methode die Position immer am Smartphone bestimmt, wodurch die Privatsphäre des Benutzers gewahrt bleibt. Allerdings ist dafür immer eine Startposition notwendig. Retscher und Hofer (2016) [30] haben die Startposition mit Hilfe von intelligenten Checkpoints bestimmt, die mit WLAN-Fingerprinting erkannt wurden. Der große Nachteil dieser Methode ist allerdings, dass die Messfehler, die aufgrund des Beschleunigungssensors und Gyroskops entstehen, sich im Laufe der Zeit aufsummieren. Dieser Fehlerdrift kann entweder mit Hilfe anderer Techniken (hybride Lösungen) oder mittels Kalman- oder Partikel-Filter minimiert werden, [31].

4.3.5 Bildgestützte Positionierung

Eine weitere Methode der Positionsbestimmung ist die Verwendung und Analyse von digitalen Bildern oder Videos. Bei der sogenannten *bildgestützten Positionierung* (auch *Scene Analysis* genannt) gibt es mehrere Möglichkeiten, [23].

Werden beispielsweise mit speziellen Messkameras Bilder gemacht, so können durch photogrammetrische Arbeitsvorgänge räumliche Daten aus den Bildern gewonnen werden, woraus die Position bestimmt werden kann, [32]. Ähnlich wie bei der Fingerprinting Methode wird hier zuerst eine Datenbank mit Bildern der Umgebung gefüllt und mit der Position verknüpft. Danach kann vom Blickpunkt des Smartphone Users ein Foto gemacht werden und dieses wird dann mit den Bildern aus der Datenbank verglichen, um so die Position zu bestimmen, [33]. Der große Vorteil dabei ist, dass zur Positionsbestimmung keine Signale verwendet werden und somit die Effekte der Signalausbreitung keine Rolle spielen. Außerdem muss keine zusätzliche Infrastruktur installiert werden, da eine Kamera, die mittlerweile in jedem Smartphone integriert ist, ausreicht. Ein Nachteil ist allerdings der hohe Zeitaufwand, der für den Aufbau und die Instandhaltung der Datenbank notwendig ist und bei baulichen Veränderungen neu durchgeführt werden muss. Falls die Position nicht am mobilen Gerät bestimmt wird, müssen die Bilder zuerst zur Masterstation übertragen werden, was einen großen Datentransfer bedeutet. Andererseits, falls die Position am mobilen Gerät berechnet werden soll, benötigt das mobile Gerät einen großen Arbeitsspeicher, da die Bildererkennungssoftware rechenintensiv sind. Aufgrund der technischen Entwicklungen in den letzten Jahren (verbesserte Bilderkennungsalgorithmen und Rechenfähigkeiten sowie größere Datenübertragungsraten) konnten diese Probleme allerdings minimiert werden, [24].

Die Kameras können auch im ganzen Gebäude verteilt fest montiert werden. In diesem Fall wird der Benutzer des mobilen Geräts auf Bildern lokalisiert, die von einer oder mehreren Kameras aufgenommen werden. Dabei werden die Eigenschaften des verfolgten Ziels verwendet. Wenn der Benutzer im

Sichtfeld der Kamera erscheint, kann die Position in Bezug auf die feste Position der Kamera berechnet und verfolgt werden, [34].

Eine andere Methode nennt sich *visuelle Odometrie*, [35], [36]. Dabei wird die Eigenbewegung (Translation und Orientierung) eines Objektes oder einer Person unter Verwendung einzelner oder mehrerer Kameras bestimmt, die am mobilen Objekt befestigt sind. Die Bilder müssen dabei ausreichend aussagekräftige Informationen (Farbe, Textur, Form usw.) enthalten, um die Bewegung der Kamera abzuschätzen. Die visuelle Odometrie bietet einen guten Kompromiss zwischen Kosten, Zuverlässigkeit und Komplexität der Implementierung [37] und wird häufig in der mobilen Robotik eingesetzt, [38].

4.4 Technologien für die Indoor-Positionsbestimmung

Für die Indoor-Positionsbestimmung eines mobilen Geräts können verschiedene Signale und Technologien verwendet werden. Diese werden im Folgenden vorgestellt, wobei auf physikalische Eigenschaften sowie Vor- und Nachteile näher eingegangen wird. Eine erste Einteilung erfolgt in optische, soundbasierte und Radiofrequenz-Technologien, Magnetfelder sowie Inertialsensoren.

4.4.1 Optische Technologien

Optische Technologien arbeiten mit Signalen, die im sichtbaren Bereich oder im Infrarotbereich liegen. Dies entspricht einer elektromagnetischen Strahlung mit Wellenlängen von 380 nm bis 10 μm . Im Gegensatz zu Radiosignalen können Infrarotsignale und sichtbares Licht Wände und andere Hindernisse nicht durchdringen, wodurch die Positionsbestimmung auf geschlossene Räume beschränkt ist. Für die Indoor-Positionierung werden im Folgenden die bekanntesten optischen Technologien kurz vorgestellt.

Infrarot-Strahlung

Infrarot (IR) ist eine unsichtbare elektromagnetische Strahlung. Die Signale breiten sich mit Lichtgeschwindigkeit aus und haben eine Reichweite von ca. 10 Meter. Es wird zwischen fernes, mittleres und nahes Infrarot unterschieden. Letzteres wird zur Datenkommunikation verwendet und hat eine Wellenlänge von 0,8 bis 3,0 μm (Frequenz: 100 – 385 THz). Das IR-Signal wird an Oberflächen reflektiert und kann daher Wände nicht durchdringen. Dies beschränkt den Einsatzbereich auf einen einzelnen Raum. Auf das IR-Signal lässt sich eine Senderidentifikation aufmodulieren, wodurch verschiedene Sender unterschieden werden können. Daher kann die Positionsbestimmung mit allen gängigen Messprinzipien erfolgen. Eines der ersten IPS, das Infrarotsignale verwendet hat, ist *Active Badge* [39].

Ein Vorteil dieser Technologie ist, dass es in der Anschaffung als auch im Betrieb aufgrund des minimalen Stromverbrauchs günstig und leicht umzusetzen ist. Allerdings ist Infrarot störanfällig gegenüber Sonnenlicht oder anderen Geräten und Personen. Aus diesen Gründen und der geringen Reichweite des Signals findet es in der Praxis selten Anwendung. Mit Hilfe von IR-Strahlung ist zwar eine exakte Positionsbestimmung nur schwer möglich, es kann damit aber überprüft werden, ob sich zum Beispiel ein mobiles Gerät in einem Raum befindet (CoO-Methode), [32].

Sichtbares Licht

Sichtbares Licht hat eine Wellenlänge von 380 bis 780 nm bzw. eine Frequenz von 384 bis 789 THz. Als Lichtquelle kann dabei das natürliche Licht oder ein künstlich erzeugtes Licht verwendet werden. Ein Vorteil dieser Technologie ist, dass es überhaupt nicht störend ist, da die Personen in den Gebäuden nur gewöhnliche Lampen sehen, die zB an der Decke befestigt sind. Der Lichtempfänger könnte eine Fotodiode sein, die in der Lage ist, die Lichtintensität zu erfassen, oder ein Bildsensor (zB eine Kamera), der die Lichtimpulse vom Sender registriert. Der Vorteil eines Bildsensors besteht darin, dass damit mehrere Lampen gleichzeitig registriert werden können, wodurch eine genauere Positionierung ermöglicht wird, [23]. Außerdem sind heutzutage in den meisten mobilen Geräten bereits Kameras integriert, womit für den Benutzer keine Kosten anfallen.

Eine Variante, um künstlich erzeugtes Licht zu übertragen, ist die Leuchtdiode (LED). Generell könnte dabei jeder Lampentyp verwendet werden, LED-Lampen haben sich jedoch als am besten geeignet erwiesen, [40]. LEDs weisen verschiedene Vorteile auf, wie eine lange Lebensdauer, hohe Luftfeuchtigkeitstoleranz und geringer Stromverbrauch. Darüber hinaus können LEDs elektrische Signale mit hoher Geschwindigkeit in Lichtwellensignale umwandeln. Aufgrund des Glühlampenverbots in der Europäischen Union wurden viele Beleuchtungen durch LED-Lampen ersetzt. Dies hat weiters den Vorteil, dass die bereits vorhandene Infrastruktur von LED-Lampen verwendet werden kann, um Kosten zu sparen. LEDs senden Signale aus, die von einem mobilen Lichtsensor empfangen werden. Für die Positionsbestimmung können alle gängigen Messprinzipien verwendet werden. Laut Zafari et. al (2019) [41] erreicht die AoA-Methode [42] dabei die höchste Genauigkeit. Es kann aber auch jeder LED-Lampe beispielsweise eine eindeutige Frequenz zugewiesen und auf das von der LED-Lampe abgestrahlte Licht übertragen werden. Mit Hilfe der Phasendifferenz und der TDoA-Methode kann dann die Position bestimmt werden, [43].

Technologien, die sichtbares Licht zur Datenübertragung verwenden, werden auch *Visible Light Communication* (VLC) genannt, [44], [45]. Die Übertragung von Daten mit Hilfe von LED ist möglich, da die Lichtquelle in sehr kurzen Intervallen ein- und wieder ausgeschaltet werden kann. Dieses Flackern kann so schnell sein, dass es von menschlichen Augen nicht wahrgenommen werden kann. Dabei können eine Vielzahl von Modulationsmethoden verwendet werden. Das Prinzip für VLC besteht darin, dass jede fix installierte LED-Lampen eine andere Flacker-Codierung aufweist, sodass der mobile Sensor (zB die Smartphone-Kamera), das Licht empfängt und die Modulation mit den bekannten Codierungsschema vergleicht, siehe Abbildung 4.6.

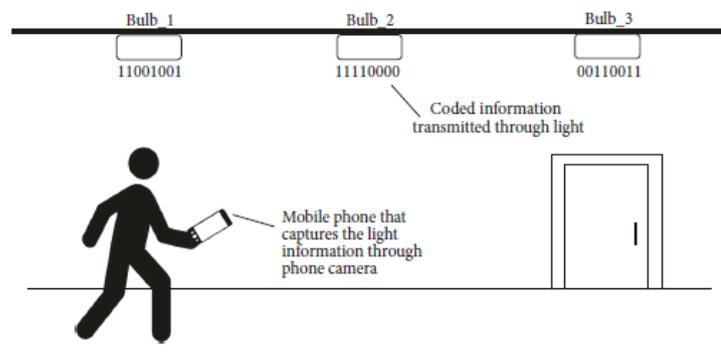


Abb. 4.6: VLC Prinzip, [23]

4.4.2 Soundbasierte Technologien

Die Positionsbestimmung kann auch mit Hilfe von akustischen Signalen erfolgen. Der Sendezeitpunkt kann dabei durch gleichzeitiges Senden eines Radiosignals und eines Tonsignals bestimmt werden. Da das Radiosignal fast augenblicklich am Empfänger ankommt und das Tonsignal erst später, kann die Differenz zwischen diesen beiden Zeiten zur Berechnung der Entfernung verwendet werden. Dafür ist allerdings eine exakte Synchronisation der Empfänger- und Senderuhren notwendig, [23]. Geräusche breiten sich mit ca. 343 m/s im Vergleich zu Infrarot- und Radiofrequenzsignalen langsam aus, was die Messung der Signallaufzeit vereinfacht und wodurch eine höhere Genauigkeit erzielt werden kann, [32]. Die Ausbreitungsgeschwindigkeit ist dabei von der Erzeugungsenergie des Signals sowie von der Dichte und Temperatur des Mediums, das es durchdringt, abhängig. Die soundbasierten Technologien können dabei in hörbaren und nicht-hörbaren Sound (Ultraschall) unterteilt werden.

Hörbarer Sound

Der für den Menschen hörbare (niederfrequente) Frequenzbereich liegt zwischen 16 Hz und 20 kHz. Bei dieser Technologie sendet zB ein Lautsprecher Schall aus, der von einem Mikrophon empfangen wird. Es können aber auch natürlich vorkommende Geräusche - wie zB das Klirren von Geschirr in einer Küche - verwendet werden. Da in jedem Smartphone ein Mikrophon verbaut ist, entstehen für den Benutzer keine Kosten. Die Position kann mit Hilfe aller Messprinzipien bestimmt werden, in der Regel werden aber zeitbasierte Verfahren verwendet, zB in [46], [47], [48] und [49]. Nakashima et al. (2011) [50] bestimmen die Position anhand eines digitalen Wasserzeichens, dass sie in die Tonspur eines jeden Lautsprechers eingefügt haben.

Diese Technologie ist allerdings in der Realität schwer umsetzbar, da davon ausgegangen werden kann, dass es in einem Gebäude viele Störgeräusche gibt, wodurch die Positionsbestimmung erschwert wird. Außerdem können hörbare Geräusche - vor allem in Universitäten und Bibliotheken - im Alltag sehr störend sein.

Ultraschall

Für die Indoor-Positionierung können auch nicht-hörbare Ultraschallwellen verwendet werden. Die Frequenzen von Ultraschall liegen oberhalb der menschlichen Hörschwelle im hochfrequenten Bereich von 20 kHz bis 1 GHz. Bei dieser Technologie werden in der Regel die Laufzeiten von ausgesendeten Ultraschallimpulsen gemessen und die Position anschließend mittels Lateration bestimmt. Beispielsweise wird in [51] die Position mittels ToA bestimmt, während in [17] die Positionierung mittels TDoA erfolgt. Dabei ist es gleich, ob die Signale vom mobilen Gerät ausgesendet und von fest installierten Empfängern empfangen werden oder ob es umgekehrt geschieht. Das mobile Gerät kann auch gleichzeitig Sender und Empfänger sein, sodass die Entfernung mittels RTT bestimmt werden kann, wodurch keine zusätzliche Infrastruktur benötigt wird.

Neben dem Multipath-Effekt ist ein weiteres Problem bei dieser Technologie, dass Ultraschall-Systeme sehr sensibel sind, da ein noch so leises Geräusch bereits Ultraschallwellen erzeugt und so das System stört. Zu den bekanntesten Ultraschall-Positionierungssystemen gehören der *Active Bat* [52], *Dolphin* [53] sowie *Cricket* [54].

4.4.3 Radiofrequenz-Technologien

Radiofrequenzen (RF) - oder auch Hoch- oder Funkfrequenzen genannt - liegen im Bereich von ca. 30 MHz bis 300 GHz. Dies entspricht einer Strahlung mit Wellenlängen von 1 mm bis 10 m. Im Gegensatz zu Infrarotsignalen und sichtbarem Licht können Radiosignale Wände und andere Hindernisse durchdringen, wodurch die Positionsbestimmung nicht auf geschlossene Räume beschränkt ist. Jeder Sender, der Radiosignale überträgt, besitzt eine einzigartige Adresse, anhand derer er erkannt werden kann. Im Folgenden werden die bekanntesten RF-Technologien für die Indoor-Positionsbestimmung vorgestellt.

Wireless Local Area Network

Bei einem *Wireless Local Area Network* (WLAN) werden elektromagnetische Signale über das freie 2,4 und 5 GHz-ISM-Band (Wellenlänge: 12,5 bzw. 6 cm) ausgesendet. WLAN basiert auf dem Standard IEEE 802.11 (siehe Kapitel 5.1.1). Das WLAN-Signal hat im Indoorbereich eine Reichweite von 20 bis 100 m [55] und kann dabei auch durch Wände gehen. Die Positionsbestimmung kann mittels zeitbasierter Verfahren, AoA oder RSSI (siehe Kapitel 5) durchgeführt werden.

Wird dabei RTT (Kapitel 4.2.3) zur Positionsbestimmung verwendet, dann kann das FTM Protocol verwendet werden - das im Standard IEEE 802.11-2016 festgelegt wurde - um die Entfernung zwischen einem Access Point und einem mobilen Gerät zu bestimmen, [19], [56]. Dabei scannt das Smartphone die in der Umgebung befindlichen Access Points und erkennt, welche Access Points RTT-fähig sind. Danach wird eine Anfrage an den Access Points gestellt und dieser antwortet mit einem sogenannten Ping-Pong-Protokoll (Abbildung 4.7). Zuerst wird ein sogenanntes FTM-Protocol (*Fine Timing Measurement*) an das Smartphone gesendet (Ping). Anschließend sendet das Smartphone eine Bestätigung (Ack) zurück (Pong). Die Sende- und Empfangszeit an jedem Gerät werden dabei zum Protokoll hinzugefügt. Damit das Smartphone die komplette Umlaufzeit berechnen kann, braucht es vier Zeitstempel. Deswegen sendet der Access Point nochmals ein Paket aus, in dem alle vier Zeiten enthalten sind. Das Smartphone berechnet dann die Umlaufzeit, indem es die Zeitstempel des Access Points sowie des Smartphones subtrahiert. Die Differenz zwischen diesen beiden Zeiten ist dann die Zeit, die benötigt wurde, um das Paket vom Access Point zum Smartphone und wieder retour zu schicken. Diese Zeit wird anschließend mit der Lichtgeschwindigkeit multipliziert und anschließend durch zwei geteilt. Daraus kann die Entfernung zwischen Access Point und Smartphone abgeleitet werden. Wird die Entfernungen zu mehreren Access Points gemessen, so kann anschließend mittels Lateration die Position bestimmt werden. Voraussetzung dabei ist, dass sowohl die Access Points als auch das Smartphone den Standard IEEE 802.11mc unterstützen, [57]. Für WLAN RTT muss das Smartphone keine Verbindung zu einem WLAN-Access Point herstellen und es wird auch nur das Smartphone verwendet, um die Entfernung zu bestimmen, sodass die Privatsphäre des Smartphone Users gewährleistet ist, [9]. Die erreichbare Genauigkeit liegt dabei im Meterbereich. Die Positionsbestimmung mittels WLAN RTT ist allerdings erst seit *Android 9 (Android Pie)* möglich, [58].

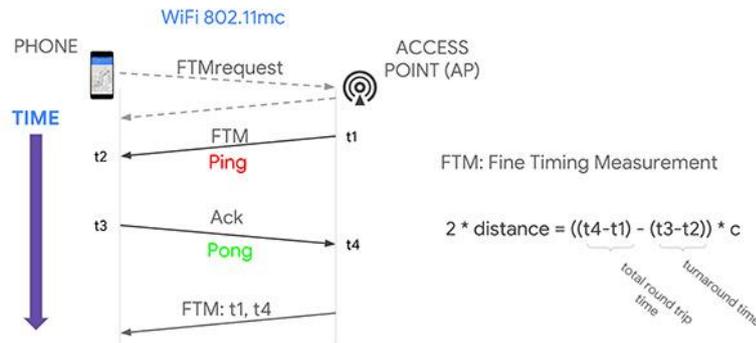


Abb. 4.7: WLAN RTT Prinzip, [57]

Obwohl WLAN ursprünglich nicht für die Positionierung entwickelt wurde, ist diese Technologie eine der am häufigsten verwendeten für ein IPS, da WLAN in den meisten öffentlichen Gebäuden bereits installiert ist und so keine Installationskosten anfallen. Außerdem können die meisten mobilen Geräte WLAN-Signale empfangen, weshalb auch für den Benutzer keine zusätzlichen Kosten entstehen, [7]. Nachteile dieser Technologie sind die auftretende Signaldämpfung sowie Schwankungen der Signalstärken aufgrund von Multipath und der dynamischen Sendeleistung von Access Points. Nähere technische Details zu WLAN werden im Kapitel 5.1 beschrieben.

Bluetooth

Bluetooth ist ebenfalls eine elektromagnetische Strahlung, die eine Wellenlänge von ca. 12,5 cm hat (Frequenzbereich zwischen 2,402 und 2,480 GHz). Die neueste Version *Bluetooth 5.1* hat mittlerweile eine Reichweite von ca. 200 m. Außerdem kann ab dieser Version auch der Richtungswinkel des empfangenen oder ausgestrahlten Signals gemessen werden. Das bedeutet, dass mittels AoA die Position bestimmt werden kann, [59]. Die Positionsbestimmung mittels Bluetooth kann aber auch zeitbasiert oder auf der Messung von Signalstärken basieren. Da Bluetooth allerdings im selben Spektrum wie WLAN sendet, ist es anfällig für Störungen.

Vorteile von Bluetooth sind die Verfügbarkeit (es wird von den meisten modernen Smartphones unterstützt), geringe Kosten und ein geringer Stromverbrauch, wodurch die Sender mehrere Monate oder sogar Jahre mit Batterie betrieben werden können, [60]. Bei dieser Technologie müssen jedoch ebenfalls die Signaldämpfungen, der Multipath-Effekt sowie die Schwankungen der Signalstärken berücksichtigt werden.

Radio Frequency Identification

Eine weitere Technologie zur Indoor-Positionsbestimmung ist *Radio Frequency Identification* (RFID). Die typischen RFID-Frequenzbereiche liegen bei 125-134 kHz (Niederfrequenz), 13,56 MHz (Hochfrequenz) und 860-960 MHz (Ultrahohe Frequenz, UHF), [34]. Bei RFID kommuniziert ein Lesegerät (Reader) mit Hilfe von Radiowellen mit einem oder mehreren Transpondern (Tags). Kommt ein Tag in die Nähe eines Readers, dann treten die beiden in Kommunikation und können so Informationen – wie zB die Position der fest montierten Komponente - miteinander austauschen. Die Tags oder Reader sind dabei an strategisch bedeutsamen Stellen im Gebäude (zB bei den Eingängen) montiert. Die Kommunikation erfolgt entweder mittels induktiver Koppelung oder elektromagnetischer Wellen, [23]. RFID-Tags können danach klassifiziert werden, ob sie passiv, semi-passiv oder aktiv sind, [61].

Passive Tags haben keine eigene Energieversorgung und antworten nur mit der Energie, die der Reader mit Hilfe einer kleinen Antenne abgibt. Sie sind viel leichter, kleiner und billiger als aktive Tags, haben daher allerdings auch nur eine Reichweite von 1-2 m. Ein passiver Tag kann zB an einem mobilen Gerät befestigt werden, welcher von fest installierten Readern gelesen wird. *Aktive Tags* verfügen über eine eigene Stromversorgung und können daher ihr ID-Signal regelmäßig aussenden. Außerdem haben sie eine größere Reichweite von einigen Metern. Einige RFID-Tags sind *semi-passiv* und werden mit Hilfe einer kleinen Batterie nur dann übertragen, wenn ein Reader in der Nähe erkannt wird, [62].

Diese Technologie ist vor allem dann sinnvoll, wenn die Position des mobilen Geräts nicht zu jedem Zeitpunkt bekannt sein muss, sondern nur, wenn wichtige Kontrollstellen wie Gebäudeeingänge passiert werden. Ein Anwendungsgebiet für RFID wäre beispielsweise die Bibliothek. Die passiven Tags werden dabei auf den Büchern befestigt und mittels des Readers kann das Buch erkannt 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.

Ultra-wideband

Ultra-wideband (UWB) basiert auf der Übertragung elektromagnetischer Wellen, die durch eine Folge sehr kurzer Impulse (weniger als 1 ns) mit einer großen Bandbreite (> 500 MHz) gesendet werden. Dadurch können reflektierte Signale besser gefiltert werden, wodurch der Multipath-Effekt minimiert und die Genauigkeit verbessert wird, was einer der größten Vorteile dieser Methode ist, [63]. Im Gegensatz zu anderen RF-basierten Technologien können UWB-Geräte die Signale auch in mehreren Frequenzbändern gleichzeitig übertragen. Ein weiterer Vorteil ist der geringere Stromverbrauch. Allerdings sind UWB-Geräte teuer in der Anschaffung und Installation. Die Positionsbestimmung kann mittels Lateration (ToA oder TDoA) oder Angulation (AoA) durchgeführt werden, [23], [55].

4.4.4 Magnetfelder

Durch die Messung von Magnetfeldstärken kann ebenfalls eine Indoor-Positionsbestimmung durchgeführt werden. Dabei kann sowohl das Erdmagnetfeld [64] als auch ein künstlich erzeugtes Magnetfeld [65] verwendet werden. Obwohl es einige Ansätze unter Verwendung künstlich erzeugter Magnetfelder gibt, nutzen die meisten modernen Systeme die Erdmagnetfeldstärke, [23].

Ein auf Magnetfeldern basierendes IPS misst mit einem Magnetometer die Magnetfeldschwankungen. Das Magnetfeld weist dabei lokale Anomalien auf, die aufgrund von Objekten (zB elektrische Geräte und Leitungen) und Materialien (zB Stahl) in Gebäuden verursacht werden. Unter der Annahme, dass die Anomalien des Magnetfelds innerhalb eines Gebäudes nahezu statisch sind und eine ausreichende lokale Variabilität aufweisen, liefern sie einen einzigartigen magnetischen Fingerprint, sodass die Positionsbestimmung mittels Fingerprinting erfolgen kann, [28]. Ein Vorteil besteht darin, dass die in den meisten mobilen Geräten bereits eingebauten Magnetometer verwendet werden können. Allerdings werden die Magnetfelder bereits durch kleine Änderungen in der Umgebung (zB Personen) gestört, was die Positionsbestimmung erschwert.

4.4.5 Inertialsensoren

Die Position kann auch mit Hilfe von Inertialsensoren bestimmt werden, die in jedem Smartphone integriert sind. Zu den Inertialsensoren zählen der Accelerometer sowie das Gyroskop. Das *Gyroskop* (Drehratensensor) misst die Rotationsgeschwindigkeit und bestimmt somit die Richtungsänderungen des mobilen Geräts. Mit Hilfe des *Accelerometer* (Beschleunigungssensor) wird die Beschleunigung des mobilen Gerätes gemessen. Damit kann die Anzahl der zurückgelegten Schritte und somit auch die Bewegungsgeschwindigkeit bestimmt werden. Die Inertialsensoren erkennen demzufolge, wie schnell und in welche Richtung sich das mobile Gerät bewegt. Damit kann der zurückgelegte Weg mittels Koppelnavigation (Kapitel 4.3.4) bestimmt werden. Bei der Navigation ist dies vor allem dann von Bedeutung, wenn keine GNSS- oder andere Signale empfangen werden können. Ein Positionierungssystem, das auf Inertialsensoren zurückgreift, wird auch *inertiales Navigationssystem* (INS) oder *Trägheitsnavigationssystem* genannt.

Die Inertialsensoren sind in der Regel sogenannte *Micro-Electro-Mechanical Systems* (MEMS). Das sind wenige Millimeter große Bauelemente, die elektronische Schaltungen und mikromechanischen Strukturen in einem Chip vereinen. Sie können mechanische und elektrische Informationen verarbeiten und werden meist aus Silizium hergestellt. MEMS haben einen niedrigen Anschaffungspreis und Energiebedarf, weshalb sie unter anderem in Smartphones verbaut werden, [66]. Oft enthält ein MEMS-Chip mehrere verschiedene Sensoren, beispielsweise werden Accelerometer und Gyroskop häufig miteinander kombiniert. So eine Kombination wird dann als *inertiale Messeinheit* (engl. *Inertial Measurement Unit*) bezeichnet.

Ein großer Vorteil dieser Technologie ist, dass die Sensoren bereits in den Smartphones integriert sind, sodass keine Kosten anfallen. Außerdem werden keine weiteren Komponenten (zB Sender) benötigt und die Positionsbestimmung ist nicht von äußeren Einflüssen (zB Multipath) abhängig. Ein Problem bei der Verwendung von Inertialsensoren ist allerdings der große Fehlerdrift, der sich nach der Zeit aufsummiert. Durch eine Kombination mit anderen Technologien, [67], [68] oder mittels Kalman- oder Partikel-Filter [31] kann der Fehlerdrift allerdings minimiert werden. Werden mehrere Positionierungstechnologien miteinander kombiniert, dann wird von *hybriden Lösungen* gesprochen.

Zusätzlich ist noch zu erwähnen, dass einige Smartphones auch einen Drucksensor eingebaut haben, mit dem der Luftdruck gemessen und somit die Höhe bestimmt werden kann. Dies kann vor allem in mehrgeschoßigen Gebäuden hilfreich sein, da damit das aktuelle Stockwerk bestimmt werden kann, [69], [70].

4.4.6 GNSS

Zur Positionsbestimmung und Navigation außerhalb von Gebäuden wird grundsätzlich ein *globales Navigationssatellitensystem* (GNSS) verwendet. Obwohl GNSS für die Indoor-Positionierung aufgrund der fehlenden Sichtverbindung nicht verwendet werden kann, wird es hier trotzdem näher vorgestellt, da für die Outdoor-Positionierung in dieser Arbeit diese Technologie verwendet wird.

Zu den globalen Navigationssatellitensystemen zählen neben dem von den USA entwickelten *GPS* auch noch das russische *GLONASS* und das chinesische *BeiDou*. Weiters gibt es auch noch *Galileo*, das von der Europäischen Union entwickelt wurde, aber noch nicht in Vollbetrieb ist. Die GNSS-Signale liegen im L-Band, das heißt im Frequenzbereich von 1,164 bis 1,300 MHz (Wellenlänge von 25,7 bis 23,1 cm) und 1,559 bis 1,610 MHz (19,2 bis 18,6 cm), siehe Abbildung 4.8.

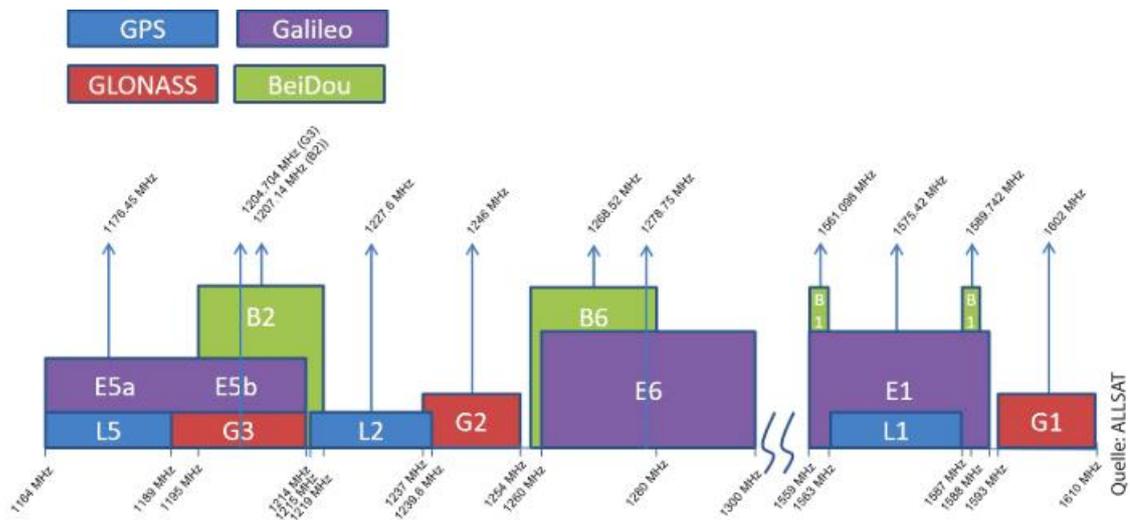


Abb. 4.8: GNSS-Frequenzübersicht, [92]

Messverfahren

Das Grundprinzip der Positionsbestimmung mittels GNSS beruht auf der Messung der Entfernungen zwischen der Antenne des Benutzers und mindestens vier Satelliten. Dabei können zwei Messverfahren unterschieden werden: die Codemessung und die Trägerphasenmessung, [71].

Bei der *Codemessung* senden die GNSS-Satelliten Radiosignale aus, denen Informationen über ihre aktuelle Position und die genaue Uhrzeit aufmoduliert sind. Die Ermittlung der Entfernung geschieht durch Korrelation des Satellitensignals (Codes) mit einer im Empfänger erzeugten Kopie des Codes. Dabei wird der Aussendezeitpunkt des Signals am Satelliten und der Empfangszeitpunkt im Empfänger miteinander verglichen, um so die Signallaufzeit zu erhalten. Anschließend wird diese mit der Ausbreitungsgeschwindigkeit multipliziert, woraus man die benötigte Entfernung zwischen dem Satelliten und der Empfangsantenne bekommt. Da die Uhren in den Satelliten und im Empfänger allerdings nicht exakt synchron laufen, ist die Entfernung verfälscht, weshalb auch von Pseudoentfernung gesprochen wird. Gelöst wird dieses Problem, indem zusätzlich zu den drei Koordinatenunbekannten noch eine vierte Unbekannte, der systematische Uhrenfehler, hinzugefügt wird. Aus diesem Grund erfolgt die dreidimensionale Standortbestimmung über vier Satelliten. Ausgehend von bekannten Satellitenkoordinaten kann so die Position des Empfängers ermittelt werden. Mit GNSS lässt sich aber nicht nur die Position, sondern auch die Geschwindigkeit des Empfängers bestimmen. Dies erfolgt im Allgemeinen durch die Messung des Dopplereffekts oder durch die numerische Differenzierung des Ortes nach der Zeit.

Eine etwas bessere Genauigkeit liefert die *Trägerphasenmessung*. Dabei wird die Phasendifferenz zwischen der vom Satelliten ausgesandten Trägerphase (zB L1, L2, L5 bei GPS) und der Phase des im Empfänger erzeugten Referenzsignals gemessen. Dabei ist allerdings nur das Wellenlängenreststück bekannt, das sehr genau bestimmt werden kann. Die zur Entfernungsmessung notwendige Anzahl der ganzen Wellenlängen (Phasemehrdeutigkeit bzw. Ambiguitäten) ist allerdings nicht so leicht zu bestimmen, da sich der Satellit in ständiger Bewegung befindet. Für die schnelle Bestimmung der Ambiguitäten wurden deshalb leistungsfähige Algorithmen entwickelt, wie zum Beispiel die Kombination von Code- und Trägerphasenmessung. Eine zweite Methode sind Mehrdeutigkeitssuchfunktionen, bei der mit Hilfe statistischer Kriterien nach einer Lösung gesucht wird. Bei Echtzeitmessungen hat das zur Folge, dass vor jeder Messung der Empfänger zunächst die Phasemehrdeutigkeiten von mehreren Satelliten lösen muss.

Genauigkeiten

Die Güte der Initialisierung und damit auch die Genauigkeit der Positionsbestimmung hängt unter anderem von der Signalqualität, der Anzahl und Konstellation der Satelliten und von den genutzten Trägerphasen - also ob zB L1, L1+L2 oder L1+L2+L5 verwendet wird – ab. Ein weiterer Faktor, der Einfluss auf die Genauigkeit hat, ist die Antenne des Empfängers. Eine Verbesserung der Genauigkeit kann unter anderem mittels DGNSS (Differential-GNSS) oder satellitengestützten Erweiterungssystemen (*Satellite-Based Augmentation Systems*, SBAS) erreicht werden.

Die größten Fehlerquellen bei der Bestimmung der Entfernung zwischen den Satelliten und dem Empfänger sind die atmosphärischen Ausbreitungseffekte, insbesondere die ionosphärischen und troposphärischen Verzögerungen. Wenn diese Verzögerungen nicht geschätzt oder eliminiert werden, kann der Positionierungsfehler mehr als 30 m betragen, [72]. Deshalb wurden zahlreiche Methoden entwickelt, um die Signalverzögerungen zu schätzen und zu kompensieren. Da die Ionosphäre ein dispersives Medium ist und somit elektromagnetische Wellen abhängig von ihrer Frequenz verzögert werden, kann dieser Fehler mit einer ionosphärenfreie Linearkombination aus Zweifrequenz-Phasenmessungen nahezu vollständig eliminiert werden. Es können aber auch mathematische Modelle verwendet werden.

Die Genauigkeit hängt weiters davon ab, ob die Position in Echtzeit oder im Post-Processing bestimmt wird. Während Codemessungen hauptsächlich für die Echtzeitpositionierung mit geringer Genauigkeit verwendet werden, werden Trägerphasenmessungen für die präzise Positionierung sowohl in Echtzeit als auch im Post-Processing verwendet. Werden die Trägerphasenmessungen im Post-Processing ausgewertet, können Genauigkeiten von weniger als 5 cm erreicht werden. Post-Processing wird im Allgemeinen somit dann angewendet, wenn ein hohes Maß an Genauigkeit erforderlich ist oder wenn es nicht möglich ist, einige Verzögerungen in Echtzeit genau abzuschätzen, [72].

Smartphone-GNSS-Empfänger

Smartphones verfügen über einen sogenannten GNSS-Chip, der die Signale von den Navigationssatelliten empfängt. Es gibt allerdings große Unterschiede in der Genauigkeit und Leistungsfähigkeit der eingesetzten Chips. Beispielsweise empfangen ältere Smartphone-Modelle meist nur die Signale von GPS- und GLONASS-Satelliten. Ein Smartphone-Nutzer wird aber zukünftig in der Lage sein, aus allen vier GNSS in jeder beliebigen Konstellation seine Position zu bestimmen, [57]. Dies hat den Vorteil, dass mehr Signale zur Verfügung stehen und somit die Position besser und zuverlässiger bestimmt werden kann. Das ist vor allem in urbanen Umgebungen von Bedeutung, da hier die GNSS-Signale aufgrund hoher Gebäude geblockt werden können und somit die Nutzung von vielen LBS eingeschränkt wird.

Die GNSS-Empfänger in den Smartphones sind in der Regel keine Mehrfrequenzempfänger [73], sondern nur Einzelfrequenzempfänger, sodass meist nur das L1/E1-Band zur Messung verwendet werden kann. In diesem Fall ist es nicht möglich, die ionosphärenfreie Linearkombination anzuwenden, [72]. Einige neue Smartphones, wie das Xiaomi Mi 8, haben allerdings bereits Zweifrequenzempfänger eingebaut, mit denen es möglich ist, die L1/E1 und L5/E5 Signale zu empfangen. Dadurch kann der ionosphärische Einfluss eliminiert und somit die Position noch genauer bestimmt werden, [74]. Gleichzeitig ermöglicht dies die Lösung der Phasenmehrdeutigkeiten bei Trägerphasenmessungen, was wiederum eine kinematische Echtzeit- und Präzisionspunktpositionierung direkt auf den Smartphones ermöglicht, [75]. Außerdem können mit Hilfe der E5/L5-Frequenz die direkten Signale von den Multipath-Signalen unterschieden werden, wodurch der Multipath-Effekt minimiert wird, [76].

A-GNSS

Ein weiteres Problem in urbanen Umgebungen ist, dass die Initialisierung des Signals einige Minuten dauern kann, da es durch Gebäude und andere Hindernisse schnell gestört wird und somit nicht zur Verfügung steht. Pesyna et al. [77] hat gezeigt, dass aufgrund der schlechten Multipath-Unterdrückung der Smartphone-Antennen eine schnelle Auflösung der Ambiguitäten nicht möglich ist. Deswegen nutzen Smartphones zur Positionsbestimmung auch WLAN-Daten und die Standorte der Mobilfunksender, in deren Empfangsbereich sich das Smartphone befindet. Ist in einem Smartphone kein GNSS-Empfänger integriert, so kann mit Hilfe von *Assisted-GNSS* (A-GNSS) trotzdem die Position bestimmt werden. Solche Geräte erfordern allerdings eine Datenverbindung über ein Mobilfunknetz. A-GNSS-Daten können auch Geräten mit GNSS-Empfängern zu einer besseren Leistung verhelfen, da eine erste Näherungslösung schneller über das Mobilfunknetz übermittelt werden kann.

Android API

Vor der Veröffentlichung des Betriebssystems *Android N* (Nougat) wurden die genauen GNSS-Rohdaten zur Positionsbestimmung streng geschützt, weshalb den Entwicklern nur die von den GNSS-Chips berechneten Positionen zur Verfügung standen, [72]. Daher konnte die Positionierungsgenauigkeit mit Smartphones unter den besten Bedingungen nur drei Meter erreichen, während sie sich unter ungünstigen Multipath-Bedingungen auf mehrere zehner Meter verschlechterte, [73]. Seit der Einführung der Android-API 24 im Mai 2016 stehen die GNSS-Rohdaten den Entwicklern zur Verfügung, womit nicht nur die Pseudoentfernungen aus den Codemessungen abgeleitet werden können, sondern die Position auch mittels Doppler- und Trägerphasenbeobachtungen bestimmt werden kann. Außerdem können die Rohdaten nun auch im Post-Processing ausgewertet werden, womit Algorithmen entwickelt werden können, welche die Genauigkeit der Positionierung mit handelsüblichen Smartphones verbessern. Daher wurden in den vergangenen Jahren zahlreiche Studien durchgeführt, um die Qualität zu bewerten, [76], [78]. Zhang et al. [79] schlugen beispielsweise einen zeitdifferenzierenden Filteransatz zur Verbesserung der Positionierung vor, der zu horizontalen und vertikalen Positionsfehlern von 0,8 bzw. 1,4 m führte.

4.5 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Messprinzipien, Methoden und Technologien der Indoor-Positionsbestimmung vorgestellt. Tabelle 2 zeigt nochmals einen Überblick der grundlegenden Messprinzipien bzgl. ihren Anforderungen, Genauigkeiten sowie ihren - im ersten Teil dieses Kapitels vorgestellten - Herausforderungen. Die *AoA*-Methoden benötigt zwar die wenigsten Sender, für die Winkelmessung ist allerdings ein Antennenarray oder eine Richtantenne erforderlich, was in den meisten Fällen zusätzlich angeschafft werden muss. Außerdem können der Multipath-Effekt und die notwendige direkte Sichtverbindung zwischen Sender und Empfänger zu Störungen führen. Vorteile der *AoA*-Methode sind, dass keine Zeitsynchronisation zwischen Sender und Empfänger gegeben sein muss und dass die Signaldämpfung keine Rolle spielt. Die zeitbasierten Methoden (*ToA*, *RTT*, *TDoA*) können bei der Indoor-Positionierung ebenfalls nur schwer realisiert werden, da ein Zeitsynchronisationsfehler große Auswirkungen auf die Positionsbestimmung hätte. Außerdem muss darauf geachtet werden, dass nicht die reflektierten Signale gemessen werden, sondern die LoS-Signale, um genaue Ergebnisse zu bekommen. Der große Nachteil der *RSSI*-Methode ist, dass die gemessenen Signalstärken stark variieren können. Allerdings hat diese Methode den Vorteil, dass keine direkte Sichtverbindung zwischen Sender und Empfänger gegeben sein muss und dass der Multipath-Effekt keine große Rolle spielt. Außerdem ist keine Zeitsynchronisation zwischen den beiden Komponenten notwendig.

	AoA	ToA	RTT	TDoA	RSSI
Anforderung	≥ 2 Sender, Antennenarray	≥ 3 Sender/ Empfänger			
Signalausbreitung	Spielt tlw. eine Rolle	Spielt keine Rolle	Spielt keine Rolle	Spielt keine Rolle	Spielt eine Rolle
LoS	Erforderlich	Erforderlich	Erforderlich	Erforderlich	Nicht erforderlich
Multipath-Effekt	Spielt eine Rolle	Spielt eine Rolle	Spielt eine Rolle	Spielt eine Rolle	Spielt tlw. eine Rolle
Zeitsynchronisation	Nicht erforderlich	Sender und Empfänger	Sender und Responder	Sender oder Empfänger	Nicht erforderlich
Genauigkeit	m	dm - m	dm - m	dm - m	m

Tab. 2: Überblick der Messprinzipien

Tabelle 3 fasst die Vor- und Nachteile der unterschiedlichen Methoden der Indoor-Positionsbestimmung nochmals zusammen. Die Genauigkeiten sind dabei mit Vorsicht zu betrachten, da sie stark von der verwendeten Technologie abhängen. Die *CoO*-Methode wird vor allem im Mobilfunkbereich eingesetzt und hat einen einfachen Algorithmus. Allerdings wird die Position nur relativ zu einem Sender angegeben und die Genauigkeit ist von deren Funkzelle abhängig. Diese Methode eignet sich daher nur zur Bestimmung einer ersten Näherungslösung. Im Gegensatz zum Fingerprinting und Scene Analysis ist bei *Lateration* und *Angulation* keine Offline-Phase nötig. Bei diesen beiden Verfahren muss allerdings darauf geachtet werden, dass der Empfänger das LoS-Signal misst und nicht das reflektierte Signal. Bei der *Angulation* ist weiters ein Antennenarray oder eine Richtantenne erforderlich, um die Winkel der eintreffenden Signale zu messen. Der Vorteil von *Fingerprinting* besteht darin, dass es bezüglich des Multipath-Effekts widerstandsfähiger als *Lateration* und *Angulation* ist. Außerdem muss keine direkte Sichtverbindung zwischen Sender und Empfänger vorhanden sein. Ein großer Nachteil ist allerdings der hohe Zeitaufwand, der für den Aufbau und Instandhaltung einer Datenbank notwendig ist. Die Vor- und Nachteile bei *Scene Analysis* sind ähnlich wie bei der *Fingerprinting*-Methode. Ein zusätzlicher Nachteil

ist die große Datenmenge, die übertragen werden muss, wenn die Position auf einem externen Server berechnet werden soll. Falls die Positionsbestimmung hingegen auf dem Smartphone erfolgt, wird eine gute Rechenleistung benötigt, da die Bilderkennungsssoftwaren rechenintensiv sind. Die Positionsbestimmung erfolgt in den meisten Fällen durch Messungen zu äußeren Punkten. *Dead Reckoning* basiert als einzige Methode auf der relativen Positionierung. Der große Vorteil gegenüber den anderen Methoden ist, dass dazu nur ein Smartphone benötigt wird und sonst keine weiteren Komponenten. Allerdings bilden die Inertialsensoren bei jeder Messung Abweichungen zur wahren Position, die sich im Laufe der Zeit aufsummieren und so zu großen Fehlern in der Positionsbestimmung führen.

	Messprinzip	Vorteile	Nachteile	Genauigkeit
CoO	RSSI	Einfacher Algorithmus	Nur relative Position	Mehrere m
Lateration	ToA, TDoA, RTT	Keine Offline-Phase	Multipath; LoS	cm - m
Angulation	AoA	Keine Offline-Phase	Multipath; LoS; Antennenarray erforderlich	cm - m
Fingerprinting	RSSI	Kein Multipath und LoS	Offline-Phase	m
Scene Analysis	-	Kein Multipath	Offline-Phase; Hohe Datenübertragung	cm - m
Dead Reckoning	-	Nur Smartphone notwendig	Großer Fehlerdrift	cm - m

Tab. 3: Überblick der Positionierungsmethoden, [28]

Im letzten Teil dieses Kapitels wurden die unterschiedlichen Technologien beschrieben, die für ein IPS verwendet werden können. Die Vor- und Nachteile einer jeden Technologie sind in Tabelle 4 aufgelistet. Eine Genauigkeitsangabe ist ähnlich wie bei den Methoden nur schwer möglich, da diese stark von dem verwendeten Messprinzip, der Methode und der Infrastruktur abhängt, und wird deshalb nicht genannt. Die Kosten für jede Technologie sind von der bereits vorhandenen Infrastruktur abhängig. Von Benutzerseite wird davon ausgegangen, dass für die Positionsbestimmung ein Smartphone verwendet wird und daher keine Kosten anfallen. Die Kosten in Tabelle 4 beziehen sich somit nur auf die Installation und Wartung der Infrastruktur im Gebäude.

Der Vorteil der *optischen* und *soundbasierten* Technologien ist, dass sie in der Anschaffung als auch im Betrieb aufgrund des minimalen Stromverbrauchs günstig und leicht umzusetzen sind. Allerdings haben die optischen Technologien den großen Nachteil, dass die Strahlen Wände und andere Hindernisse nicht durchdringen können, wodurch die Positionsbestimmung auf geschlossene Räume beschränkt ist. Des Weiteren sind beide Technologien störanfällig gegenüber anderen Lichtquellen bzw. Geräuschen.

Im Gegensatz zu IR-Signalen und sichtbarem Licht können Radiosignale Wände und andere Hindernisse durchdringen, was ein großer Vorteil dieser Technologie ist. Nachteile sind die auftretende Signaldämpfung sowie Schwankungen der Signalstärken. Da *WLAN* in den meisten öffentlichen Gebäuden bereits installiert ist, ist dies die zurzeit beliebteste Technologie für ein IPS, da es Zeit und Kosten spart. Dank des neuen FTM-Protokolls kann damit auch die Sendezeit zwischen Access Point und Empfänger genau genug bestimmt werden, um die Position mittels RTT zu bestimmen. *Bluetooth* bringt dank der neuesten Version ebenfalls einige Vorteile mit sich, wie beispielsweise eine große Reichweite und das Messen von Richtungswinkeln. Außerdem hat es geringe Kosten in der Anschaffung, Installation und Betrieb. Da Bluetooth allerdings im selben Spektrum wie *WLAN* sendet, ist es anfällig für Störungen. Bei *RFID* sind die Tags kostengünstig und leicht, haben aber eine geringe Reichweite. Mittels *UWB*

können reflektierte Signale besser gefiltert werden, wodurch der Multipath-Effekt minimiert und die Genauigkeit verbessert wird. Im Gegensatz zu anderen RF-basierten Technologien können UWB-Geräte die Signale auch in mehreren Frequenzbändern gleichzeitig übertragen. Allerdings sind UWB-Geräte teuer in der Anschaffung und Installation.

Bei einem auf dem *Erdmagnetfeld* basierendem IPS entstehen für den Betreiber keine Kosten, da das Magnetfeld natürlich erzeugt wird. Allerdings ist diese Technologie störanfällig, da das Magnetfeld bereits durch kleine Änderungen in der Umgebung (zB Personen) verändert werden kann.

Wird die Position mit Hilfe von Sensoren bestimmt, dann hat es den Vorteil, dass für den IPS-Betreiber keine Kosten entstehen. Bei der Verwendung von *Inertialsensoren* und *Kameras* ist die Positionsbestimmung außerdem nicht von äußeren Einflüssen (zB Multipath) abhängig. Der große Nachteil bei den Inertialsensoren ist allerdings der Fehlerdrift, der sich nach der Zeit aufsummiert, und dass für eine Navigation ein Startpunkt notwendig ist. Kameras liefern zusätzlich zur Position noch visuelle Informationen, allerdings ist für die Positionsbestimmung eine rechenintensive Bilderkennungssoftware nötig. GNSS ist zwar frei verfügbar, funktioniert allerdings in einem Gebäude nicht.

Technologien	Vorteile	Nachteile	Kosten	
Optisch	Infrarot	Geringer Stromverbrauch	Geht nicht durch Wände; Störanfällig; Geringe Reichweite	Gering
	Sichtbares Licht	Geringer Stromverbrauch; Hohe Genauigkeit	Geht nicht durch Wände; Störanfällig	Gering
Akustisch	Hörbar	Keine Kosten	Im Alltag störend	Keine
	Ultraschall	Hohe Genauigkeit	Störanfällig	Hoch
Radio-frequenz	WLAN	Vorhandene Infrastruktur	Signalschwankungen	Mittel
	Bluetooth	Geringer Stromverbrauch	Signalschwankungen; Störanfällig	Gering
	RFID	Tags können überall angebracht werden	Geringe Reichweite und Genauigkeit	Mittel
	UWB	Kein Multipath; Hohe Genauigkeit; Geringer Stromverbrauch	Teuer	Hoch
Magnet-feld	Natürlich	Keine Kosten	Störanfällig	Keine
	Künstlich	Geringe Schwankungen	Störanfällig	Hoch
Sensoren	Inertial-sensoren	Kein Multipath-Effekt; Arbeiten unabhängig	Fehlerdrift	Keine
	GNSS	Frei nutzbar	Nicht in Gebäuden anwendbar	Keine
	Kamera	Kein Multipath-Effekt; Arbeitet unabhängig; Visuelle Informationen	Bildsoftware notwendig	Keine

Tab. 4: Technologien für die Positionsbestimmung

Aufgrund der Komplexität der Umgebung in einem Gebäude, der Einschränkung durch die direkte Sichtverbindung, Blockierungen von Signalen und Multipath-Effekten aber auch aufgrund der Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit und Kosten der benötigten Geräte stellt die Indoor-Positionierung eine große Herausforderung dar. Sowohl bei den Genauigkeiten, die sich vom Submeterbereich bis hin zu mehreren Metern bewegen, als auch bei den Kosten weisen die Systeme eine große Spannweite auf. Da ein IPS

bei verschiedenen Anwendungen zum Einsatz kommt, gibt es keine Methode und Technologie, welche den anderen überlegen ist, sondern nur eines, das den gestellten Anforderungen technisch und wirtschaftlich am besten entspricht. Jede der vorgestellten Technologien und Methoden hat unterschiedliche Vor- und Nachteile. Daher ist eine kombinierte Lösung die beste Methode, um die Nachteile jeder einzelnen Technologie zu überwinden und die Messfehler zu verkleinern. Werden mehrere Positionierungstechnologien miteinander kombiniert, dann wird von einem *hybriden IPS* gesprochen.



Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

5. WLAN-Fingerprinting

Im vorangegangenen Kapitel wurden die Vor- und Nachteile der unterschiedlichen Messprinzipien, Methoden und Technologien der Indoor-Positionierung näher untersucht. Die RSSI- bzw. Fingerprinting-Methode hat den Vorteil, dass keine direkte Sichtverbindung zwischen Sender und Empfänger notwendig ist. Außerdem spielt der Multipath-Effekt keine große Rolle und es ist keine Zeitsynchronisation zwischen Sender und Empfänger erforderlich. Der Vorteil von WLAN gegenüber den anderen Technologien ist, dass die Infrastruktur in den meisten Gebäuden bereits vorhanden ist und auch jedes mobile Endgerät die Signale empfangen kann. Deswegen ist WLAN-Fingerprinting die zurzeit beliebteste Technologie für ein IPS und wird in diesem Kapitel näher betrachtet. Zuerst werden die technischen Grundlagen eines WLAN-Systems vorgestellt. Anschließend wird die Erstellung einer Fingerprint-Datenbank bzw. Radio Map erklärt und zum Schluss werden einige Ansätze der Positionsbestimmung vorgestellt.

5.1 Wireless Local Area Network

Ein *Wireless Local Area Network* (WLAN) besteht grundsätzlich aus den drahtlosen Netzwerkteilnehmern - die als *WLAN-Clients* bezeichnet werden - und mindestens einer WLAN-Basisstation (*Access Point*). Der Access Point stellt den Zugriff auf das drahtgebundene Netzwerk her und versorgt alle Clients in der Funkzelle. Dies wird auch als *Basic Service Set* (BSS) bezeichnet, siehe Abbildung 5.1.

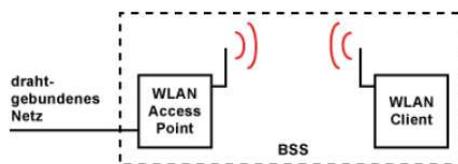


Abb. 5.1: Basic Service Set, [66]

Die Größe der Funkzelle ist dabei von der Sendeleistung und den räumlichen Gegebenheiten abhängig. Hier spielen schwankende Einflüsse, wie die Feuchtigkeit in der Luft und in der Bausubstanz eine große Rolle. Die WLAN-Netze werden über ihre SSID (*Service Set Identifier*) erkannt und die Access Points über ihre BSSID (*Basic Service Set Identifier*) bzw. über die MAC-Adresse (*Media Access Control*). Die MAC-Adresse wird weltweit nur einmal vergeben, wie eine Art feste Seriennummer und dient zur eindeutigen Erkennung einer Computer-Hardware. Jede MAC-Adresse besteht aus 48 Bit und wird häufig als 12-stellige Hexadezimalzahl, also aus Zahlen zwischen 0 bis 9 und Buchstaben von A bis F, dargestellt. Die ersten sechs Stellen der MAC-Adresse geben Auskunft über den Hersteller der Hardware, da jedem Hersteller vom IEEE bestimmte MAC-Adressen zugewiesen werden. Die letzten sechs Stellen darf der Hersteller individuell an seine produzierten Geräte vergeben. Zu beachten dabei ist, dass jede MAC-Adresse nur einmal vergeben wird.

Wird das Netzwerk um mehrere Access Points erweitert, wird es als *Extended Service Set* (ESS) bezeichnet, siehe Abbildung 5.2. Dadurch ist eine größere räumliche Abdeckung möglich. Wechselt ein Client von einer Funkzelle in eine andere, dann wird dies *Roaming* genannt. Wichtig dabei ist eine Überlappung der Funkzellen, da es sonst zu einem Verbindungsabbruch kommt. Der einfachste Weg, um WLAN-Roaming zu realisieren ist, alle Access Points mit der gleichen SSID auszustatten. Ein WLAN Access Point kann allerdings auch gleichzeitig mehrere Signale aussenden, wobei jedes Signal zu einem eigenen WLAN-Netz gehört. Weiters ist es wichtig, dass den Access Points unterschiedliche Kanäle zugewiesen werden, da sonst Interferenzen entstehen, [66].

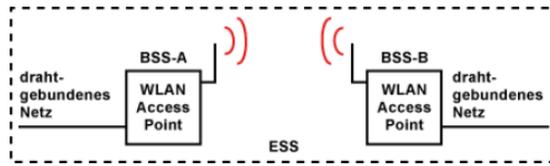


Abb. 5.2: Extended Service Set, [66]

Da die Signalstärken, die SSID und die dazugehörigen MAC-Adressen auch ohne authentifizierte Verbindung abgerufen werden können, liegen diese Informationen frei zur Verfügung. Somit kann die WLAN-Positionierung autonom durchgeführt werden, wobei Datenschutzbedenken vermieden werden, die typischerweise bei anderen Positionierungstechnologien auftreten, [68].

5.1.1 Standard IEEE 802.11

WLAN basiert auf dem Standard IEEE 802.11, der vom *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE) herausgegeben wurde. Seit seiner Einführung wurden mehrere Erweiterungen entwickelt, wobei jede Erweiterung eigene Eigenschaften - wie beispielsweise das verwendete Frequenzband oder die Reichweite - hat. Das Hauptziel einer jeden Erweiterung ist allerdings die Erhöhung der Datenrate. Da die Datenrate allerdings für ein IPS keine Rolle spielt, wird sie hier auch nicht näher betrachtet. In Tabelle 5 sind die wichtigsten Erweiterungen aufgelistet. Einige ältere Smartphones arbeiten noch mit dem Standard 802.11a/b/g/n. In den meisten modernen elektronischen Geräten ist der Standard 802.11ac integriert. Der neueste Standard 802.11ax (Wi-Fi 6) ist erst vor kurzem vorgestellt worden und daher noch nicht weit verbreitet. Die Stärke von Wi-Fi 6 ist eine robuste, hocheffiziente Signalübertragung für einen besseren Betrieb bei deutlich niedrigeren Signalstärken, [80].

	802.11	a	b	g	n	ac	ax
Alternative Bezeichnung	-	-	-	-	Wi-Fi 4	Wi-Fi 5	Wi-Fi 6
Veröffentlicht	1997	1999	1999	2003	2009	2013	2019
Frequenzband [GHz]	2,4	5	2,4	2,4	2,4 5	5	2,4 5
Bandbreite [MHz]	22	20	22	20	20, 40	20, 40, 80, 160	20, 40, 80, 160
Nutzbare Kanäle	13	19	13	13	13 19	19	8
Reichweite [m]	20-100	35-120	40-140	40-140	250	50	k.A.

Tab. 5: Standard IEEE 802.11 und Erweiterungen

Die Standards 802.11a, b, d, e, g, h, i, j wurden 2007 zu einem Basisstandard zusammengeführt (**802.11-2007**). Ebenfalls wurden die Standards 802.11k, r, y, n, w, p, z, v, u, s zum neuen Standard **802.11-2012** zusammengefasst. Der Standard **802.11-2016**, auch bekannt als IEEE 802.11-REVmc, ist eine auf IEEE 802.11-2012 basierende Überarbeitung, die fünf Erweiterungen enthält (ae, aa, ad, ac, af). Mit diesem Standard wurde das FTM-Protokoll eingeführt, mit dem die Signallaufzeit zwischen zwei Geräten präzise gemessen werden kann, wodurch eine Positionsbestimmung mittels WLAN RTT ermöglicht wird (siehe Kapitel 4.4.3).

5.1.2 Frequenzbereiche

Wie in Tabelle 5 ersichtlich, werden die WLAN-Signale über das frei nutzbare ISM-Band (*Industrial, Scientific and Medical Band*) bei 2,4 und 5 GHz ausgesendet. Das entspricht einer Wellenlänge von 12,5 bzw. 6 cm. Die Frequenzbänder werden in Kanäle mit einer Bandbreite von 20 MHz (2,4 GHz-Band) bzw. 40 MHz (5 GHz-Band) unterteilt. Die Standards 802.11ac und 802.11ax umfassen zusätzlich noch Übertragungsbandbreiten von 80 und 160 MHz, sodass mit diesen WLAN-Signalen eine genauere zeitbasierte Positionsbestimmung erzielt werden kann, [81].

Der Frequenzbereich im 2,4 GHz-Band (2400–2483,5 MHz) ist in 14 Kanäle aufgeteilt, wobei in Österreich nur die ersten 13 verwendet werden, siehe Abbildung 5.3. Obwohl der Kanalabstand 5 MHz beträgt, benötigt eine Funkverbindung eine Bandbreite von 20 MHz (bzw. bei 802.11b 22 MHz). Um Störungen zu vermeiden, müssen somit bei räumlich überschneidenden Funkzellen überlappungsfreie Frequenzbereiche mit einem Abstand von vier Kanalnummern gewählt werden. Die gesetzlich geregelte maximale Sendeleistung für das 2,4 GHz-Band liegt in Österreich bei 100 mW, [82].

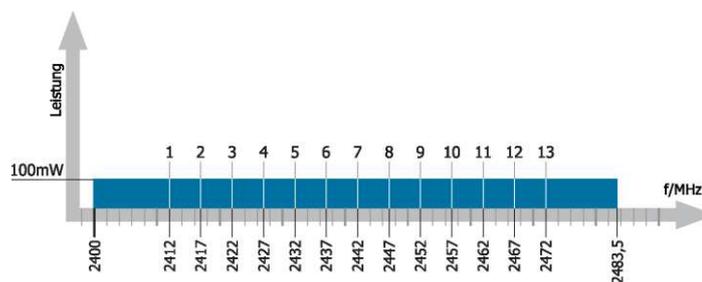


Abb. 5.3: 2,4 GHz-Band, [82]

Im 5 GHz-Band stehen insgesamt 19 Kanäle zur freien Verfügung. Wie in Abbildung 5.4 ersichtlich, darf der Frequenzbereich 5150–5350 MHz nur mit einer maximalen Sendeleistung von 200 mW genutzt werden. Der untere Frequenzbereich von 5150–5250 MHz darf dabei auch ohne automatischer Leistungsregelung (TPC) verwendet werden. TPC (*Transmit Power Control*) reduziert die Sendeleistung abhängig von der Notwendigkeit. Ist beispielsweise ein guter Kontakt zwischen den Geräten vorhanden, so wird die Sendeleistung vermindert. Der Frequenzbereich 5470–5725 MHz darf nur außerhalb von Gebäuden und unter Verwendung von TPC und des dynamischen Frequenzwahlverfahrens (DFS) sowie mit einer maximalen Sendeleistung von 1000 mW benutzt werden. Mit Hilfe von DFS (*Dynamic Frequency Selection*) erkennt der Access Point andere Funksysteme selbstständig und kann auf eine andere Frequenz ausweichen. Damit wird sichergestellt, dass Radaranlagen, Satelliten- und Ortungsdienste nicht gestört werden, [82]. Die Kombination von TPC und DFS erlaubt es den Access Points somit, die Kanäle mit der besten Verfügbarkeit zu ermitteln und eine möglichst kleine Sendeleistung zu verwenden. Der Benutzer bekommt daher immer nur jene Sendeleistung, die für die aktuelle Entfernung zum Access Point benötigt wird.

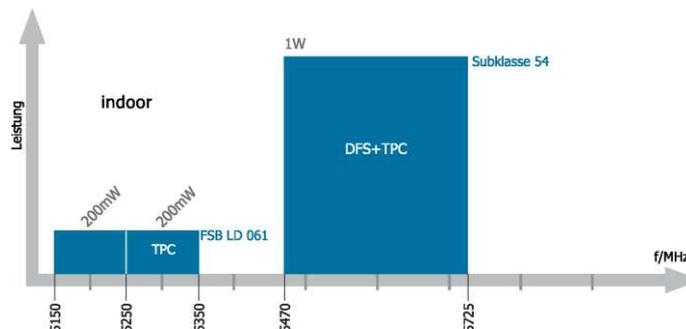


Abb. 5.4: 5 GHz-Band, [82]

Jedes Frequenzband hat spezielle Vor- und Nachteile. Grundsätzlich gilt, je höher die Frequenz, desto kürzer ist die Reichweite (aufgrund der höheren Signaldämpfung). Das 2,4 GHz-Band hat somit theoretisch eine größere Reichweite, da es abschirmende Materialien verlustärmer überwindet. Allerdings hat es den Nachteil, dass das Frequenzband mit anderen elektronischen Geräten bzw. Funktechniken (wie zB Bluetooth, Mikrowellenherde, Funkfernbedienung, usw.) geteilt werden muss und es dadurch störanfälliger gegenüber Interferenzen ist. Der Vorteil des 5 GHz-Band ist die deutlich höhere Datenübertragungsrate, die allerdings bei einem IPS keine Rolle spielt, da keine Daten übertragen werden, sondern nur die Signalstärke gemessen wird. Der große Nachteil des 5 GHz-Band besteht darin, dass das Signal von Wänden stärker abgeschirmt wird.

5.1.3 Sendeleistung

Ein WLAN Access Point sendet in etwa alle 100 ms kleine Datenpakete (sogenannte *Beacons*) aus, welche die SSID und MAC-Adresse enthalten. Dadurch ist eine ständige Datenübertragung gewährleistet. Das mobile Gerät empfängt das Signal und kann den Access Point anhand der MAC-Adresse identifizieren. Die Signalstärke kann zusätzlich mit verschiedenen Smartphone-Applikationen aufgezeichnet werden.

Die Sendeleistung P , die ein Access Point 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). 1 mW entspricht 0 dBm, Werte über 1 mW ergeben somit positive dBm-Werte, Werte unter 1 mW negative dBm-Werte.

$$P[\text{dBm}] = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{P[\text{mW}]}{1 \text{ mW}} \right) \quad (5.1)$$

Die Sendeleistung eines Access Point hängt unter anderem davon ab, auf welchem Frequenzband das Signal gesendet wird. Beim 2,4 GHz Frequenzband liegt die gesetzlich geregelte maximale Sendeleistung bei 100 mW, was 20 dBm entspricht. Beim 5 GHz-Band liegt die maximale Sendeleistung in einem Gebäude bei 200 mW bzw. ~23 dBm. Ein Access Point im Frequenzbereich von 5250–5350 MHz sendet dabei immer mit der mittels TPC bestimmten Sendeleistung. Die empfangene Signalstärke wird als *Received Signal Strength Indicator* (RSSI) bezeichnet. Der RSSI nimmt aufgrund der Signaldämpfung entlang der Ausbreitung ab, sodass am Empfänger meist RSS-Werte zwischen -20 bis -100 dBm gemessen werden.

Die WLAN-Antennen in den Access Points bündeln die elektromagnetischen Wellen und können somit das Signal beeinflussen. Je nach Bauform der Antenne kann somit die Reichweite und Richtung der Signale kontrolliert werden und somit auch die Größe der Funkzelle. Handelsübliche Access Points haben innerhalb eines Gebäudes eine Reichweite von 20 bis 100 Meter. Außerhalb von Gebäuden kann auch eine Reichweite von mehreren Kilometern erreicht werden.

5.2 Erstellung der Radio Map (Offline-Phase)

Beim WLAN-Fingerprinting wird die Position bestimmt, indem an einem koordinativ unbekanntem Ort die WLAN-Signalstärken der umliegenden Access Points gemessen und diese anschließend mit einer Datenbank (Radio Map) verglichen werden. Die Radio Map (siehe als Beispiel Abbildung 8.11) besteht dabei aus RSS-Werten, die entweder empirisch oder mittels eines Ausbreitungsmodells bestimmt werden. Die Ausbreitungsmodelle können allerdings komplex sein, da die Signalausbreitung von vielen Faktoren - wie beispielsweise dem Multipath-Effekt - beeinflusst wird. Deswegen wird im Folgenden nur die empirische Erstellung einer Radio Map betrachtet.

Die Erstellung einer empirisch bestimmten Radio Map beginnt mit der Einteilung von Referenzpunkten auf der Grundlage eines Gebäudeplans. Dabei sollte darauf geachtet werden, dass die Referenzpunkte im ganzen Gebäude gut verteilt sind. In der Offline-Phase werden anschließend an jedem Referenzpunkt die - von verschiedenen Access Points stammenden - Signalstärken gemessen. Ein Fingerprint bzw. Scan $s_{RP_i,t}$, der am Referenzpunkt RP_i zur Zeit t gemacht wurde, setzt sich somit aus den gemessenen RSS-Werten $r_{SS_{AP_j}}$ der N Access Points zusammen:

$$s_{RP_i,t} = \begin{bmatrix} r_{SS_{AP_1}} \\ r_{SS_{AP_2}} \\ \vdots \\ r_{SS_{AP_N}} \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

Die gemessenen Signalstärken werden anschließend zu den entsprechenden Access Points in der Datenbank zugewiesen. Dafür muss zuerst allerdings noch festgelegt werden, welche Access Points für die Positionsbestimmung verwendet werden sollen. Werden mehrere Scans an einem Referenzpunkt durchgeführt, dann besteht die Datenbank aus allen Scans, die auf jedem Referenzpunkt gemessen wurden (siehe als Beispiel Tabelle 6). Dabei kann es vorkommen, dass die Anzahl der empfangenen Signalstärken für jeden Scan unterschiedlich ist, da beispielsweise ein Access Point vorübergehend kein Signal aussendet, oder das Signal zu schwach ist, um gemessen werden zu können. Das führt zu Problemen bei der Positionsbestimmung, wenn im beobachteten Fingerprint und im Fingerprint in der Radio Map RSS-Werte von unterschiedlichen Access Points auftreten. Deswegen wird in diesem Fall ein konstanter RSS-Wert für den fehlenden Fingerprint eingesetzt, was bedeutet, dass das Signal des Access Points nicht messbar war. In dieser Arbeit wurde ein konstanter Minimalwert von -102 dBm verwendet, da der niedrigste je gemessene Wert -101 dBm beträgt.

	RP_1	RP_2	RP_3
AP ₁	{-62, -63, -65}	{-73, -72-, -73}	{-102, -102, -102}
AP ₂	{-102, -102, -102}	{-56, -58, -59}	{-46, -45, -42}
AP ₃	{-90, -102, -102}	{-79, -78, -77}	{-102, -87, -88}

Tab. 6: Beispiel der Fingerprint-Datenbank [dBm]

Für die Positionsbestimmung wird nicht jeder Scan getrennt verwendet, sondern die RSS-Durchschnittswerte der Messungen werden in einem Vektor gesammelt. Dafür muss ein geeigneter Referenzwert für die Messwerte gefunden werden. Sind die Messwerte normalverteilt und nur zufällige Fehler enthalten, dann ist der Mittelwert ein optimaler Referenzwert. Der Fingerprint f_{RP_i} in der Datenbank besteht somit aus allen mittleren RSS-Werten, die auf dem Referenzpunkt RP_i gemessen wurden:

$$\mathbf{f}_{RP_i} = (f_{AP_j}) = \frac{1}{N} \sum_t^N r_{SS_{t,AP_j}} = \begin{bmatrix} \overline{r_{SS_{AP_1}}} \\ \overline{r_{SS_{AP_2}}} \\ \vdots \\ \overline{r_{SS_{AP_N}}} \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Jeder Referenzpunkt hat im Allgemeinen eine einmalige Charakteristik und wirkt daher wie ein Fingerabdruck (daher auch die Bezeichnung *Fingerprint*). Wie in Tabelle 6 ersichtlich, wird an jedem Referenzpunkt jeder RSSI mit einer bestimmten Präzision gemessen. Der Wert für die Präzision einer Messreihe ist die Varianz bzw. die Standardabweichung. Beim Fingerprinting kann diese Information ebenfalls genutzt werden, indem jeder Fingerprint eine eigene Kovarianzmatrix erhält. Dabei werden die Messungen als unkorreliert angenommen, was zur Folge hat, dass die empirische Kovarianzmatrix \mathbf{C}_{ff} nur die Varianzen $s_{r_{SS_{AP_j}}}^2$ der Access Points AP_j in der Diagonalen enthält:

$$\mathbf{C}_{ff_{RP_i}} = \begin{bmatrix} s_{r_{SS_{AP_1}}}^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & s_{r_{SS_{AP_2}}}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & s_{r_{SS_{AP_N}}}^2 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

Die Datenbank enthält also für jeden Referenzpunkt genau einen Fingerprint \mathbf{f}_{RP_i} und ist somit ein zweidimensionales Array mit den Referenzpunkten als Spalten und den Access Points als Zeilen. Zur Positionsbestimmung kann dann entweder direkt die Datenbank verwendet werden, oder es wird mittels flächenhafter Interpolation der RSS-Werte eine Radio Map für jeden Access Point erzeugt. Dafür müssen allerdings die Koordinaten der Referenzpunkte bekannt sein. Die interpolierte Radio Map eines Access Points enthält dann die mittleren RSS-Werte auf den Referenzpunkten sowie die interpolierten RSS-Werte dazwischen. Da für jeden Access Point eine eigene Radio Map erzeugt wird, können die Radio Maps zu einem dreidimensionalen Array zusammengefasst werden, wobei die ersten beiden Dimensionen sich aus der Länge und Breite des Gebäudes ergeben und die dritte Dimension aus der Anzahl der Access Points.

Bei komplexen Gebäuden muss allerdings nicht für das ganze Gebäude ein einziges Radio Map Array erstellt werden, sondern es können auch nur für bestimmte Bereiche (zB Stockwerke) einzelne Arrays erstellt werden. Die Größe der Radio Maps ist dabei von der Rasterweite sowie von den räumlichen Gegebenheiten abhängig und beeinflusst die Qualität und Dauer der Positionsbestimmung. Je größer eine Radio Map ist, desto länger dauert auch die Positionsbestimmung. Die Genauigkeit der Positionsbestimmung hängt vor allem von der Dichte der Access Points und der Qualität der Radio Maps ab. Die Qualität der Radio Maps verschlechtert sich im Laufe der Zeit aufgrund von Leistungsschwankungen der Access Points und Umgebungsänderungen wie zB Positionsänderungen von Möbeln. Daher ist es wichtig, dass regelmäßig neue Fingerprints gesammelt werden, um die Radio Maps auf dem aktuellen Stand zu halten.

5.3 Positionsbestimmung (Online-Phase)

Das Ziel der Positionsbestimmung beim Fingerprinting ist es, die Position des Smartphones Users $X = (x, y)$ mit Hilfe einer Funktion f zu finden, welche den Fingerprint der Online-Phase f_{obs} mit jedem Fingerprint in der Radio Map f_{map}^i vergleicht:

$$X = f(f_{obs}, f_{map}^i) \quad (5.5)$$

Für diesen Vergleich können deterministische und probabilistische Ansätze verwendet werden, welche im Folgenden näher vorgestellt werden. Es sei noch zu erwähnen, dass dabei die Position nur in der Lage bestimmt wird. Im Grunde genommen genügt es, in einem Gebäude eine zweidimensionale Positionsbestimmung durchzuführen, da die Höhe des Nutzers zumeist eine untergeordnete Rolle spielt, da nur jenes Stockwerk des Gebäudes von Bedeutung ist, in welchem sich der Nutzer gerade befindet. Die Stockwerksbestimmung kann durch eine einfache Abfrage geklärt werden, zB in welchem Stockwerk sich die meisten empfangenen Access Points des aktuellen Scans befinden, [29]. Die Stockwerksbestimmung kann aber auch Probleme bereiten, wenn sich in einem Stockwerk wenige oder überhaupt keine Access Points befinden bzw. wenn sich der Nutzer gerade im Stiegenhaus oder im Lift aufhält. Dieses Problem kann durch barometrische Höhenbestimmung mit dem Drucksensor, der in vielen modernen Smartphones zu finden ist, gelöst werden, [69].

5.3.1 Deterministische Ansätze

Bei den deterministischen Ansätzen wird die Distanz d zwischen dem beobachteten Fingerprint f_{obs} und jedem einzelnen Fingerprint in der Radio Map f_{map}^i berechnet und die Position in der Radio Map mit der kleinsten Distanz (also der nächste Nachbar) ergibt den gesuchten Ort:

$$X_{NN} = \operatorname{argmin} d(f_{map}^i, f_{obs}) \quad (5.6)$$

Diese Methode ist die sogenannte *Nearest Neighbour* (NN) Methode. Zur Berechnung der geringsten Distanz können verschiedene Distanzmaße verwendet werden, wie beispielsweise die Manhattan-Distanz. Am häufigsten wird allerdings die *euklidische Distanz* verwendet, [60]:

$$d(f_{map}^i, f_{obs}) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (f_{obs}^j - f_{map}^{i,j})^2} \quad (5.7)$$

Werden mehrere Positionen mit einer geringen Distanz gefunden, so kann auch ein Satz der Punkte mit den K -kleinsten Distanzen ausgewählt werden. Dabei kann K eine beliebig gewählte Zahl sein oder durch einen Schwellwert für eine bestimmte geringste Distanz bestimmt werden. Diese Methode wird dann *K-Nearest Neighbour* (KNN) genannt. Bei der KNN-Methode ist die Position des Users dann für gewöhnlich der Schwerpunkt der K Positionen $X_{NN,j}$ mit den K -kleinsten Distanzen:

$$X_{KNN} = \frac{1}{K} \sum_j^K X_{NN,j} \quad (5.8)$$

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 Users berechnet werden kann. In diesem Fall wird von *K-Weighted Nearest Neighbour* (WKNN) gesprochen.

5.3.2 Probabilistische Ansätze

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

$$X = \operatorname{argmax} p(\mathbf{f}_{map}^i | \mathbf{f}_{obs}) \quad (5.9)$$

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

$$p(\mathbf{f}_{map}^i | \mathbf{f}_{obs}) = \frac{p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i) p(\mathbf{f}_{map}^i)}{p(\mathbf{f}_{obs})} = \frac{p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i) p(\mathbf{f}_{map}^i)}{\sum_j^N p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^j) p(\mathbf{f}_{map}^j)} \quad (5.10)$$

Die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $p(\mathbf{f}_{map}^i)$ ist die a-priori Wahrscheinlichkeit der Position des Users über das ganze 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 Userposition 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 Formel (5.10) 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:

$$X_{ML} = \operatorname{argmax} p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i) \quad (5.11)$$

Der Fingerprint mit der größten Wahrscheinlichkeit wird dann als Position des Smartphone Users angenommen. Diese Methode wird *Maximum Likelihood* (ML) genannt, [83]. Geht man auch hier wieder von der Normalverteilung aus, dann lässt sich $p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i)$ folgendermaßen berechnen (Herleitung in [84] beschrieben):

$$p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\mathbf{C}_{ff_{map,i}}|^{-\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{f}_{obs} - \mathbf{f}_{map}^i)^T \mathbf{C}_{ff_{map,i}}^{-1}(\mathbf{f}_{obs} - \mathbf{f}_{map}^i)\right] \quad (5.12)$$

Dabei ist N die Anzahl der empfangenen Signalstärken für den Fingerprint \mathbf{f}_{map}^i und $\mathbf{C}_{ff_{map,i}}$ ist dessen empirische Kovarianzmatrix, vgl. Gleichung (5.4). Da es das Ziel ist, $p(\mathbf{f}_{obs} | \mathbf{f}_{map}^i)$ zu maximieren, muss der Exponent in (5.12) minimiert werden. Der Exponent ist bis auf den konstanten Faktor $-0,5$ ident mit der *Mahalanobis-Distanz*:

$$d^M(\mathbf{f}_{map}^i, \mathbf{f}_{obs}) = (\mathbf{f}_{obs} - \mathbf{f}_{map}^i)^T \mathbf{C}_{ff_{map,i}}^{-1}(\mathbf{f}_{obs} - \mathbf{f}_{map}^i) \quad (5.13)$$

Ist die Kovarianzmatrix die Einheitsmatrix, so entspricht die Mahalanobis-Distanz folglich der euklidischen Distanz, vgl. Gleichung (5.7). 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. Laut [85] bieten die probabilistischen Ansätze eine höhere Genauigkeit in der Indoor-Positionierung als die deterministischen Ansätze, da diese die Signalschwankungen berücksichtigen. Deswegen wird für die Positionsbestimmung in dieser Arbeit der probabilistische Ansatz mit der Mahalanobis-Distanz verwendet.



Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

6. Messablauf

Im Rahmen dieser Diplomarbeit wurden WLAN-Signalstärkenmessungen am Karlsplatz, im Freihaus sowie in der Universitätsbibliothek statisch, kinematisch und im Stop-and-Go Modus durchgeführt. Die Messungen fanden im Zeitraum von Juli bis Dezember 2019 unter realen Bedingungen statt. Pro Messgebiet und Messverfahren wurde an fünf verschiedenen Tagen gemessen. Um möglichst aussagekräftige Daten zu bekommen, wurde darauf geachtet, dass unabhängige Messungen durchgeführt werden. So fanden die Messungen an unterschiedlichen Wochentagen sowie zu unterschiedlichen Uhrzeiten statt. Aufgrund des langen Messzeitraums von einem halben Jahr konnte auch bei unterschiedlichen Witterungsbedingungen gemessen werden. Außerdem fanden die Messungen sowohl während des Semesters als auch während der vorlesungsfreien Zeit statt, in der sich viel weniger Personen in den Gebäuden aufgehalten haben. Insgesamt wurden dabei sechs verschiedene Smartphones verwendet. Um den Messaufwand gering zu halten, wurden die Messungen immer mit zwei Smartphones gleichzeitig durchgeführt. In diesem Kapitel wird der Ablauf dieser Messungen näher erklärt, indem die verwendeten Messinstrumente, Messverfahren und Messgebiete vorgestellt werden.

6.1 Messinstrumente

Ein großer Vorteil von WLAN-Fingerprinting ist, dass die WLAN-Infrastruktur in den meisten Gebäuden bereits vorhanden ist. Außerdem benötigt der IPS-Benutzer nur ein Smartphone, das die WLAN-Signalstärken messen kann. In diesem Kapitel folgt daher eine Übersicht der verwendeten Smartphones sowie der WLAN-Infrastruktur an der TU Wien. Außerdem wird die Smartphone-Applikation vorgestellt, mit der die WLAN-Signalstärken aufgezeichnet werden.

6.1.1 Smartphones

Zur Messung der Signalstärken wurden sechs verschiedene Smartphones verwendet. Dabei handelt es sich um ein *LG Nexus 5X*, ein *OnePlus 5T*, ein *Sony Xperia Z3*, ein *Samsung Galaxy S7* und zwei *Samsung Galaxy S3*. In Tabelle 7 sind die Smartphones mit den relevantesten technischen Daten aufgelistet. Alle Smartphones können das WLAN-Signal auf dem 2,4 und 5 GHz-Band empfangen. Die beiden Samsung S3 verfügen als einzige Smartphones nicht über den IEEE-Standard 802.11ac. Des Weiteren verfügen alle Smartphones über Beschleunigungssensor, Gyroskop und Kompass. Bis auf das OnePlus 5T ist in jedem Smartphone auch ein Barometer integriert, mit dem der Luftdruck und damit die Höhe bzw. das aktuelle Stockwerk bestimmt werden kann. Alle Smartphones verwenden zur Standortbestimmung das GPS und GLONASS-Signal. Das Samsung S7 und OnePlus 5T verwenden zusätzlich noch das Signal der BeiDou-Satelliten. Als einziges Smartphone kann das OnePlus 5T auch die Signale der Galileo-Satelliten empfangen.

	LG Nexus 5X	OnePlus 5T	Samsung Galaxy S3	Samsung Galaxy S7	Sony Xperia Z3
Modellnummer		A5010	GT-I9300	SM-G935F	D6603
Android-Version	8.1.0	8.1.0	4.3	8.0.0	6.0.1
API Level	27	27	18	26	23
Prozessor	4x1,4 GHz 2x1,8 GHz	4x2,45 GHz 4x1,9 GHz	4x1,4 GHz	4x2,3 GHz 4x1,6 GHz	4x2,5 GHz
RAM	2 GB	6 GB	1 GB	4 GB	3 GB
WLAN 802.11	a/b/g/n/ac	a/b/g/n/ac	a/b/g/n	a/b/g/n/ac	a/b/g/n/ac
Barometer	Ja	Nein	Ja	Ja	Ja
GNSS-Empfänger	GPS, GLONASS	GPS, GLONASS, BeiDou, Galileo	GPS, GLONASS	GPS, GLONASS, Beidou	GPS, GLONASS
Quelle	[93]	[94]	[95]	[96]	[97]

Tab. 7: Technische Eigenschaften der Smartphones

Jedes Smartphone benötigt für einen WLAN-Scan eine gewisse Dauer, was bei kinematischen Trainingsmessungen Auswirkungen auf die Erstellung der Datenbank hat und somit auch auf die Positionierungsgenauigkeit, [86]. Die Scandauer sowie die Anzahl an gemessenen WLAN-Signalen pro Scan sind dabei von der Hardware (Prozessor, WLAN-Chip) sowie vom Betriebssystem des Smartphones abhängig, [87]. Bei Smartphones mit dem Betriebssystem Android ist die Scandauer von der installierten Version abhängig. Um die Netzwerkleistung, Sicherheit und Akkulaufzeit zu verbessern, wurden beispielsweise bei Android 9 (API Level 28) die Berechtigungsanforderungen verschärft und die Häufigkeit von WLAN-Scans eingeschränkt, [88]. Modernere Smartphones weisen also nicht zwangsläufig eine kürzere Scandauer auf. Um die Scandauern der Smartphones zu untersuchen, wurden deshalb Langzeitmessungen durchgeführt. Dabei haben alle sechs verwendeten Smartphones 24 Stunden lang die RSS-Werte der umliegenden Access Points gleichzeitig aufgezeichnet. Mit Hilfe dieser Messung wird auch die unterschiedliche Empfangsempfindlichkeit eines jeden Smartphones untersucht (siehe Kapitel 7.3). In Tabelle 8 sind die unterschiedlichen Scandauern der Smartphones aufgelistet. Das OnePlus 5T und Samsung S7 benötigen mit 2,4 bzw. 2,5 Sekunden die kürzeste Zeit, um einen WLAN-Scan durchzuführen. Die beiden Samsung S3 haben mit jeweils 3,5 Sekunden eine gleich lange Scandauer und das Nexus 5X hat eine durchschnittliche Scandauer von 3,8 Sekunden. Das Sony Z3 benötigt im Durchschnitt 4,1 Sekunden, um einen WLAN-Scan durchzuführen und hat damit die längste Scandauer.

	Scandauer [s]	Signale/Scan
Nexus 5X	3,8	40,8
OnePlus 5T	2,4	42,6
Samsung S3A	3,5	33,7
Samsung S3B	3,5	27,5
Samsung S7	2,5	39,5
Sony Z3	4,1	39,3

Tab. 8: Durchschnittliche Scandauer und Signale pro Scan

In Tabelle 8 ist weiters die durchschnittliche Anzahl an WLAN-Signalen (MAC-Adressen) pro Scan für jedes Smartphone aufgelistet, die bei den Langzeitmessungen empfangen wurden. Dabei fällt vor allem auf, dass die beiden Samsung S3 die wenigsten Signale pro Scan empfangen und obwohl sie vom selben Modell sind, scannen sie eine unterschiedliche Anzahl an Signalen. Die Anzahl der gemessenen Signale pro Scan dieser beiden Smartphones sowie des OnePlus 5T sind in Abbildung 6.1 abgebildet. Dabei ist zu erkennen, dass bis ca. 19 Uhr die beiden Samsung-Geräte in etwa die gleiche Anzahl an Signalen gemessen haben. Danach steigt die Anzahl bei einem Smartphone, während sie beim anderen fällt. Die Ursache für diesen plötzlichen Unterschied konnte nicht geklärt werden. Die übrigen Smartphones empfangen mit durchschnittlich 39,3 bis 42,6 Signalen pro Scan in etwa die gleiche Anzahl.

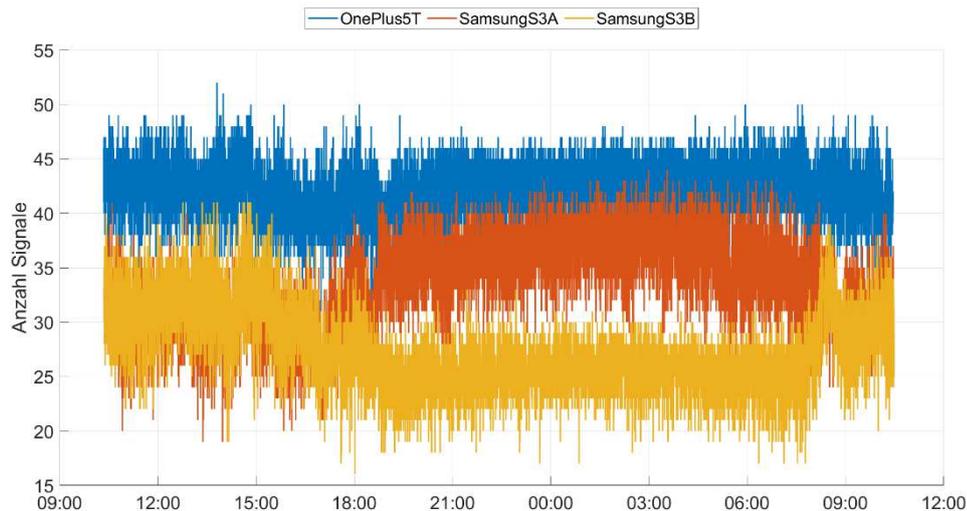


Abb. 6.1: Anzahl der empfangenen Signale (MAC-Adressen) pro Scan

6.1.2 CPS-App

Zur Messung der WLAN-Signalstärken mit Hilfe eines Smartphones wurde eine Applikation verwendet, die von Hofer (2015) [89] entwickelt wurde. Mit Hilfe dieser App (*CPS-APP Version 1.352beta*) können die Signalstärken entweder statisch (mit dem *Kompass-WiFi-Scanner*) oder kinematisch (mit dem *Sensor-WiFi-Recorder*) gemessen werden, siehe Abbildung 6.2. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die WLAN-Signalstärken mit beiden Methoden gemessen.

Mittels dem *Kompass-WiFi-Scanner* wird bei jedem Scan die aktuelle Zeit sowie die MAC-Adressen, Netzwerknamen (SSID) und RSS-Werte für alle sichtbaren Access Points aufgezeichnet. Dabei können an jedem Checkpoint mehrere einzelne Messungen durchgeführt werden, damit die Signalstärken in unterschiedlichen Richtungen gemessen und so Störeinflüsse korrigiert werden können, siehe Abbildung 6.2 rechts. Ein Scan kennzeichnet somit einen Fingerprint und setzt sich aus den gemessenen Signalstärken der umliegenden Access Points zusammen, siehe Formel (5.2).

Mit dem *Sensor-WiFi-Recorder* können kinematische Signalstärkemessungen durchgeführt werden. Dabei geht der Smartphone User eine Trajektorie im Schrittempo ab und die Signalstärken werden permanent entlang der Trajektorie in einem bestimmten Intervall gemessen. Bei der Scandauer zeigen sich je nach Smartphone große Unterschiede, siehe Tabelle 8. Im Gegensatz zur statischen Positionsbestimmung werden hier keine einzelnen Messungen durchgeführt, sondern es wird eine Messzeitreihe aufgenommen. Neben den WLAN-Signalen werden auch noch die Daten der Inertialsensoren sowie die GNSS-Positionen und Barometerwerte aufgezeichnet. Bei der kinematischen Messung müssen vor dem

Messen die Referenzpunkte der Trajektorie in der richtigen Reihenfolge eingegeben werden, siehe Abbildung 6.2 Mitte. Anschließend kann mit einem Klick auf „Starte Aufzeichnung“ damit begonnen werden, die Trajektorie abzugehen. Wird ein Checkpoint passiert, so wird mit einem Klick auf „check CP“ die aktuelle Zeit in eine Textdatei abgespeichert. Zusätzlich werden die permanenten Signalstärkemessungen und Sensordaten ebenfalls mit einem Zeitstempel versehen und in eine separate Textdatei abgespeichert. Dadurch ist es möglich, die Signalstärken für einen bestimmten Checkpoint abzuleiten.

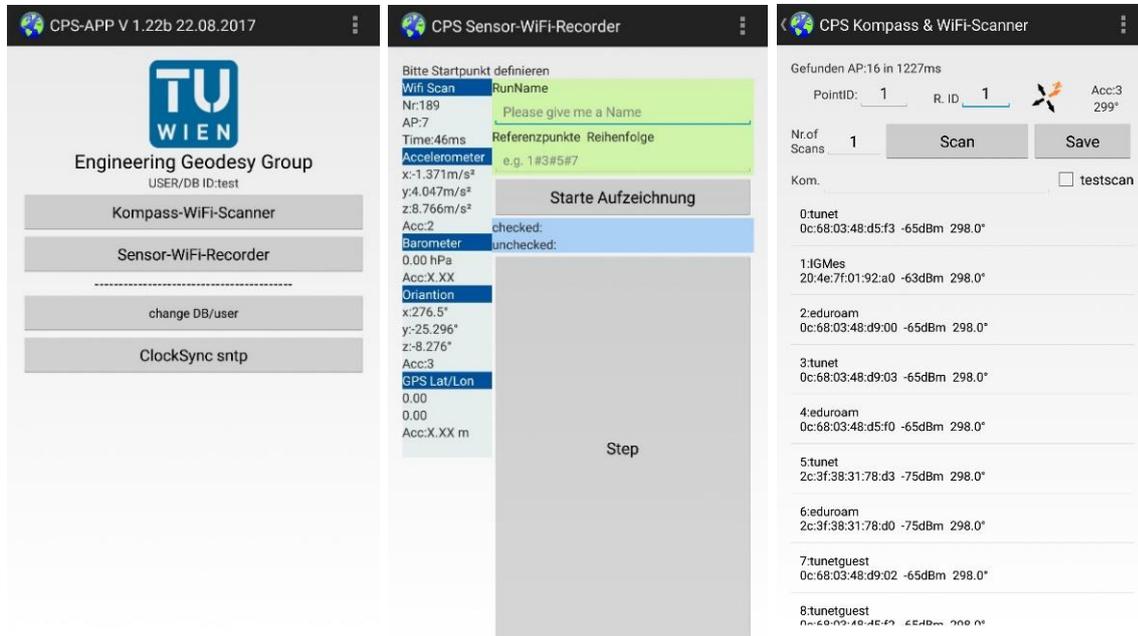


Abb. 6.2: Screenshots der CPS-App

6.1.3 TUnet Wireless LAN-Service

Das drahtlose Netzwerk der TU Wien (*TUnet Wireless LAN-Service*) ermöglicht Mitarbeitern, Studierenden und Gästen der TU Wien einen flexiblen und mobilen Zugang zum Internet. Das *TUnet* besteht dabei aus drei Netzen, welche die SSIDs ‚*tunet*‘, ‚*tunetguest*‘ und ‚*eduroam*‘ haben.

In allen Gebäuden der TU Wien sind WLAN Access Points montiert, die mehrere WLAN-Signale gleichzeitig aussenden können, wobei sowohl das 2,4 GHz als auch das 5 GHz-Band benutzt wird. Daher wird jedes TU-Netz auf zwei verschiedenen Frequenzen ausgesendet. Da die Access Points der TU Wien allerdings unter anderem auf die Signalstärken der Nachbarsender reagieren, können sie auch das 2,4 GHz-Band dynamisch deaktivieren und stattdessen zweimal auf dem 5 GHz-Band senden. Die Entscheidung trifft ein zentraler Controller, der alle Daten kennt und daraus laufend die optimalen Einstellungen auf die Access Points ausgibt. In jedem Access Point ist auch ein eigener Empfänger, der die lokalen Störungen wie beispielsweise Bluetooth, Mikrowelle, Radar, Kameras, usw. erkennt und darauf reagiert, um Interferenzen zu vermeiden. Die Access Points der TU Wien stammen vom Hersteller *Cisco Systems*, siehe Abbildung 6.3.



Abb. 6.3: Access Point der TU Wien

Diese dynamische Sendeleistung hat zur Folge, dass sich der RSS-Wert an einem Ort stark verändern kann, wenn ein Signal statt auf dem 2,4 GHz-Band auf dem 5 GHz-Band gesendet wird. Der Unterschied der Sendeleistung beider Frequenzbänder beträgt ca. 3 dBm, was allerdings nicht bedeutet, dass der Unterschied der empfangenen Signalstärke derselbe ist, da das Signal – abhängig von der Frequenz und Umgebung – im Laufe der Ausbreitung durch unterschiedliche Effekte beeinflusst wird. Der Unterschied der empfangenen Signalstärke kann daher mehrere Dezibel-Milli watt betragen, was die Positionsbestimmung erschwert. Dies kann sogar soweit führen, dass an einem Punkt ein Access Point überhaupt nicht mehr empfangen wird, obwohl er im Normalfall empfangbar wäre. Abhilfe könnte hier eine Funktion schaffen, die automatisch erkennt, auf welchem Frequenzband das Signal ausgesendet wurde, sodass die Position nur in Bezug auf die aktuellen Frequenzbänder bestimmt wird.

Wie bereits erwähnt, geben die ersten sechs Stellen der MAC-Adresse Auskunft über den Hersteller der Access Points. Die letzten sechs Stellen darf der Hersteller individuell an seine produzierten Geräte vergeben. Wichtig dabei ist, dass jede MAC-Adresse nur einmal vergeben wird. Ein *Cisco Systems* Access Point übernimmt die MAC-Adresse des Basisfunkgeräts und virtualisiert die MAC-Adresse, wenn zusätzliche SSIDs hinzugefügt werden. Interessant dabei ist, wie die virtuellen MAC-Adressen ausgewählt werden. So kennzeichnet die letzte Stelle der MAC-Adresse, mit welcher SSID und auf welchem Basis-Frequenzband das Signal ausgesendet wird, siehe Tabelle 9. Wenn die letzte Stelle eine 0, 1 oder 2 ist, dann wird das Signal auf dem 2,4 GHz-Band ausgesendet, andernfalls – bei d, e und f – auf dem 5 GHz-Band. Eine genaue Erklärung für die Zuordnung der MAC-Adresse zur SSID ist unter [90] beschrieben.

Da mit der CPS-App die MAC-Adressen und SSIDs der empfangenen WLAN-Signale aufgezeichnet werden, wurden in weiterer Folge die einzelnen MAC-Adressen zum entsprechenden Access Point zugeordnet. Dazu war eine Liste hilfreich, in der die Identifikationsnummer und MAC-Adresse jedes Access Points der TU Wien aufgelistet ist, sowie die *Cisco*-Anleitung für die Zuordnung der MAC-Adresse zum Frequenzband. Jeder Access Point hat eine eigene Identifikationsnummer, beginnend mit der Abkürzung des jeweiligen Bereichs (siehe Kapitel 6.3), in dem er sich befindet, gefolgt von der Stockwerksnummer. Die Identifikationsnummer eines Access Point im zweiten Stockwerk des Bereichs DA im Freihaus beginnt folglich mit DA02. Danach folgt noch eine individuelle Nummerierung (zB DA02-13). Da ein Access Point der TU Wien die Signale im Normalfall auf zwei unterschiedlichen Frequenzen aussendet, wurde für jedes Frequenzband eine eigene *Access Point Identifikationsnummer* (AP-ID) definiert, siehe Tabelle 9.

	AP-ID	MAC-Adresse	SSID	Band
AP-DA02-13		78:bc:1a:30:5f:20	eduroam	2,4
	DA02-13 2.4	78:bc:1a:30:5f:21	tunet	2,4
		78:bc:1a:30:5f:22	tunetguest	2,4
		78:bc:1a:30:5f:2d	tunetguest	5
	DA02-13 5.0	78:bc:1a:30:5f:2e	tunet	5
		78:bc:1a:30:5f:2f	eduroam	5

Tab. 9: Beispiel der Zuordnung der AP-ID

Aufgrund der ständigen Entwicklung des WLAN-Standards werden die Access Points regelmäßig ausgetauscht bzw. modifiziert. Aus diesem Grund können mittlerweile schon andere Access Points mit einer anderen MAC-Adresse montiert sein. Für WLAN-Fingerprinting ist es demnach erforderlich, dass die Datenbank mit den Access Points immer auf dem aktuellen Stand zur Verfügung steht.

6.2 Messverfahren

Wie bereits erwähnt, können mit der CPS-App die Signalstärkemessungen statisch und kinematisch durchgeführt werden. Bei den kinematischen Messungen kann die Trajektorie entweder kontinuierlich abgegangen werden oder es wird auf jedem Checkpoint für eine kurze Zeit angehalten (Stop-and-Go-Modus). Die Unterschiede dieser Messverfahren werden im Folgenden kurz erläutert.

6.2.1 Statische Messungen

Bei den statischen Messungen werden auf zuvor definierten Referenzpunkten (im Folgenden immer als Checkpoints bezeichnet) einzelne Signalstärkemessungen 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.

6.2.2 Kinematische Messungen

Bei den kinematischen Messungen werden entlang zweier definierter Trajektorien die WLAN-Signalstärken sowie die Sensordaten der Smartphones kontinuierlich aufgezeichnet. Der Smartphone User geht dabei die Trajektorie mit einer durchschnittlichen Gehgeschwindigkeit von 1 m/s im Hin- und Rückweg ab. 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 bei diesem Messverfahren nicht exakt auf jedem Checkpoint ein WLAN-Scan durchgeführt. Für die Erstellung der Radio Maps müssen jedoch die Signalstärken auf den Checkpoints bekannt sein, weswegen die RSS-Werte eines Messdurchgangs zeitlich interpoliert werden müssen. Deshalb wurde auf jedem Checkpoint ein Zeitstempel gesetzt. Die linear interpolierten RSS-Werte auf den Checkpoints können danach in der Fingerprint-Datenbank abgespeichert werden.

Abbildung 6.4 veranschaulicht einen kinematischen Messdurchgang und die lineare Interpolation der Signalstärken. Wird das Signal eines Access Points bei einem Scan nicht gemessen, dann wird dem Scan bzw. dem Access Point eine Signalstärke von -102 dBm zugeteilt. Wie bereits erwähnt, benötigt ein jedes Smartphones eine gewisse Zeit, um einen WLAN-Scan durchzuführen (Tabelle 8). In Abbildung 6.4 sind daher die beiden Smartphones mit der kürzesten bzw. längsten Scandauer dargestellt, wobei die beiden Smartphones gleichzeitig die Messung durchgeführt haben. Obwohl mit dem OnePlus 5T 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. Die Signalstärken stammen dabei vom 5 GHz-Signal des Access Points DDEG-2.

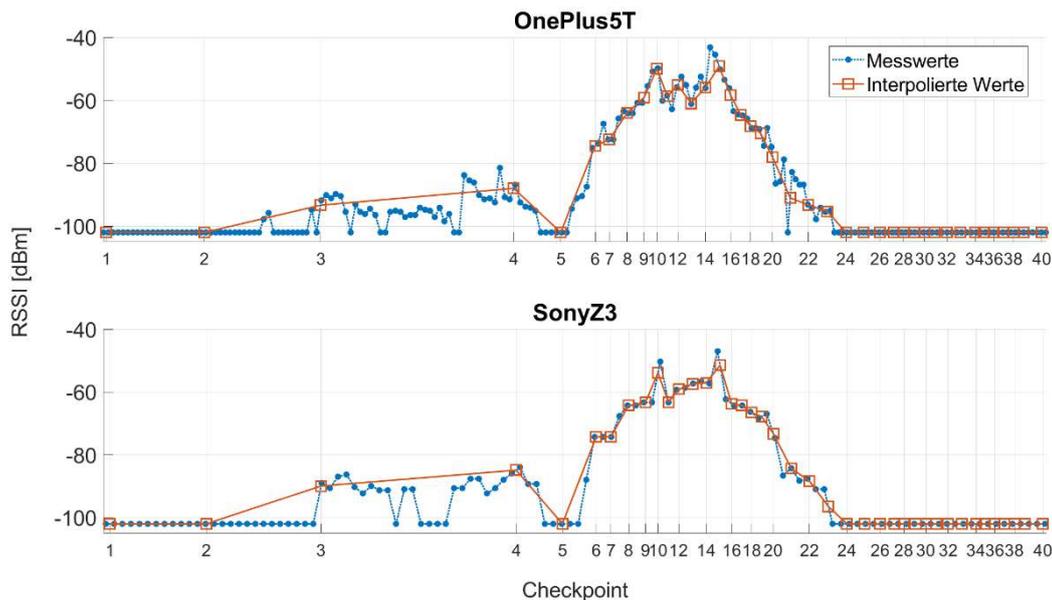


Abb. 6.4: Lineare Interpolation der kinematischen Messungen

6.2.3 Stop-and-Go Messungen

Die Stop-and-Go Messungen sind ähnlich wie die kinematischen Messungen. Der Unterschied besteht lediglich darin, dass auf jedem Checkpoint für eine gewisse Zeit (ca. 20 s) angehalten wird, sodass mindestens fünf WLAN-Scans durchgeführt werden können. Um die RSS-Werte zum 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.

Abbildung 6.5 zeigt als Beispiel einen Messdurchgang im Stop-and-Go Modus. Dabei werden wieder die beiden Smartphones mit der kürzesten bzw. längsten Scandauer dargestellt. Die Signalstärken stammen ebenfalls wieder vom 5 GHz-Signal des Access Points DDEG-2. Wie bei der normalen kinematischen Messung (Abbildung 6.4) ist auch hier eine große Ähnlichkeit zwischen den Signalverläufen der beiden Smartphones erkennbar. Für eine genauere Analyse sind in Abbildung 6.6 die Scans auf einigen ausgewählten Checkpoints vergrößert dargestellt. Checkpoint 3 und 24 sind jene Checkpoints, auf denen das Signal das erste bzw. letzte Mal entlang der Trajektorie gemessen werden konnte. Diese beiden Checkpoints sind zugleich auch jene mit den niedrigsten Signalstärken. Dabei konnte allerdings nur mit dem OnePlus 5T das Signal mit einer durchschnittlichen Signalstärke von $-94,9$ dBm (CP3)

bzw. -92,9 dBm (CP24) gemessen werden. Auf Checkpoint 10 konnte mit einer durchschnittlichen Signalstärke von -44,7 dBm (OnePlus 5T) bzw. -43,2 dBm (Sony Z3) das Signal am stärksten gemessen werden. Bei Checkpoint 19 fällt auf, dass hier bei einem Scan das Signal nicht gemessen werden konnte, obwohl es kurz vor und danach noch mit ca. -62 dBm empfangen wurde. Des Weiteren ist bei allen Checkpoints ersichtlich, dass die Signalstärken nicht stabil sind, sondern sich von Scan zu Scan leicht unterscheiden. Um zu untersuchen, wie sich die Signalstärken innerhalb dieses kurzen Zeitraums verhalten, wurden die Standardabweichungen berechnet. Die größten Signalschwankungen gab es auf Checkpoint 4 (4,3 dBm) und 6 (3,3 dBm). Über alle Messungen und Checkpoints gesehen beträgt die mittlere Standardabweichung der Signalstärken während der Pause-Phase 1,5 dBm.

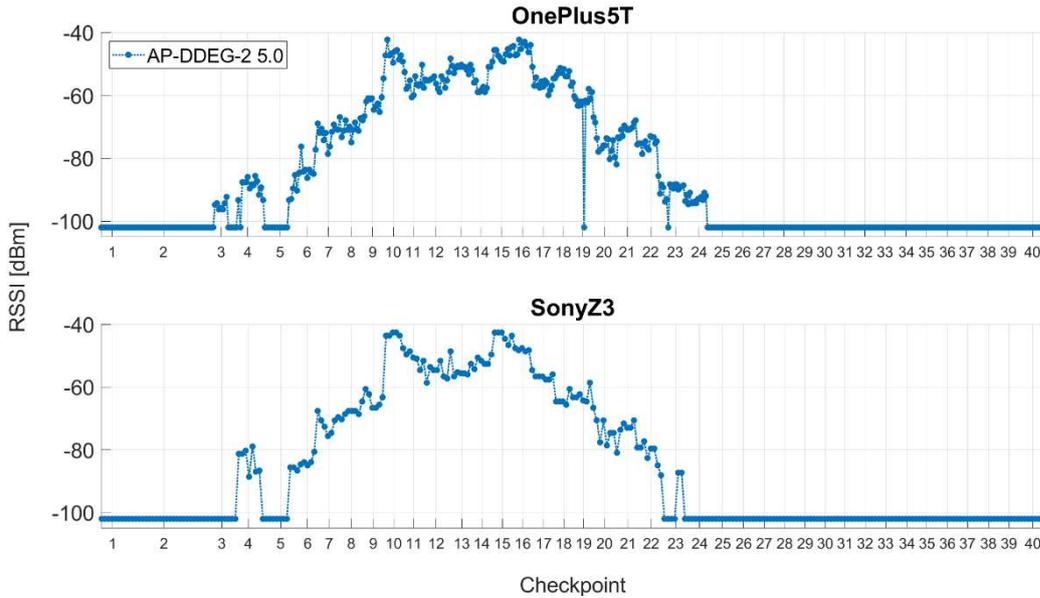


Abb. 6.5: Beispiel einer Stop-and-Go Messung

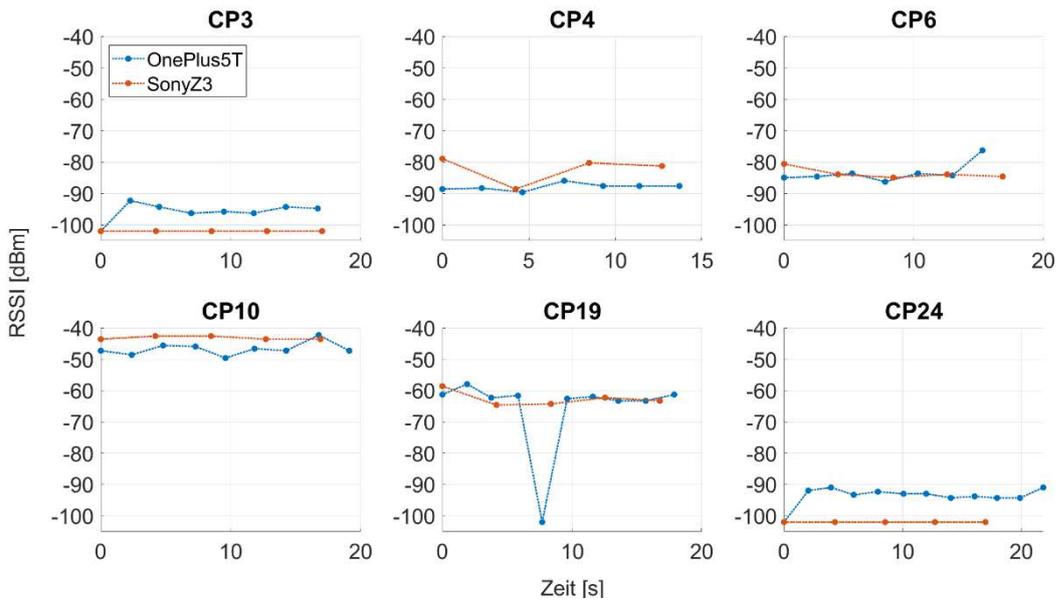


Abb. 6.6: Ausgewählte Checkpoints einer Stop-and-Go Messung

6.3 Messgebiete

Für die Studie eines campusweiten Positionierungssystems an der TU Wien wurden Trainingsmessungen am Karlsplatz, in der Universitätsbibliothek und im Freihaus durchgeführt. Für die kinematischen Messungen wurde zuerst für jedes Messgebiet eine Trajektorie geplant. Entlang dieser Trajektorien wurden in unregelmäßigen Abständen und an Entscheidungspunkten Checkpoints gesetzt, an denen bei den statischen Messungen die Signalstärken der umliegenden Access Points gemessen wurden. Bei den kinematischen Messungen wurde an den Checkpoints 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. Im Folgenden werden die Messgebiete mit ihren Trajektorien vorgestellt, außerdem wird die Verfügbarkeit von WLAN-Signalen in den beiden Messgebieten untersucht.

6.3.1 Bibliothek

Die Universitätsbibliothek der TU Wien ist ein mehrgeschoßiges Gebäude und grenzt nördlich an den ‚Campus Freihaus‘ an (siehe Abbildung 6.7). Die Bibliothek hat in den offiziellen TU-Plänen die Abkürzung DD, weshalb auch die Identifikationsnummer der Access Points in diesem Gebäude mit DD beginnen. Die Trajektorie des Messgebiets ‚Bibliothek‘ startet vor dem Haupteingang des Campus Karlsplatz und führt über die Wiedner Hauptstraße hinein in die Universitätsbibliothek bis in das zweite Obergeschoß (siehe Abbildung 6.7 und 6.8). Im zweiten Obergeschoß führt die Trajektorie entlang von Bücheregalen. Die Länge der Trajektorie beträgt ca. 379 m. Die Checkpoints wurden in unterschiedlichen Abständen gesetzt, sodass sie im Outdoorbereich bei 18–77 m liegen. Im Gebäude wurden die Checkpoints einerseits an wichtigen Passagen gesetzt, andererseits wurde im Erdgeschoß sowie im zweiten Obergeschoß bei jeder zweiten Regalreihe ein Checkpoint platziert. Die Abstände zwischen den Checkpoints sind daher mit ca. 3–8 m wesentlich kleiner als im Outdoorbereich. Bei der Betrachtung der TU-Access Points in Abbildung 6.8 fällt auf, dass im Erdgeschoß nur zwei Access Points und im zweiten Obergeschoß vier Access Points vorhanden sind. In den restlichen Obergeschoßen gibt es ebenfalls jeweils vier Access Points, die sich nahezu immer an der gleichen Position befinden. Insgesamt wurden im ganzen Messgebiet 91 stationäre Access Point beobachtet, von denen 44 Access Points von der TU Wien stammen.

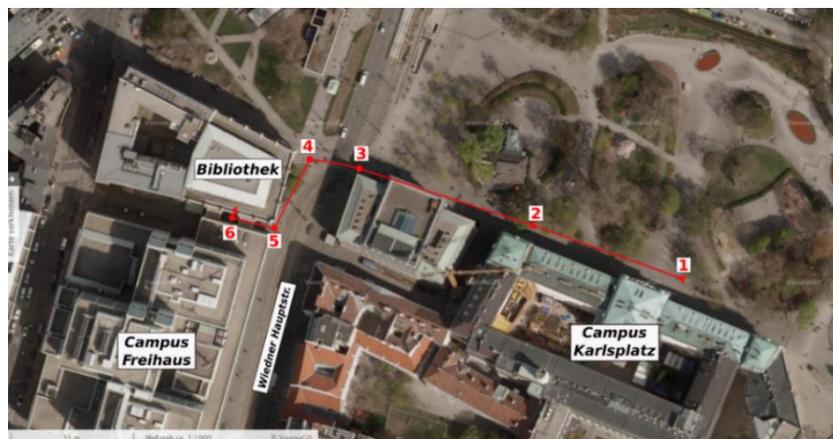


Abb. 6.7: Trajektorie vom ‚Campus Karlsplatz‘ zur Bibliothek

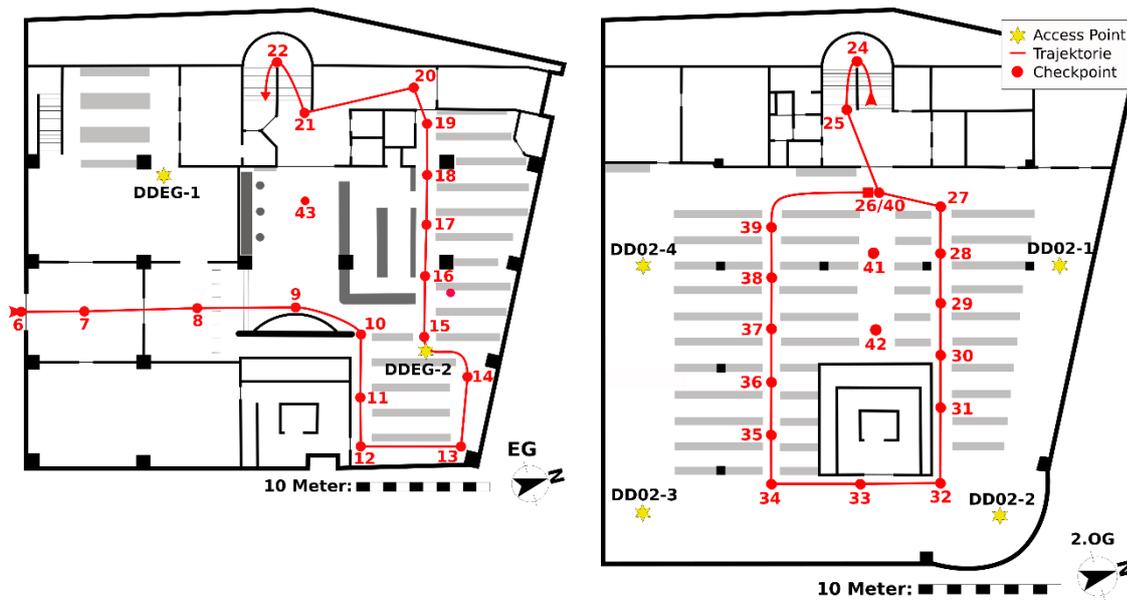


Abb. 6.8: Erdgeschoß und zweites Obergeschoß der Bibliothek

In Abbildung 6.9 ist die durchschnittliche Anzahl der empfangenen Signale pro Scan im Messgebiet „Bibliothek“ für jeden Checkpoint dargestellt. Zu beachten ist hier, dass es sich dabei um die unterschiedlichen MAC-Adressen pro Scan handelt und nicht um Access Points. Im Durchschnitt wurden in der Bibliothek 19 stationäre TU-Signale pro Scan gemessen. Bei der Betrachtung der Häufigkeitsverteilung fallen vor allem Checkpoint 5 und 6 auf, auf denen eine überdurchschnittlich hohe Anzahl an Signalen pro Scan beobachtet wird. Diese beiden Checkpoints liegen vor dem Eingang der Bibliothek, weshalb hier auch viele Signale von Access Points empfangen werden können, die sich im Freiraum befinden. Auffallend ist weiters, dass unter anderem auf Checkpoint 19 eine geringere Anzahl an WLAN-Signalen gemessen wurde als auf den Checkpoints davor. Dieser Checkpoint liegt an einem Eckpunkt im Raum, weswegen hier nur wenige WLAN-Signale verfügbar sind. Die Checkpoints 20 bis 25 haben - mit Ausnahme von Checkpoint 23 - ebenfalls eine geringere Anzahl an Signalen pro Scan. Diese Checkpoints liegen im Stiegenhaus der Bibliothek, wo keine Access Points vorhanden sind. Vor allem Checkpoint 24 hat mit durchschnittlich 4,7 Signalen pro Scan sehr wenige Signale empfangen. Es ist also ersichtlich, dass an jedem Checkpoint eine unterschiedliche Anzahl an Signalen vorhanden ist und dass auch an den meisten Checkpoints genügend Signale gemessen werden können, um eine Positionsbestimmung mittels WLAN-Fingerprinting durchzuführen. In Abbildung 6.9 ist weiters das Verhältnis der *TU*-Signale (orange Balken) zu allen Signalen (blaue Balken) ersichtlich. Dabei fällt auf, dass bei Checkpoint 1 bis 6 die Differenzen am größten sind. Diese Checkpoints liegen im Outdoorbereich, wo viele externe Signale empfangen werden können.

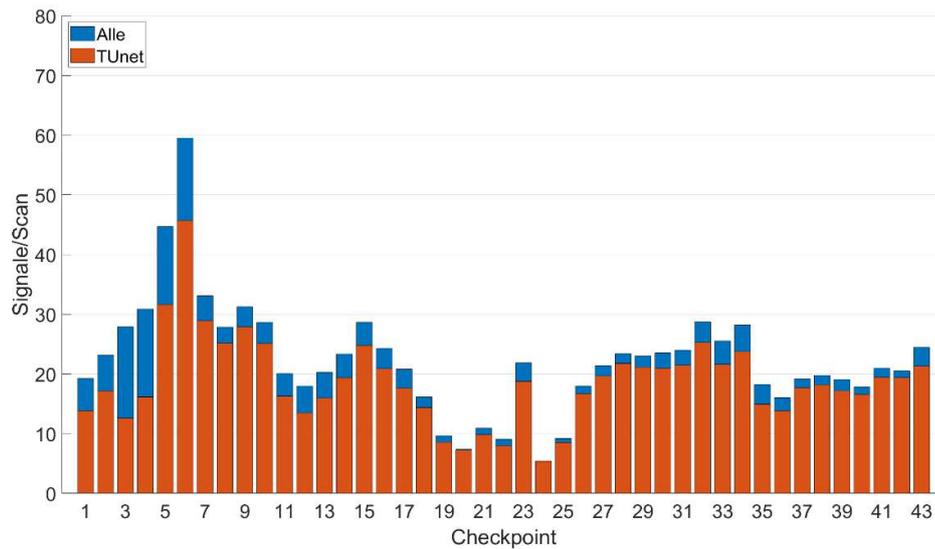


Abb. 6.9: Durchschnittliche Anzahl an Signalen pro Scan im Messgebiet „Bibliothek“

6.3.2 Freihaus

Das Freihaus hat eine Länge von ca. 106 m und wird in die Bereiche DA, DB und DC unterteilt. Aufgrund der farblich angestrichenen Innenwände wird auch vom grünen (DA), gelben (DB) und roten (DC) Bereich gesprochen. Die Trajektorie des Messgebiets „Freihaus“ startet vor dem Haupteingang der Universitätsbibliothek und führt bis in das zweite Obergeschoß des Freihauses entlang der Büroräume des Instituts (siehe Abbildung 6.10 und 6.11). Die Länge der Trajektorie beträgt ca. 243 m. Die Checkpoints wurden wieder in unterschiedlichen Abständen gesetzt. Außerhalb vom Institutsbereich liegen die Abstände bei 5 bis 14 m. Da es im Institutsbereich viele Büroräume gibt, wurden hier die Checkpoints vor jedes Büro in einem Abstand von 3 bis 6 m gesetzt. Im Freihaus gibt es im Erdgeschoß sechs Access Points und im gesamten zweiten Obergeschoß 41 Access Points. In diesem Messgebiet wurden insgesamt 136 stationäre Access Points beobachtet, von denen 82 Access Point von der TU Wien stammen.

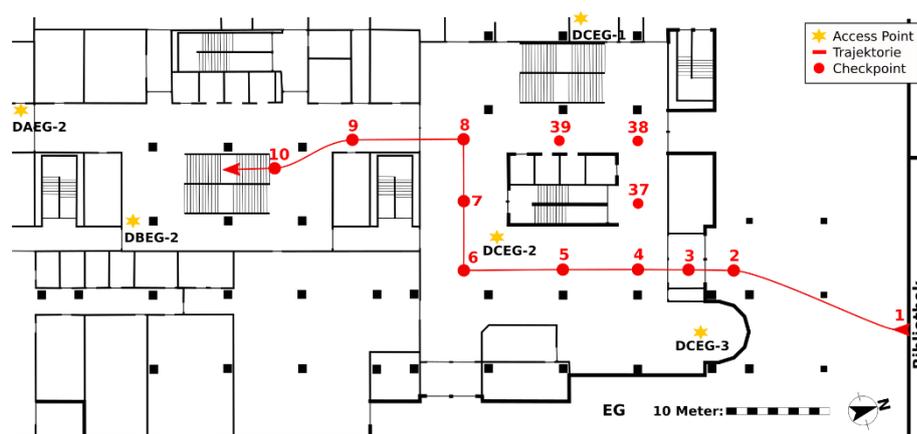


Abb. 6.10: Erdgeschoß im Campus Freihaus

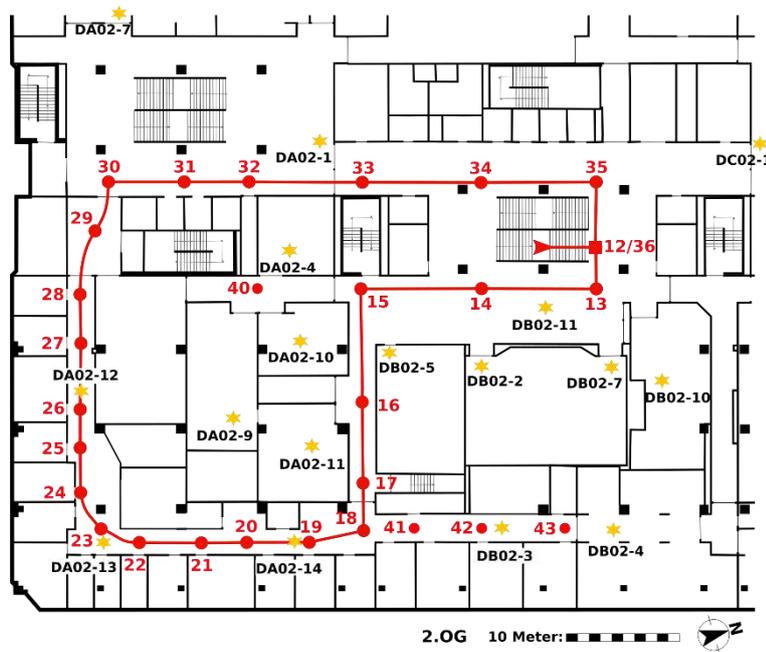


Abb. 6.11: Zweites Obergeschoß im Campus Freihaus

Bei der Betrachtung der Verfügbarkeit von WLAN-Signalen im Freihaus (Abbildung 6.12) fällt vor allem der Unterschied zwischen Erdgeschoß und zweitem Obergeschoß auf. An den Checkpoints 3 bis 10 sowie 37 bis 39, die sich im Erdgeschoß befinden, werden deutlich weniger WLAN-Signale pro Scan empfangen als an den Checkpoints, die sich im zweiten Obergeschoß befinden. In diesem Messgebiet sind auf jedem Checkpoint genügend Signale gemessen worden, um eine Positionsbestimmung durchführen zu können. Auch hier ist die Differenz zwischen allen Signalen und den *TUnet*-Signalen an jenen Checkpoints am größten, die außerhalb des Gebäudes liegen (Checkpoint 1 und 2). Im Durchschnitt wurden im Freihaus 46 stationäre *TUnet*-Signale pro Scan gemessen.

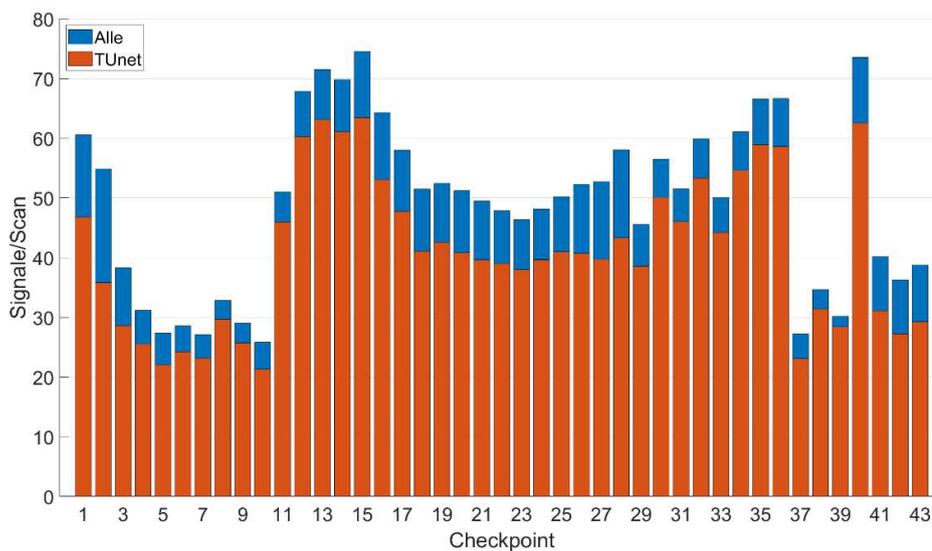


Abb. 6.12: Durchschnittliche Anzahl an Signalen pro Scan im Freihaus

7. Störeinflüsse

Wie in Kapitel 4.1 bereits beschrieben, treten bei der Signalausbreitung mehrere Effekte auf, die das Signal beeinflussen und dadurch die Positionsbestimmung erschweren können. Außerdem kann es bei den kinematischen Messungen aufgrund der notwendigen Interpolation zwischen den WLAN-Scans und aufgrund unregelmäßiger Scandauern zu Problemen bei der Bestimmung der tatsächlichen Signalstärke kommen. Diese Störeinflüsse werden in diesem Kapitel bezüglich der durchgeführten WLAN-Signalstärkenmessungen nochmals näher erläutert und untersucht.

7.1 Einfluss des menschlichen Körpers

Wie in Kapitel 4.1.1 beschrieben, durchläuft ein Signal bei der Ausbreitung unterschiedliche Medien. Dabei hat vor allem der menschliche Körper einen großen Einfluss auf die Signalstärke, da dieser zu ca. 70% aus Wasser besteht. Wasser hat eine Resonanzfrequenz von 2,4 GHz, also genau jener Frequenz, auf der einige WLAN-Signale gesendet werden. Somit wird das WLAN-Signal überall dort abgeschwächt, wo Wasser im Weg ist, wie beispielsweise bei feuchten Wänden oder eben beim menschlichen Körper. Da in der Regel beim Messen das Smartphone vor dem Körper in Brusthöhe gehalten wird, muss die Dämpfung, die dabei durch den Körper entsteht, berücksichtigt werden. Um diese Signalabschwächung zu untersuchen, wurden bei den statischen Messungen im Freihaus auf Checkpoint 13 und 14 die WLAN-Signalstärken immer in vier um 90° versetzte Richtungen gemessen. Für die Analyse wurden die Signale des Access Points DB02-11 verwendet, der sich zwischen den beiden Checkpoints befindet, siehe Abbildung 7.1.

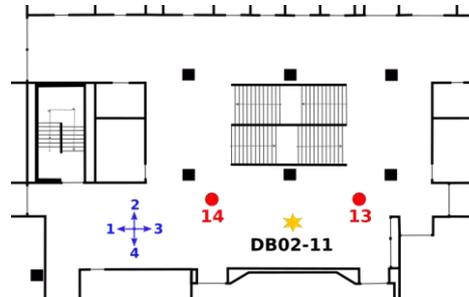


Abb. 7.1: Ausrichtung des Smartphone-Users

In Abbildung 7.2 sind die aus allen Smartphones gemittelten Signalstärken für jede Richtung sichtbar. Bei beiden Checkpoints wurde die Signalstärke in jener Richtung schwächer gemessen, in der sich der Körper zwischen Smartphone und Access Point befand, d.h. bei CP13 die Richtung 3 bzw. bei CP14 die Richtung 1. Die Signaldämpfung durch den menschlichen Körper beträgt abhängig vom Frequenzband zwischen 4 und 9 dBm, siehe Tabelle 10. Somit ist eine signifikante Abschwächung durch den menschlichen Körper feststellbar. Interessant dabei ist, dass die Abschwächung auf dem 5 GHz-Band mit 2-3 dBm stärker ist als auf dem 2,4 GHz-Band. Werden die mittleren empfangenen Signalstärken pro Richtung für jedes Smartphone einzeln betrachtet, dann fällt kein Unterschied zwischen den Smartphones auf. Jedes Smartphone empfängt das Signal in jener Richtung am schwächsten, in der sich der Körper zwischen Smartphone und Access Point befindet.

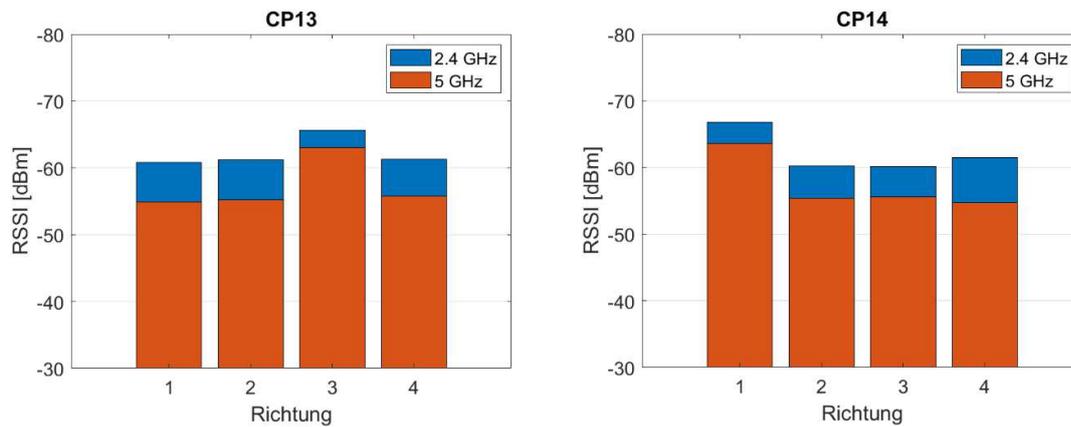


Abb. 7.2: Signaldämpfung durch den menschlichen Körper

	CP13		CP14	
	2,4 GHz	5 GHz	2,4 GHz	5 GHz
Richtung 1	4,8	8,1	-	-
Richtung 2	4,4	7,9	6,6	8,3
Richtung 3	-	-	6,8	8,1
Richtung 4	4,3	7,3	5,4	8,9
	4,5	7,7	6,3	8,4

Tab. 10: RSSI-Abweichungen in [dBm] pro Richtung

7.2 Signalschwankungen

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. Da ein WLAN-Signal natürlichen Schwankungen unterliegt, ändert sich im Laufe der Zeit auch die Signalstärke auf der gleichen Position. Diese Schwankungen können durch äußere Einflüsse, wie beispielsweise Temperatur und Luftfeuchtigkeit noch verstärkt werden. Weiters spielt der Multipath-Effekt eine große Rolle, da dadurch die WLAN-Signale aufgrund von Wänden, Personen oder Objekten während der Ausbreitung reflektiert und gestreut werden. Wird ein Signal ausgesendet, so kommen am Empfänger immer mehrere Signale an. Der RSSI ist somit eine Kombination aus dem LoS-Signal und mehreren Multipath-Signalen. Der Multipath-Effekt hat allerdings bei gleichbleibender Umgebung keinen Einfluss auf den Fingerprint. Allerdings kann es aufgrund von kurzfristigen Hindernissen (Personen, Öffnen/Schließen der Tür, usw.) zu unerwarteten Multipath-Effekten kommen, die das Signal verstärken oder abschwächen können. Des Weiteren können die Access Points auch zeitweise un erreichbar sein, oder falsche RSSI liefern. Grund dafür sind unerwartete Fehler, Störungen, Energieverlust oder absichtliche Attacken von Dritten. Die Signalschwankungen können auch durch die dynamische Sendeleistung eines Access Point entstehen. Die Access Points der TU Wien können beispielsweise das 2,4 GHz-Band dynamisch deaktivieren und stattdessen zweimal auf dem 5 GHz-Band senden. Die Entscheidung dazu trifft ein zentraler Controller, der laufend die optimalen Einstellungen auf die Access Points ausgibt. Die dynamische Sendeleistung hängt dabei von vielen Faktoren ab und eine Vorhersage ist so gut wie unmöglich.

Zur Analyse der Signalschwankungen wurden Langzeitmessungen durchgeführt. Dabei haben alle sechs verwendeten Smartphones 24 Stunden lang die RSS-Werte der umliegenden Access Points gleichzeitig aufgezeichnet. Die Smartphones sind dabei unmittelbar nebeneinander gelegen. Für eine genaue Zeitreihenanalyse wurden zuerst die Ausreißer in den Signalverläufen detektiert und eliminiert. Als Ausreißer wurden dabei jene RSS-Werte definiert, die größer als die dreifache mittlere absolute Abweichung vom Median über einen Zeitraum von einer Minute sind. Im Folgenden werden nur die Signale jener Access Points analysiert, die sich in unmittelbarer Nähe zu den Smartphones befunden haben. Dies sind die Access Points DA02-12, DA02-13 und DA02-14. In Abbildung 7.3 sind als Beispiel die - von den Ausreißern bereinigten - Signalverläufe der Access Points abgebildet, die mit dem OnePlus 5T aufgezeichnet wurden. Die Signalverläufe der übrigen Smartphones weisen ein ähnliches Verhalten auf und sind im Anhang A zu finden. Insgesamt treten tagsüber Schwankungen von ± 5 dBm auf. Bei genauerer Betrachtung von Abbildung 7.3 ist allerdings ein Unterschied zwischen Tag und Nacht zu erkennen (Tabelle 11). Bis ca. 19:00 Uhr beträgt die durchschnittliche Standardabweichung 1,2 dBm, danach werden die Signale mit Schwankungen von $\pm 0,5$ dBm wesentlich stabiler. Ab ca. 7:30 Uhr morgens werden die Schwankungen wieder größer. Daraus lässt sich schließen, dass die Signale stabiler sind, je weniger Personen sich im Gebäude aufhalten, da sich dadurch die Sendeleistung nicht ständig ändert.

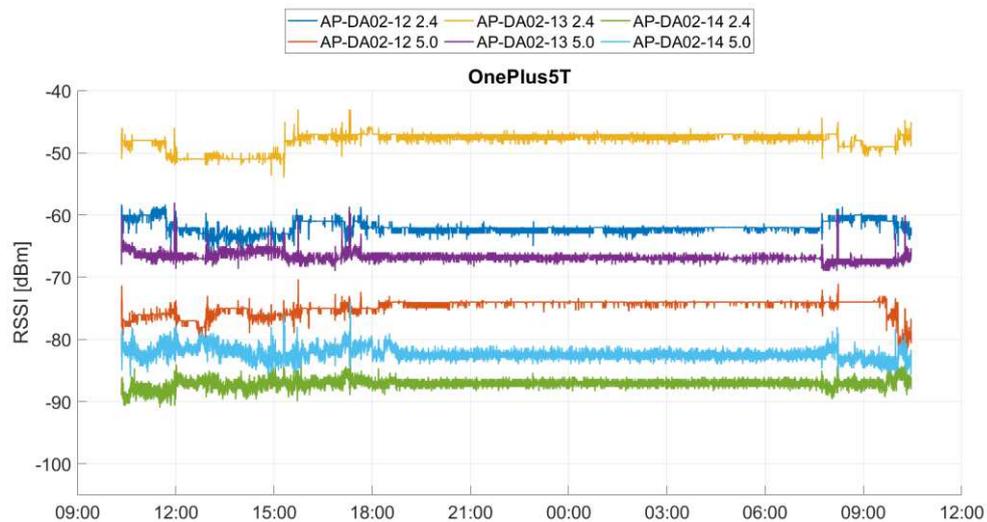


Abb. 7.3: Verlauf der Signalstärken der Langzeitmessung mit dem OnePlus 5T

	10-19 Uhr	19-07 Uhr	07-10 Uhr	Gesamt
DA02-12 2.4	1,4	0,4	0,9	1,1
DA02-12 5.0	1,2	0,3	1,1	1,0
DA02-13 2.4	1,3	0,9	1,4	1,2
DA02-13 5.0	1,4	1,0	1,6	1,4
DA02-14 2.4	1,3	0,3	1,1	1,1
DA02-14 5.0	0,9	0,2	1,0	0,8
	1,2	0,5	1,2	1,1

Tab. 11: Standardabweichungen der Signale in [dBm]

Um das Problem der schwankenden Sendeleistungen zu lösen, kann ein differenzieller WLAN-Ansatz verwendet werden, [29]. Dabei kann beispielsweise die Radio Map aus den relativen Beziehungen zwischen Paaren von Access Points anstatt den absoluten RSS-Werten bestehen, oder aus den Differenzen zwischen den RSS-Werten eines Access Points. Stehen dem IPS die aktuellen Sendeleistungen aller Access Points in Echtzeit zur Verfügung, dann kann mittels einer Differenzbildung der Einfluss der dynamischen Sendeleistungen minimiert werden. Eine ähnliche Möglichkeit wäre, mittels fest installierter Empfänger (Referenzstationen) in der Nähe der Access Points die Signalstärke permanent zu überwachen und anschließend an jedem Punkt in der Radio Map die Differenz zum Referenzwert zu berechnen. Die Radio Map besteht dann nur aus den Differenzwerten und in der Online-Phase werden ebenfalls die Differenzwerte berechnet. Der Nachteil dabei ist allerdings, dass die Sendeleistung ständig übertragen werden muss bzw. zusätzliche Geräte installiert werden müssen.

7.3 Geräteabhängige Fingerprints

Nicht nur die Signalschwankungen erschweren die Positionsbestimmung, sondern auch die beobachteten RSS-Werte stellen eine große Herausforderung dar. Für die Erstellung der Fingerprint-Datenbank wurden an jedem Checkpoint die Signalstärken der umliegenden Access Points mit verschiedenen 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) verbaut sind. Diese Hardwarevariationen beeinflussen negativ die Genauigkeit der Positionsbestimmung.

Um die unterschiedliche Empfangsempfindlichkeit eines jeden Smartphones zu untersuchen, wurden - wie bereits erwähnt - Langzeitmessungen durchgeführt. Die geräteabhängigen Signalstärken sind in Abbildung 7.4 zu sehen, in der die empfangenen Signalstärken des Access Points DA02-14 für die Frequenz von 5 GHz für einen 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. Die Signalverläufe für das 2,4 GHz-Band sowie der Access Points DA02-12 und DA02-13 weisen ein ähnliches Verhalten auf und sind im Anhang B zu finden.

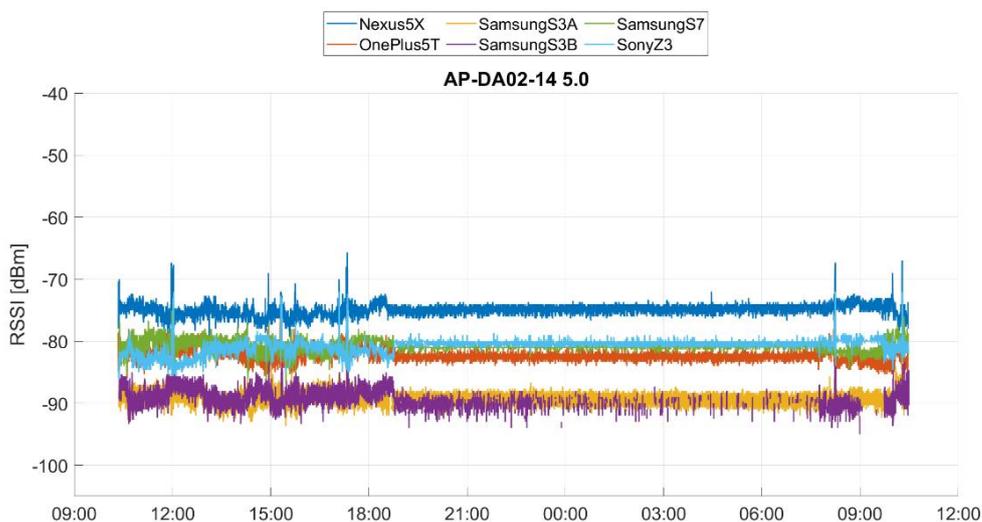


Abb. 7.4: WLAN-Signalverlauf für den Access Point DA02-14 5.0

Bei einem auf WLAN-Fingerprinting basierenden IPS kann auch jeder User dazu beitragen, die Datenbank aufzubauen, indem Offline-Messungen zu jeder Zeit und an jedem Ort dem IPS-Betreiber übermittelt werden. Diese Methode wird *Crowdsourcing* genannt. 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 RSS-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 RSS-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 lineare Regressionsmodell hat die Form:

$$\mathbf{y}_{RSS} = a_S \cdot \mathbf{x}_S + b_S \quad (7.1)$$

Dabei ist \mathbf{x}_S der gemessene Signalstärkevektor vom Smartphone S , das kalibriert werden soll, \mathbf{y}_{RSS} ist der aus allen RSS-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 $a_S = const.$ angenommen, sodass die Steigung für jedes Smartphone gleich ist, siehe Abbildung 7.5.

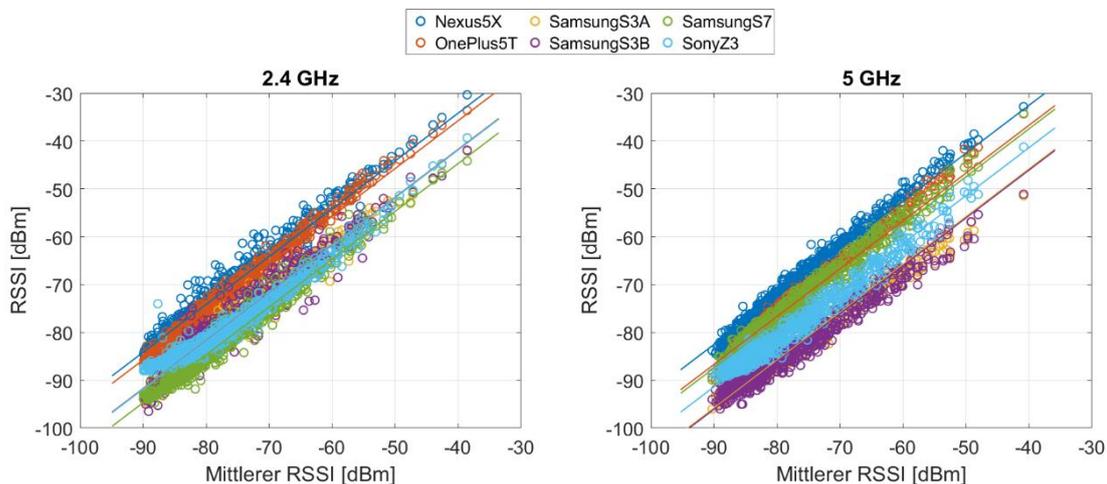


Abb. 7.5: Multivariate lineare Regression

Die Kalibrierungskoeffizienten a_S und b_S wurden für jedes Frequenzband einzeln bestimmt und sind in Tabelle 12 aufgelistet. 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 den Kalibrierungskoeffizienten angepassten Signalstärken wurden anschließend für die Erstellung der Fingerprint-Datenbank verwendet. In Abbildung 7.6 sind als Beispiel die gemessenen RSS-Werte des Ac-

cess Points DA02-13 5.0 für Checkpoint 27 im Freihaus 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.

	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. 12: Kalibrierungskoeffizienten für jedes Frequenzband

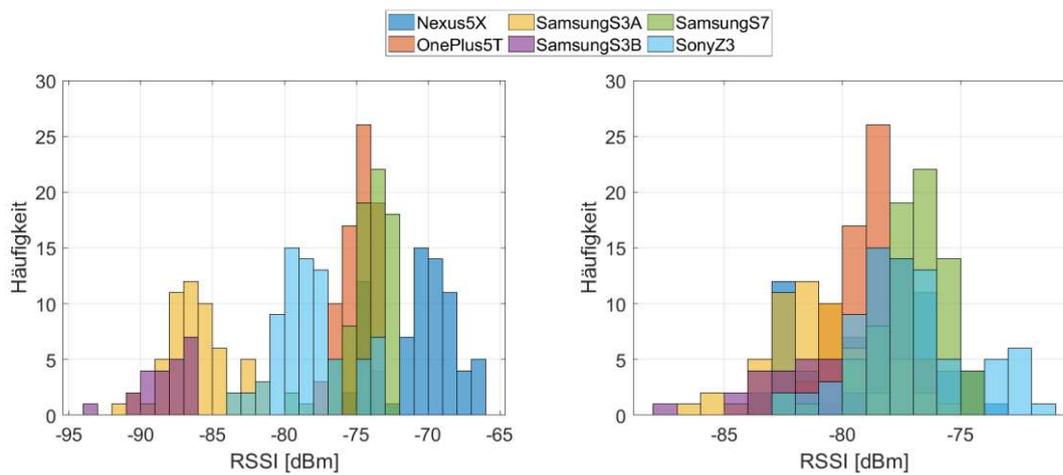


Abb. 7.6: RSS-Werte vor (links) und nach der Kalibrierung (rechts)

7.4 Unregelmäßige Scandauer

7.4.1 Kinematische Messungen

Bei einigen kinematischen Messdurchgängen wurde festgestellt, dass einzelne Scandauern ab und zu stark von der normalen Scandauer abweichen. In Abbildung 7.7 sind solche unregelmäßigen Scandauern dargestellt. Dabei ist erkennbar, dass unter anderem beim Sony Z3 einige längere Scandauern von ca. 15 Sekunden auftreten. Beim Nexus 5X hingegen werden viele Scans mit einer Messdauer von nur einigen Millisekunden hintereinander durchgeführt. Diese unregelmäßigen Scandauern werden im Folgenden näher untersucht.

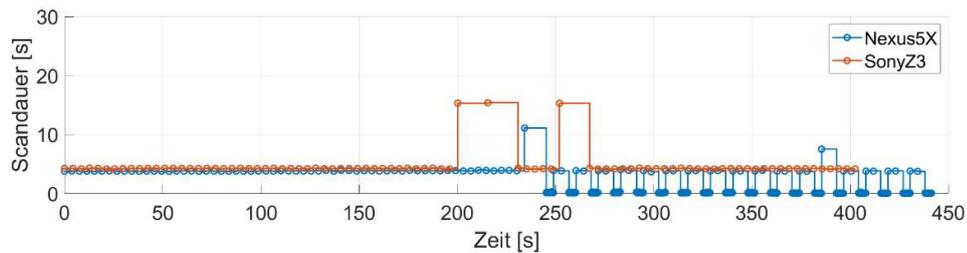


Abb. 7.7: Unregelmäßige Scandauer

Die kurzen Scans beim Nexus 5X sind in Abbildung 7.8 gemeinsam mit den gemessenen Signalstärken vergrößert dargestellt. Die Signalstärken stammen wie in der Abbildung 6.4 vom 5 GHz-Signal des Access Points DDEG-2. Wie in Abbildung 7.8 (oben) ersichtlich, fangen die unregelmäßigen Scandauern zwischen den beiden Checkpoints 6 und 7 an. Das Muster ist dabei immer dasselbe: Zuerst tritt ein etwas längerer Scan auf, danach folgt eine Serie von Scans mit einer kurzen Scandauer, wobei die Gesamtdauer dieser Scans mit der durchschnittlichen Scandauer übereinstimmt. Danach folgen zwei Scans mit einer normalen Scandauer und schlussendlich beginnt wieder eine Serie von kurzen Scans. Die Ursache dafür konnte nicht geklärt werden und kam nur beim Nexus 5X vor. Das Problem dabei ist, dass sich während dieser kurzen Scans die Signalstärken nicht ändern, was allerdings nicht der Realität entspricht. Aus diesem Grund wurden die Scans mit einer kurzen Messdauer eliminiert, was allerdings zur Folge hat, dass dabei eine Scanlücke von einem Scan entsteht (Abbildung 7.8 unten).

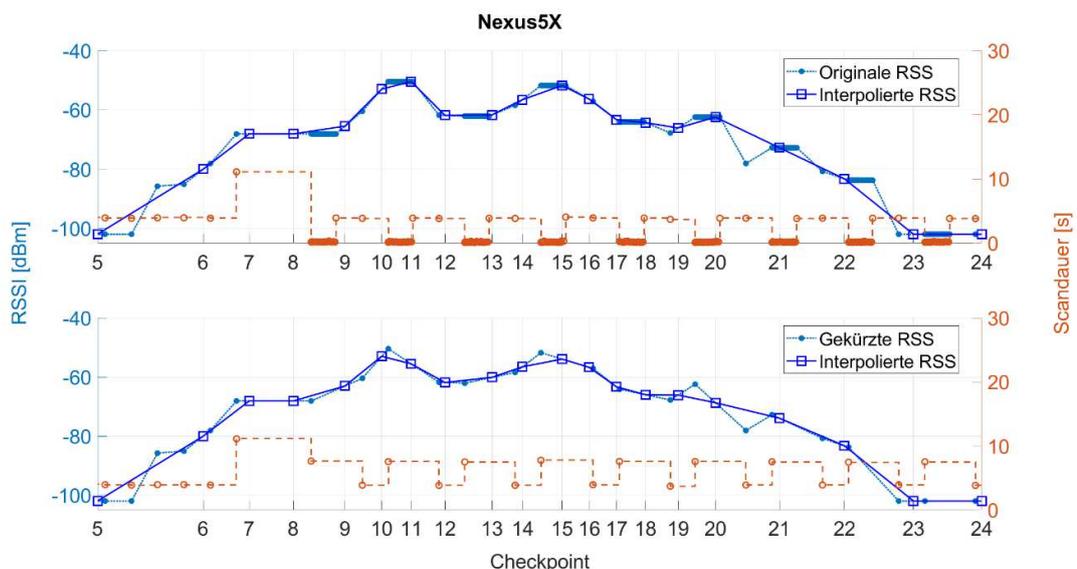


Abb. 7.8: Kinematische Messung mit kurzen Scandauern

Die drei längeren Scandauern beim Sony Z3 sind in Abbildung 7.9 gemeinsam mit dem Samsung S3A, das zur gleichen Zeit die Messung durchgeführt hat, vergrößert dargestellt. Die Signalstärken stammen wieder vom 5 GHz-Signal des Access Points DDEG-2. Wie ersichtlich, treten beim Sony Z3 in der Nähe der Checkpoints 7, 9 und 16 längere Scandauern von ca. 15 Sekunden auf, was bedeutet, dass bei einer durchschnittlichen Gehgeschwindigkeit von 1 m/s entlang von 15 m kein WLAN-Scan durchgeführt wurde. Daher werden in der Nähe der Checkpoints 8, 10, 11, 17 und 18 keine WLAN-Signale empfangen. In diesem Fall liefert die Interpolation trotzdem noch annähernd die gleichen Werte wie bei der kinematischen Messung mit dem Samsung S3A. Allerdings gilt dies nicht im Allgemeinen. Würden beispielsweise zwischen Checkpoint 11 und 14 keine WLAN-Scans durchgeführt werden, dann würde die Interpolation zu hohe RSS-Werte für die dazwischen liegenden Checkpoints berechnen. Der Grund für die überdurchschnittlich lange Scandauer ist, dass das Smartphone, wenn es mit keinem WLAN-Netz verbunden ist, automatisch versucht, sich mit bekannten Netzen zu verbinden. Dieser Verbindungsaufbau kann auch länger dauern, was bedeutet, dass der WLAN-Scan länger durchgeführt wird. Deswegen sollte bei den Offline-Messungen auf jedem Smartphone die automatische WLAN-Verbindung für jedes Netzwerk deaktiviert werden. Ist das Smartphone bereits mit einem Netzwerk verbunden, dann tritt dieser Fehler nicht auf. Allerdings wird dadurch die Scandauer verlängert. Beim Samsung S7 verdoppelt sich beispielsweise die Scandauer auf rund 4 Sekunden. Dieser Umstand muss vor allem bei den kinematischen Trainingsmessungen beachtet werden, da dadurch die Anzahl der WLAN-Scans reduziert wird, was Auswirkungen bei der Interpolation hat. Für die Online-Messungen bedeutet eine längere Scandauer eine geringere Anzahl an möglichen Positionierungsvorgängen.

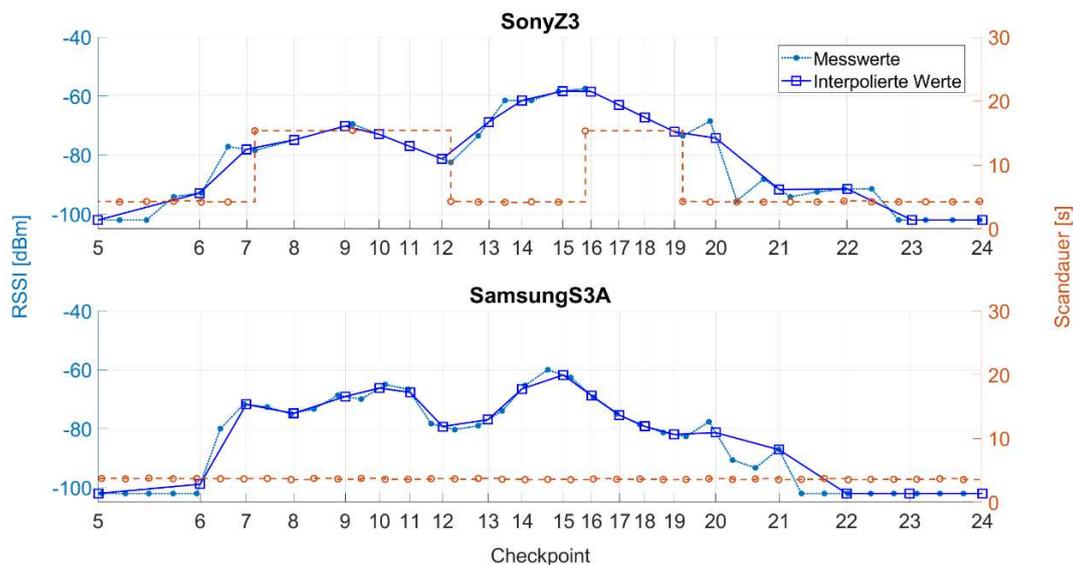


Abb. 7.9: Kinematische Messung mit längeren Scandauern

Nun kann man sich die Frage stellen, wie groß die maximale Scandauer sein darf, damit eine Interpolation noch sinnvoll ist. Liegt eine längere Scandauer zwischen zwei Checkpoints, die weit auseinander liegen, dann muss die längere Scandauer keinen Einfluss auf die Interpolation haben. Die maximal mögliche Scandauer hängt demzufolge vom Abstand der Checkpoints bzw. den räumlichen Gegebenheiten ab. Liegen zwei Checkpoints nahe beieinander, so kann davon ausgegangen werden, dass das Signal ähnlich stark ist. Liegen sie mehrere Meter auseinander, so kann sich die Signalstärke abhängig von der räumlichen Umgebung stark verändern und die Interpolation liefert möglicherweise keine sinnvollen Werte mehr. Daher muss bei kinematischen Offline-Messungen darauf geachtet werden, ob und wo längere Scandauern auftreten. Das Smartphone sollte immer in der unmittelbaren Umgebung eines jeden Checkpoints einen WLAN-Scan ausführen.

Da die Fingerprint-Datenbank in dieser Arbeit aus vielen Scans besteht (siehe Tabelle 13) und diese unregelmäßigen Scandauern nur bei fünf (Bibliothek) bzw. bei zwei (Freihaus) kinematischen Messdurchgängen vorgekommen sind, haben diese Scanverzögerungen keine Auswirkung auf die Positionierung. Kommt eine lange Scandauer in der Online-Phase vor, so ist klar, dass währenddessen keine Positionierung durchgeführt werden kann, da auch keine WLAN-Signalstärken zur Verfügung stehen.

7.4.2 Stop-and-Go Messungen

Wie bei den normalen kinematischen Messungen sind auch bei den Stop-and-Go Messungen bei einigen Messdurchgängen unregelmäßige Scandauern aufgetreten. Diese Unregelmäßigkeit waren allerdings wiederum nur die Ausnahme und kamen nur bei zwei Messung mit dem Nexus 5X in der Bibliothek vor. Abbildung 7.10 zeigt als Beispiel einen Ausschnitt einer Stop-and-Go Messung mit kurzen Scandauern. Wie ersichtlich, ändern sich die Signalstärken während den kurzperiodischen Scans nicht. Würden nun alle gemessenen RSS-Werte in der Fingerprint-Datenbank abgespeichert werden, dann würden diese kurzen Scans die empirischen Varianzen verfälschen. Deswegen wird, wie bei den normalen kinematischen Messungen, immer nur der erste gemessene RSS-Wert verwendet. Dadurch wird beispielsweise die Varianz auf Checkpoint 15 von 0,2 auf 2,3 erhöht.

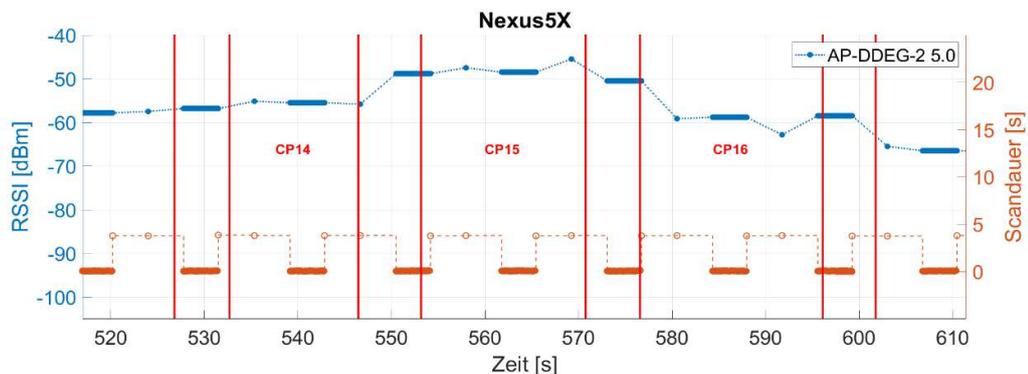


Abb. 7.10: Kurze Scandauern bei der Stop-and-Go Messung

7.5 Zusammenfassung

Bei der Messung der WLAN-Signalstärken treten - wie auch bei jeder anderen Messung - Abweichungen zum wahren Wert auf. Daher kann es zu starken RSSI-Variationen kommen und die zuvor erstellte Radio Map spiegelt möglicherweise nicht mehr die statistischen Merkmale des aktuellen RSSI wieder, sodass die Genauigkeit der Positionsbestimmung verschlechtert wird, [85]. Die Ursachen dieser Abweichungen werden hier nochmals zusammengefasst aufgezählt:

- Da das Signal unterschiedliche Medien durchläuft, kann es zu Änderungen der Signalstärke kommen. Dies gilt besonders auch für den menschlichen Körper.
- Aufgrund von kurzfristigen Hindernissen (Menschen, Öffnen/Schließen der Tür, usw.) können unerwartete Multipath-Effekte auftreten.
- Einige Access Points können zeitweise unerreichbar sein oder falsche RSS-Werte liefern. Grund dafür sind unerwartete Fehler, Störungen, Energieverlust, Interferenzen oder absichtlich Attacks von Dritten. Die modernen und hochpreisigen Access Points der TU Wien haben allerdings einen Empfänger eingebaut, der Störsignale - wie zB Mikrowellen oder Bluetooth - erkennt und gegebenenfalls auf eine andere Frequenz ausweichen kann. Außerdem reagieren die Access Points auf die Signale der Nachbarsender durch einen Wechsel auf einen anderen Kanal oder Frequenz, wodurch der Effekt der Interferenz im Normalfall verhindert wird.
- Die Access Points senden mit einer dynamischen Sendeleistung, weshalb die empfangenen Signalstärken nicht immer gleich sind.
- Aufgrund von Veränderungen in der Umgebung (Umstellen von Möbeln, Montieren von Schreibwänden, usw.) können sich die Werte in der Datenbank verändern und müssen daher stets aktuell gehalten werden.
- Da sich die Lage und Bauart der WLAN-Chips in den verschiedenen Smartphones unterscheiden, sind die gemessenen Signalstärken geräteabhängig. Dieser Störeinfluss wird durch eine Kalibrierung der Smartphones minimiert, siehe Kapitel 7.3.
- Aufgrund der kinematischen Messungen werden nicht exakt auf jedem Checkpoint die Signalstärken gemessen, sondern diese müssen zeitlich interpoliert werden. Dadurch kann es zu Abweichungen zu den wahren Signalstärken kommen. Außerdem können unregelmäßige Scandauern auftreten, die zu Verfälschungen der RSSI-Werte führen können.
- Es gibt keine Garantie, dass die Access Points, die bei der Offline-Phase vorhanden waren, auch in der Online-Phase zur Verfügung stehen. Da sich in dieser Arbeit die Messungen über mehrere Monate gezogen haben, wurden nur jene Access Points für die Positionsbestimmung verwendet, die an jedem Messtag gemessen wurden und somit als stationär angesehen werden können, siehe Kapitel 8.1.

Des Weiteren können auch bei der Offline-Messung Fehler passieren. Ein grober Fehler wäre beispielsweise, wenn am falschen Checkpoint gemessen wurde. Bei den kinematischen Messungen war ein weiteres Problem, dass - wie unter realen Umständen üblich - zeitweise Hindernisse (Personen, Fahrräder, usw.) im Weg waren, sodass die Trajektorie nicht immer exakt eingehalten werden konnte.

8. Analyse der Offline-Messungen

Für die Studie eines campusweiten Positionierungssystems wurden statische und kinematische Trainingsmessungen am Karlsplatz, in der Bibliothek sowie im Freihaus mit sechs verschiedenen Smartphones durchgeführt. Dafür wurden an verschiedenen Checkpoints mehrere WLAN-Scans aufgezeichnet und in eine Fingerprint-Datenbank abgespeichert. In diesem Kapitel wird zunächst die Stabilität der WLAN-Signale untersucht. Anschließend werden die erstellten Fingerprint-Datenbanken für jedes Messverfahren verglichen und die Sichtbarkeit und Reichweite der Access Points diskutiert. Zum Schluss wird die Erstellung der Radio Maps beschrieben und einige Beispiele gezeigt.

8.1 Stabilität der WLAN-Signale

Beim WLAN-Fingerprinting werden die Signalstärken der umliegenden Access Points gemessen und in einer Datenbank abgespeichert. Dabei können allerdings nur Access Points verwendet werden, die ihren Standort nicht ständig ändern. Um zu erkennen, welche Signale stationär sind und welche nicht, wurden daher Messungen an verschiedenen Tagen zu unterschiedlichen Zeiten durchgeführt. Wird ein WLAN-Signal an jedem Tag gemessen, so kann angenommen werden, dass dieses Signal stationär ist und somit auch zur Positionsbestimmung verwendet werden kann. In den beiden Kreisdiagrammen in Abbildung 8.1 ist der Anteil der stationären und mobilen Signale dargestellt. Dabei ist ersichtlich, dass der Großteil der Signale von stationären Access Points stammt und nur ein kleiner Anteil sind mobile Access Points, wie beispielsweise mobile Hotspots, die von Smartphone Usern erzeugt werden. Diese Signale können nicht für die Positionsbestimmung verwendet werden und werden daher in der weiteren Auswertung nicht weiter beachtet.

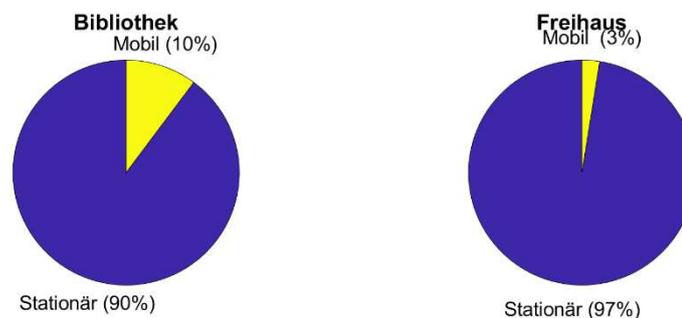


Abb. 8.1: Stationäre und mobile Signale

In Abbildung 8.2 ist die Verteilung der stationären Signale für beide Messgebiete dargestellt. Dabei machen die Netze der TU Wien (‘tunet’, ‘tunetguest’ und ‘eduroam’) einen Großteil der beobachteten Signale aus. Im Messgebiet „Bibliothek“ wurden Signale von insgesamt 91 Access Points empfangen (281 verschiedene MAC-Adressen bzw. 38 SSIDs), die an jedem Messtag mindestens einmal gemessen wurden. Im Messgebiet „Freihaus“ wurden insgesamt 136 stationäre Access Points beobachtet (473 MAC-Adressen bzw. 60 SSIDs). Dabei ist allerdings zu beachten, dass die Access Points noch nicht auf zwei Frequenzbänder aufgeteilt wurden (siehe Kapitel 6.1.3).

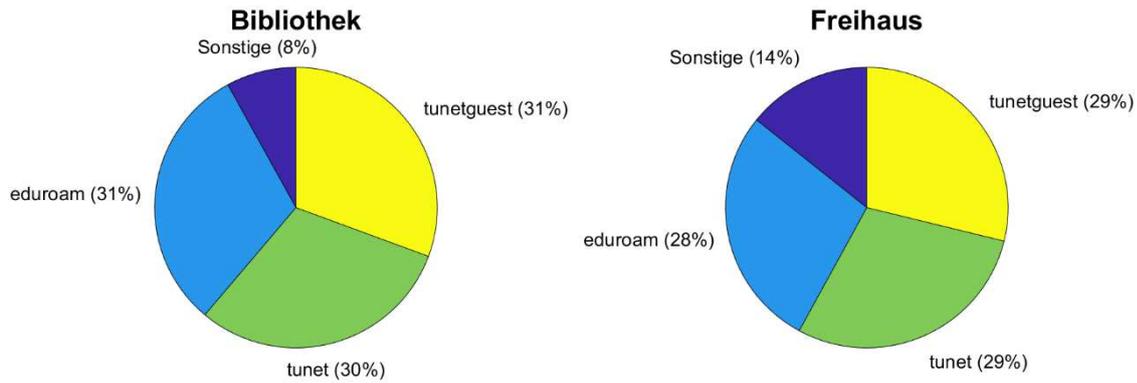


Abb. 8.2: Verteilung der stationären Signale

Neben den Signalen des *TUnet* gibt es also auch noch andere stationäre Signale, die ebenfalls für die Positionsbestimmung verwendet werden können. Jene SSIDs, die insgesamt öfter als 200-mal beobachtet wurden, sind in Abbildung 8.3 und 8.4 dargestellt. Hier sind vor allem die öffentlichen WLAN-Netzwerke ‚wienatPublicWLAN‘ und ‚Austrian Free Wifi‘ zu erwähnen, sowie die Signale ‚Resselpark‘, ‚Restaurant Resselpark‘ und ‚Heuer free Wifi‘, die zu bekannten Access Points zugewiesen werden können. Neben den bereits bekannten *TUnet*-Signalen gibt es noch weitere SSIDs der TU Wien, die vom Institut stammen (‚GEO-Sensornetz‘ und ‚GEO-Sensornetz2.4‘), sowie die SSID ‚TUcafe‘, die von einem Restaurant im Freihaus kommt. In der Bibliothek wurde die SSID ‚chrome‘ neben den *TUnet*-Signalen am häufigsten empfangen (siehe Abbildung 8.3). Dieses Signal stammt nur von einem einzigen Access Point und wurde an den Checkpoints 9 und 10 im Erdgeschoß am stärksten empfangen. Daraus lässt sich schließen, dass sich der Access Point vermutlich in der Universitätsbibliothek befindet. Ein genauer Standort konnte allerdings nicht festgestellt werden. Weiters wurden noch einige andere WLAN-Signale beobachtet (zB ‚HUWAEI-E5180-A675‘, ‚HAK-MA‘, ‚AirBase‘, ...), deren Herkunft allerdings nicht bekannt ist. Dabei handelt es sich vermutlich um Signale, die von Access Points in den Nachbargebäuden stammen.

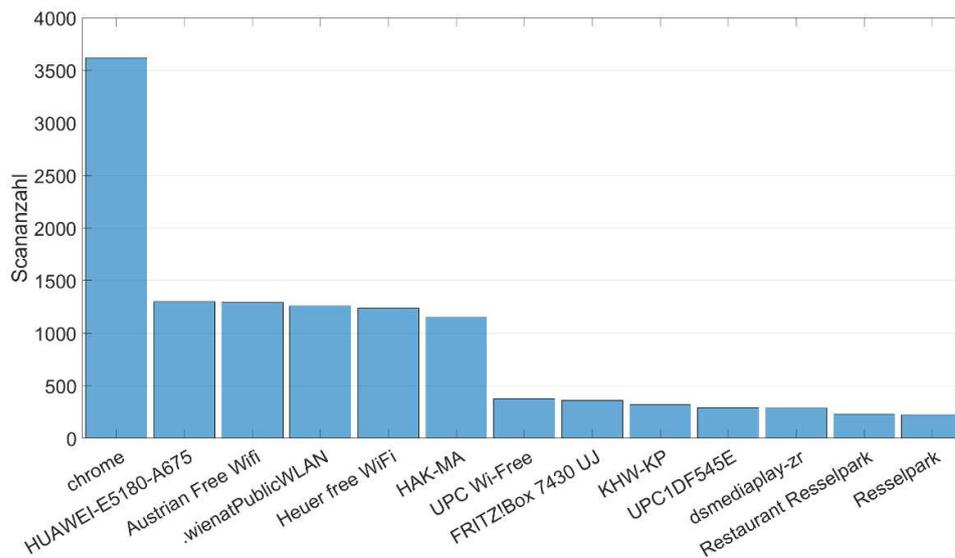


Abb. 8.3: Sonstige stationäre Signale im Messgebiet „Bibliothek“

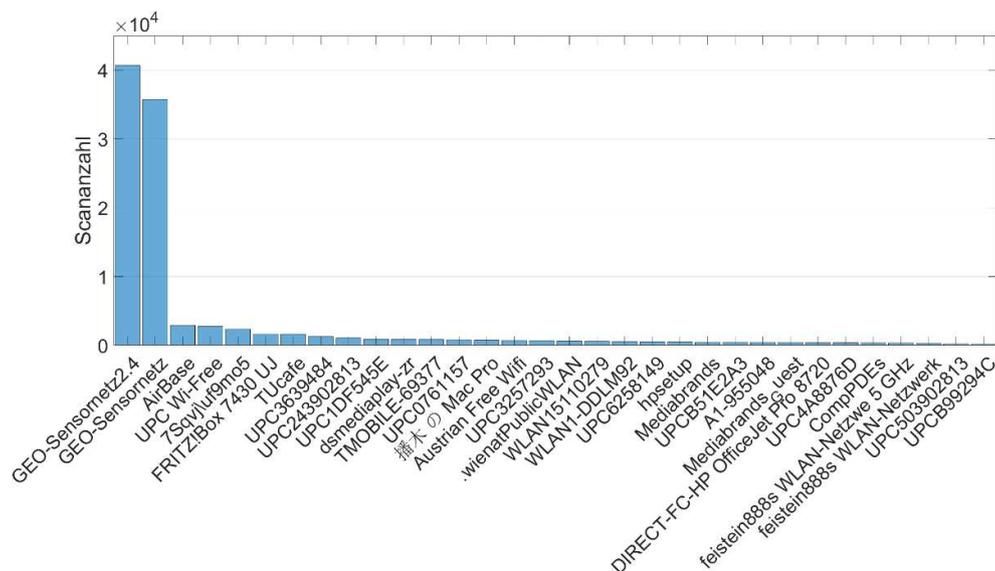


Abb. 8.4: Sonstige stationäre Signale im Freihaus

Zwar kann die Fingerprint-Datenbank mit all diesen stationären Access Points erstellt werden, es ist allerdings empfehlenswert nur jene zu verwenden, die von der TU Wien betrieben werden, da man auf externe Access Points keinen Einfluss hat. So könnten die externen Access Points manipuliert, ausgetauscht, umgestellt oder ganz entfernt werden, ohne dass der IPS-Betreiber etwas davon mitbekommt. Die Folgen sind eine fehlerhafte Datenbank und in weiterer Folge eine falsche Positionierung. Deshalb wurden für die Fingerprint-Datenbanken nur jene Access Points der TU Wien verwendet, die folgende SSIDs haben:

- *tunet*
- *tunetguest*
- *eduroam*
- *GEO-Sensornetz*
- *GEO-Sensornetz2.4*

Das GEO-Sensornetz ist über das ganze zweite Obergeschoß verteilt und besteht aus acht Access Points. Zusammengefasst bedeutet das, dass im Messgebiet „Bibliothek“ die Signale von 44 stabilen Access Points verwendet wurden und im Messgebiet „Freihaus“ von 82 Access Points. Da jedoch einige Access Points auf zwei Frequenzbänder das Signal aussenden können, wurden in der Bibliothek insgesamt 77 unterschiedlichen AP-IDs verwendet und im Freihaus 148 AP-IDs.

8.2 Vergleich der Messverfahren

Wie in Kapitel 6.2 beschrieben, wurden die Offline-Messungen statisch, kinematisch und im Stop-and-Go-Modus durchgeführt und getrennt jeweils in eine eigene Datenbank abgespeichert. In Tabelle 13 ist die durchschnittliche Anzahl an Scans pro Checkpoint für jedes Messgebiet und Messverfahren aufgelistet. Die Fingerprint-Datenbanken wurden aus den RSSI-Messungen aller Smartphones erstellt. Dabei wird allerdings nicht jede Messung getrennt verwendet, sondern die durchschnittlichen RSSI-Werte werden pro Checkpoint in einem Vektor gesammelt. Um eine geräteunabhängige Fingerprint-Datenbank zu bekommen, wurden zuvor die Kalibrierungskoeffizienten zu den gemessenen Signalstärken hinzugefügt.

	Bibliothek	Freihaus
Statisch	327	349
Kinematisch	60	60
Stop-and-Go	301	316
	688	725

Tab. 13: Durchschnittliche Scans pro Checkpoint

Zum Vergleich dieser Messverfahren bzw. Datenbanken wurden die Differenzen der mittleren Signalstärken für jeden Checkpoint und Access Point berechnet. In Abbildung 8.5 und 8.6 sind die mittleren Signalstärken und die Standardabweichung jener Access Points dargestellt, bei denen im jeweiligen Messgebiet die größten Differenzen zwischen den Datenbanken festgestellt wurden. Beim 2,4 GHz-Signal des Access Points DD02-2 wurde die größte Differenz in der Bibliothek auf Checkpoint 34 festgestellt. Die größte Differenz tritt dabei zwischen der Stop-and-Go und der kinematischen Datenbank auf und beträgt 11,3 dBm. Die durchschnittliche Differenz für diesen Access Point beträgt zwischen der statischen und kinematischen Datenbank 0,8 dBm, zwischen der statischen und Stop-and-Go Datenbank 1,0 dBm und zwischen der kinematischen und Stop-and-Go Datenbank 1,5 dBm.

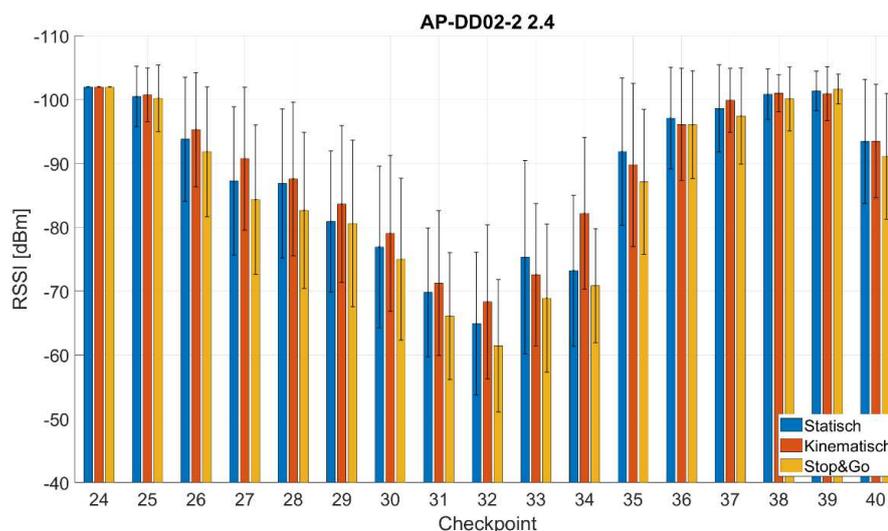


Abb. 8.5: Vergleich der Datenbanken in der Bibliothek (AP-DD02-2 2.4)

Im Freihaus wurde die größte Differenz (10,9 dBm) ebenfalls zwischen der Stop-and-Go-Datenbank und der kinematischen Datenbank festgestellt und ist beim 2,4 GHz-Signal des Access Points DB02-3

auf Checkpoint 17 aufgetreten. Die durchschnittliche Differenz für diesem Access Point beträgt zwischen der statischen und kinematischen Datenbank 0,5 dBm, zwischen der statischen und Stop-and-Go Datenbank 0,4 dBm und zwischen der kinematischen und Stop-and-Go Datenbank 0,9 dBm.

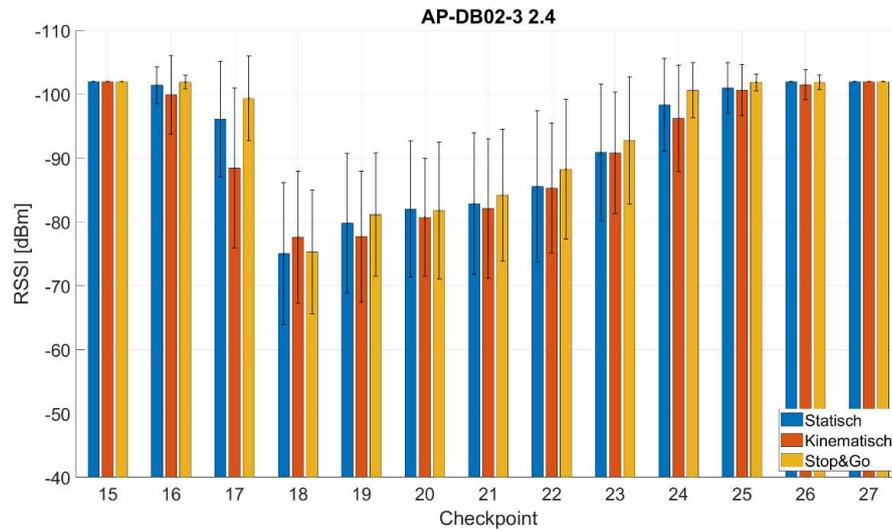


Abb. 8.6: Vergleich der Datenbanken im Freihaus (AP-DB02-3 2.4)

Um die Datenbanken miteinander zu vergleichen, wurde zusätzlich noch der Korrelationskoeffizienten zwischen Paaren gleicher Access Points berechnet. Dabei wurde einerseits die Datenbank aus den gemittelten RSS-Werten verwendet und andererseits deren Varianzen. Die mittleren Korrelationskoeffizienten und Differenzen zwischen den Datenbanken sind in Tabelle 14 und 15 zu sehen. Bei den RSS-Werten unterscheiden sich die Datenbanken kaum und korrelieren untereinander sehr stark. Auch die mittlere Differenz zwischen Paaren gleicher Access Points ist sehr niedrig. Bei den Varianzen ist die Korrelation mit den kinematischen Messungen in beiden Messgebieten etwas schwächer. Das liegt vermutlich an der geringeren Anzahl an Offline-Messungen (60 Scans pro Checkpoint) bei diesem Messverfahren. Alles in allem sind sich die Datenbanken aber sehr ähnlich, weshalb für die anschließende Erstellung der Radio Maps und Positionsbestimmung die Datenbanken miteinander kombiniert werden.

	RSSI		Varianzen	
	\bar{r}	\bar{d} [dBm]	\bar{r}	\bar{d} [dBm]
Statisch – Kinematisch	0,96	0,3	0,93	3,9
Statisch – Stop-and-Go	0,99	0,3	0,97	2,8
Kinematisch – Stop-and-Go	0,96	0,4	0,94	3,4

Tab. 14: Vergleich der Datenbanken in der Bibliothek

	RSSI		Varianzen	
	\bar{r}	\bar{d} [dBm]	\bar{r}	\bar{d} [dBm]
Statisch – Kinematisch	0,95	0,4	0,88	3,9
Statisch – Stop-and-Go	0,99	0,3	0,96	2,6
Kinematisch – Stop-and-Go	0,95	0,4	0,88	4,0

Tab. 15: Vergleich der Datenbanken im Freihaus

8.3 Sichtbarkeit der WLAN-Signale

Bei den Signalstärkescans werden nicht alle Access Points bei jedem Scan erkannt. Dies hat verschiedene Gründe, die bereits im vorigen Kapitel behandelt wurden. Abbildung 8.7 bis 8.8 zeigen als Beispiel die Signalstärken und Sichtbarkeiten der Access Points auf jenen Checkpoints, auf denen die meisten bzw. wenigsten Access Points sichtbar waren.

Im Messgebiet „Bibliothek“ konnten auf Checkpoint 20 (Abbildung 8.7 oben) die Signale von neun verschiedenen Access Points gemessen werden, von denen nur zwei öfters als in 75% der Fälle sichtbar waren. Dieser Checkpoint liegt etwas abgelegen in einer Raumecke im Erdgeschoß des Stiegenhauses. Die beiden Frequenzbänder des Access Points DDEG-2 waren dabei am häufigsten sichtbar und wurden auch am stärksten empfangen. Das 5 GHz-Signal war in 96% der Scans sichtbar und hat eine durchschnittliche Signalstärke von -77,4 dBm. Das 2,4 GHz-Signals hat zwar eine etwas geringere Sichtbarkeit (94%), konnte aber mit einer Signalstärke von -75,2 dBm im Durchschnitt etwas stärker empfangen werden. Auf Checkpoint 6 konnten 47 verschiedene Access Points mindestens einmal gemessen werden, von denen neuen Access Points in mehr als in 75% der Fälle sichtbar waren (Abbildung 8.7 unten). Dieser Checkpoint befindet sich direkt vor dem Eingang der Bibliothek. Hier waren die 5 GHz-Signale der Access Points DCEG-3 und DC01-3 mit 99% am häufigsten sichtbar. Das 2,4 GHz-Signal des Access Points DCEG-3 hat eine Sichtbarkeit von 98% und mit durchschnittlich -65,0 dBm die beste Signalstärke. Das 5 GHz-Signal des gleichen Access Points hat eine mittlere Signalstärke von -70,2 dBm.

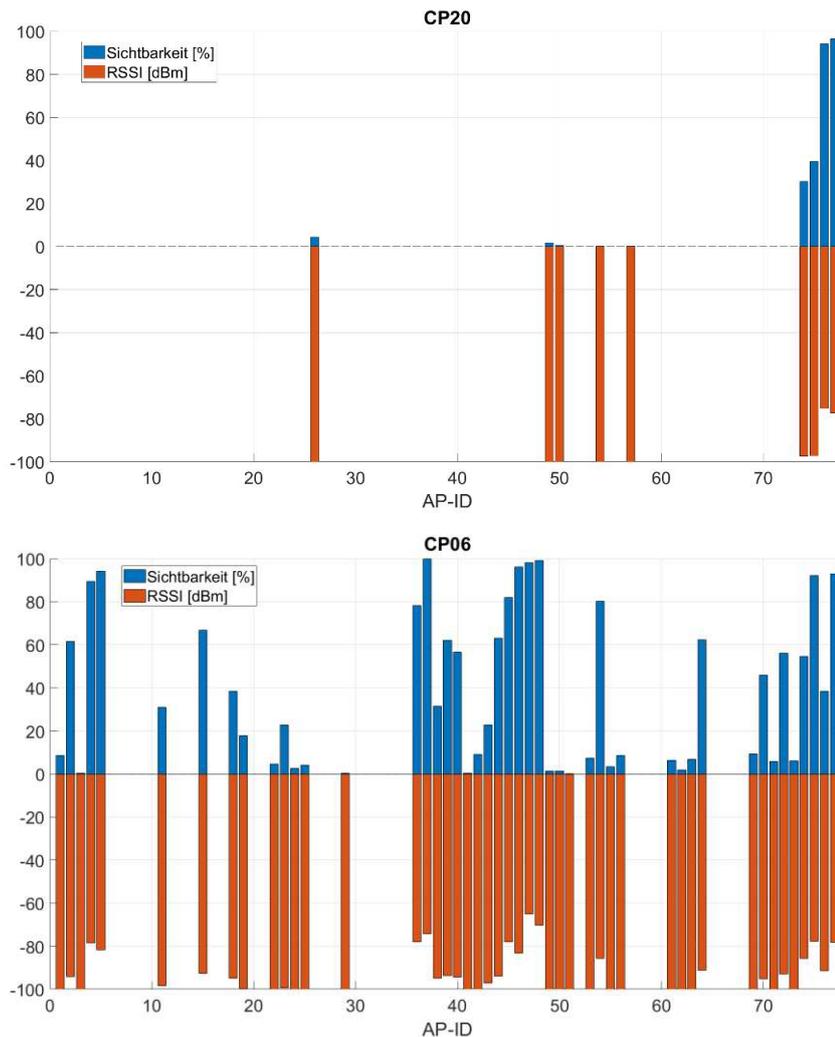


Abb. 8.7: Checkpoints mit der geringsten und größten Sichtbarkeit in der Bibliothek

Bei den Checkpoints im Freihaus konnten auf Checkpoint 37 (Abbildung 8.8 oben) insgesamt 20 Access Points mindestens einmal beobachtet werden, wovon sieben Access Points in mehr als in 75% der Fälle sichtbar waren. Das 5 GHz-Signal des Access Points DCEG-2 war dabei bei jeder Messung sichtbar. Aber auch die Signale der Access Points DCEG-1 bis 3 waren mit einer Sichtbarkeit von über 98% fast immer sichtbar. Die stärksten Signale auf diesem Checkpoint stammen von den beiden Frequenzbändern des Access Points DCEG-2, wobei das 2,4 GHz-Signal mit durchschnittlich $-65,8$ dBm etwas stärker gemessen werden konnte als das 5 GHz-Signal ($-66,7$ dBm). Auf dem Checkpoint 12 (Abbildung 8.8 unten) wurden die Signale von insgesamt 71 verschiedenen Access Points gemessen, wovon 15 Access Points öfters als in 90% der Fälle sichtbar waren. Die größte Sichtbarkeit haben dabei die Access Points GEO-5, DA02-1 und DA02-11. Das durchschnittlich stärkste Signal auf diesem Checkpoint kam vom 5 GHz-Band des Access Points DB02-11 ($-59,7$ dBm). Aber auch die 2,4 GHz-Signale der Access Points GEO-5 und DB02-11 konnten mit rund -64 dBm ebenfalls gut empfangen werden.

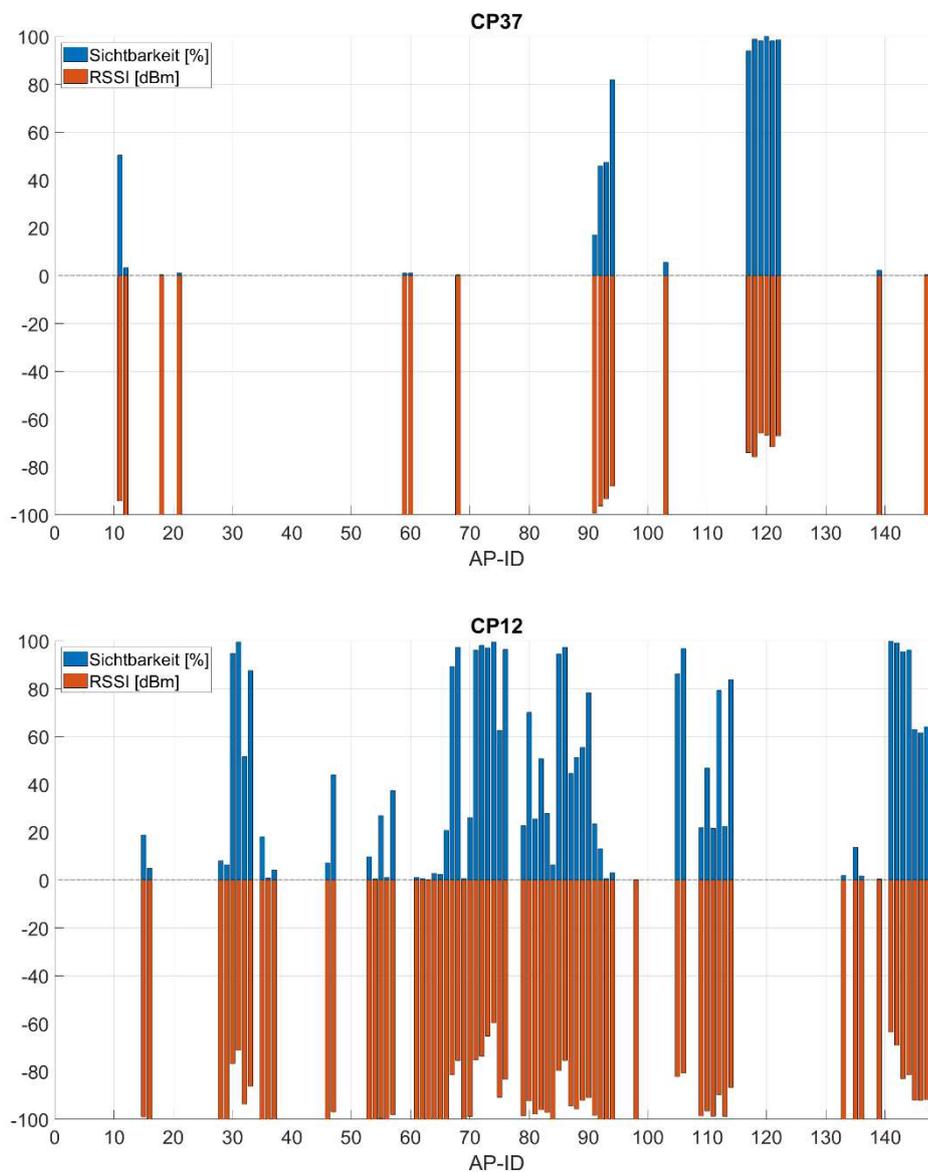


Abb. 8.8: Checkpoints mit der geringsten und größten Sichtbarkeit im Freihaus

Bei genauerer Betrachtung der beiden Abbildungen fällt ein Zusammenhang zwischen der Sichtbarkeit und den RSS-Werten auf. Deswegen wurde der Korrelationskoeffizient dieser beiden Messwerte für jeden Checkpoint bestimmt. Der anschließend aus allen Checkpoints gemittelte Korrelationskoeffizient im Messgebiet „Bibliothek“ beträgt 0,96 und im Freihaus 0,93. Das bedeutet, je größer die Signalstärke eines Access Points ist, desto häufiger ist dieser Access Point auch sichtbar.

In Tabelle 16 ist die mittlere Anzahl an sichtbaren Access Points pro Checkpoint für beide Messgebiete aufgelistet. Im Durchschnitt waren auf einem Checkpoint in der Bibliothek 57,3 Access Points überhaupt nicht sichtbar, und nur 4,4 Access Points waren in mehr als in 75% der Fälle sichtbar. Im Freihaus waren im Durchschnitt auf einem Checkpoint 102,9 Access Points überhaupt nicht sichtbar und 16,3 Access Points waren in mehr als in 75% der Fälle sichtbar. Im Durchschnitt gab es hier auf jedem Checkpoint 1,2 Access Points, die bei jedem Scan sichtbar waren.

Sichtbarkeit	Bibliothek	Freihaus
0%	57,3	102,9
0,1 - 24,9%	10,4	19,3
25 - 49,9%	2,3	4,9
50 – 74,9%	2,6	4,6
75 – 99,9%	4,4	15,1
100%	0,02	1,2
	77	148

Tab. 16: Mittlere Anzahl an sichtbaren Access Points pro Checkpoint

8.4 Reichweite der WLAN-Signale

Die Reichweite eines WLAN-Signals ist von der Lage des Access Points und der räumlichen Gegebenheit abhängig. Als Beispiel für die Reichweite sind in Abbildung 8.9 und 8.10 die Signalstärken für jene Access Points dargestellt, die im jeweiligen Messgebiet die meisten Checkpoints erreicht haben.

In der Bibliothek konnten die Signale des Access Points DD01-2 auf insgesamt 36 Checkpoints gemessen werden (Abbildung 8.9). Dieser Access Point befindet sich im ersten Obergeschoß der Bibliothek, also zwischen den beiden Stockwerken, was die hohe Reichweite erklärt. Mit durchschnittlich -79,7 dBm (2,4 GHz) bzw. -88,0 dBm (5 GHz) wurde das Signal auf dem Checkpoint 32 am stärksten empfangen. Dieser Checkpoint liegt in etwa genau ein Stockwerk über dem Access Point. Wie in Abbildung 8.9 weiters ersichtlich, gibt es auch einen Unterschied zwischen den Frequenzbändern. Im Mittel war das 2,4 GHz-Signal um 3,6 dBm stärker als das 5 GHz-Signal. Nur auf den beiden Checkpoints 4 und 43 war das 5 GHz-Signal stärker. Die durchschnittliche Standardabweichung beträgt auf dem 2,4 GHz-Band 4,5 dBm und auf dem 5 GHz-Frequenzband 3,5 dBm.

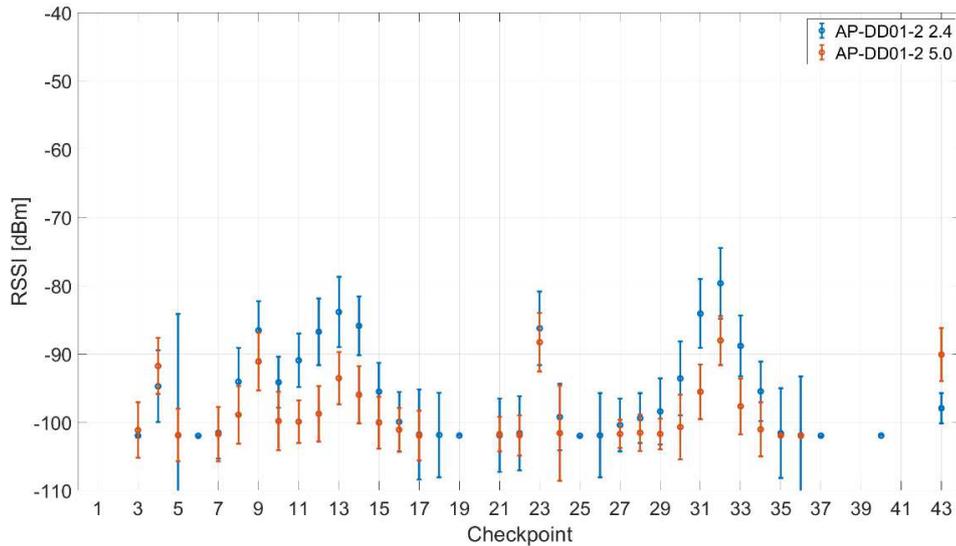


Abb. 8.9: Reichweite des Access Points DD01-2

Im Freihaus konnten die Signale des Access Points GEO-5 auf 34 Checkpoints - und damit am öftesten - empfangen werden (Abbildung 8.10). Dieser Access Point befindet sich im zweiten Obergeschoß, wo auf jedem Checkpoint zumindest ein Frequenzband dieses Access Points beobachtet werden kann. Auf Checkpoint 13 wurde das Signal am stärksten empfangen, wobei die durchschnittliche Signalstärke $-56,7$ dBm (2,4 GHz) bzw. $-61,7$ dBm (5 GHz) beträgt. Dieser Checkpoint liegt ca. 10 m vom Access Point entfernt, allerdings ist eine Türe dazwischen. Die größte Reichweite beträgt ca. 58 m und wurde auf Checkpoint 24 gemessen, wobei hier allerdings nur das 2,4 GHz-Signal mit durchschnittlich $-101,6$ dBm kaum empfangbar ist. Das 2,4 GHz-Signal wurde überall stärker gemessen als das 5 GHz-Signal und war daher auch im Durchschnitt um 5,0 dBm stärker. Das 2,4 GHz-Signal hat auch eine etwas höhere mittlere Standardabweichung (4,3 dBm) als das 5 GHz-Signal (3,6 dBm).

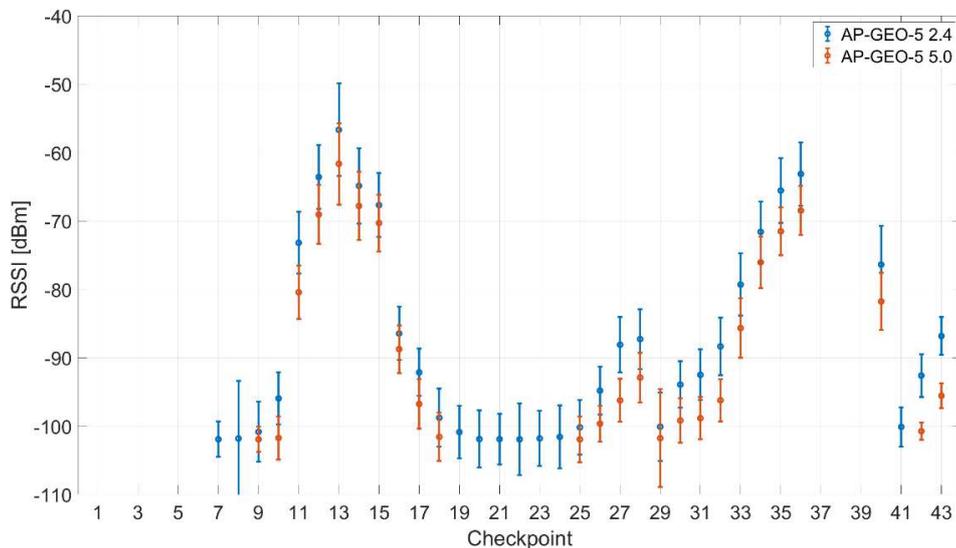


Abb. 8.10: Reichweite des Access Points GEO-5

Wie in den obigen Abbildungen ersichtlich, gibt es einen Unterschied zwischen den beiden Frequenzbändern eines Access Points bezüglich der Signalstärke und Reichweite. Über alle Checkpoints in der Bibliothek gesehen war das 2,4 GHz-Signal um 3,4 dBm stärker als das 5 GHz-Signal. Die mittlere Standardabweichung war auf beiden Frequenzen annähernd gleich und beträgt 3,7 dBm. Im Freihaus

war insgesamt das 2,4 GHz-Signal um 1,4 dBm stärker als das 5 GHz-Signal. Die mittlere Standardabweichung beträgt – wie auch in der Bibliothek - auf beiden Frequenzen 3,5 dBm. Eine allgemeine Aussage über die Abhängigkeit der Signalstärke bezüglich des Frequenzbandes kann allerdings nicht gemacht werden, da diese stark von der Umgebung abhängig ist. Zwar hat das 5 GHz-Band eine um 3 dBm stärkere Sendeleistung (siehe Kapitel 5.1.3), das 2,4 GHz-Band hat aber eine größere Reichweite, da es abschirmende Materialien verlustärmer überwindet und auch die Freiraumdämpfung schwächer ist.

8.5 Erstellung der Radio Maps

Um die Signalstärken und Varianzen der Access Points nicht nur an einzelnen Checkpoints zu kennen, sondern auch an den Punkten dazwischen, wird sowohl für die RSS-Werte als auch für die Varianzen eine flächenhafte Interpolation für jeden Access Point durchgeführt. Dafür können verschiedene Interpolationsverfahren verwendet werden [86], wobei in dieser Arbeit eine Interpolation durch natürliche Nachbarn (auch Voronoi-Interpolation genannt) angewendet wird, [91]. Die Stützstellen der Interpolation sind dabei die aus allen drei Messverfahren gemittelten RSS-Werte bzw. die Varianzen an den Checkpoints. Zur Erstellung der Radio Maps müssen die Koordinaten der Checkpoints bekannt sein, weshalb für jedes Gebäude ein lokales kartesisches Koordinatensystem auf Grundlage der Gebäudepläne definiert wurde. Basierend auf diesem Koordinatensystem wurden die Koordinaten der Checkpoints mit Hilfe von *AutoCad* auf Meter-Genauigkeit bestimmt. Die Rasterweiten der interpolierten Radio Maps betragen 1 Meter, 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. Wie bereits in Kapitel 5.2 erwähnt, 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.

Im Folgenden werden einige Radio Maps präsentiert, um einen Überblick über die Verteilung der Signalstärken in den beiden Messgebieten zu bekommen. Der kleinste je gemessene RSS-Wert war -101,3 dBm (nach Anbringung der Kalibrierungskoeffizienten). Konnte ein Access Point an einem Checkpoint nicht gemessen werden, so wurde ihm ein konstanter Minimalwert von -102 dBm zugewiesen. Um einfacher zu erkennen, wo die Signale der Access Points nicht mehr erreicht werden können – das heißt einen RSS-Wert von -102 dBm haben - wurden in den folgenden dargestellten Radio Maps diese Werte gelöscht. Für die Positionsbestimmung werden diese Werte allerdings beibehalten.

8.5.1 Bibliothek

Im Messgebiet „Bibliothek“ wurde für jedes Stockwerk und für jeden Access Point eine eigene Radio Map erzeugt. Zusätzlich wurden auch noch für den Außenbereich eigene Radio Maps erstellt. Da es in der Bibliothek im ersten Stockwerk nur einen Checkpoint gibt, kann keine flächenhafte Interpolation durchgeführt werden, weshalb in diesem Stockwerk die Radio Map nur aus dem Fingerprint des Checkpoint 23 besteht. Außerdem sei noch zu erwähnen, dass Checkpoint 22, der sich im ersten Halbstock befindet, zum Erdgeschoß gezählt wird und Checkpoint 24, der sich im zweiten Halbstock befindet, wird zum zweiten Obergeschoß gezählt. Wie bereits erwähnt, wurden im Messgebiet „Bibliothek“ die Signale von 77 Access Points verwendet, weshalb die Radio Map Arrays in der Bibliothek folgende Größen haben:

Outdoorbereich	$32 \times 172 \times 77$
Erdgeschoß	$34 \times 28 \times 77$
1. Obergeschoß	$1 \times 1 \times 77$
2. Obergeschoß	$13 \times 30 \times 77$

Tab. 17: Größe der Radio Map Arrays in der Bibliothek

Abbildung 8.11 zeigt die Radio Maps der 5 GHz-Signale der beiden Access Points im Erdgeschoß der Bibliothek. Wie ersichtlich, können die Signale auf allen Checkpoints im Erdgeschoß empfangen werden. Der Access Point DDEG-1 liefert in der Umgebung der Checkpoints 7, 8 und 43 mit ca. -60 dBm die höchsten Signalstärken. Auffällig ist vor allem, dass im Bereich des Access Points selbst niedrigere RSS-Werte dargestellt sind. Dies entspricht vermutlich nicht der Realität, sondern liegt daran, dass in diesem Bereich keine Messungen durchgeführt wurden. Die Signale des Access Points DDEG-2 können vor allem im gesamten hinteren Bereich des Erdgeschoßes gut empfangen werden. Da dieser Access Point genau über Checkpoint 15 montiert ist, wird auch auf diesem Checkpoint mit -48,6 dBm das Signal am stärksten empfangen.

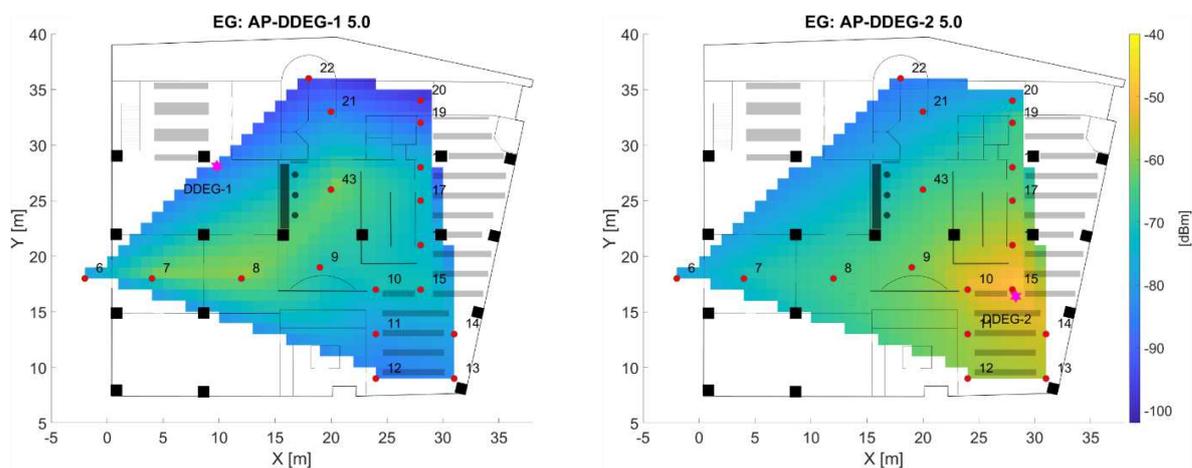


Abb. 8.11: Radio Maps für die beiden 5 GHz-Signale der Access Points im EG der Bibliothek

Die 5 GHz-Signale aller Access Points im zweiten Obergeschoß sind in Abbildung 8.12 dargestellt. Diese Access Points können auf allen Checkpoints im zweiten Obergeschoß empfangen werden. Allerdings werden die Signale in den jeweils schräg gegenüberliegenden Ecken nur mehr schwach empfangen (-91 bis -98 dBm). Wie weiters ersichtlich ist, wurden die Signalstärken nur zwischen den Checkpoints interpoliert, weshalb die Position auch nur in diesem Bereich bestimmt werden kann. Zwar könnten die Signalstärken auch extrapoliert werden, allerdings entstehen dadurch sehr hohe bzw. niedrige Signalstärken, welche nicht der Realität entsprechen. Um die Signalstärken für den ganzen Raum zu bekommen, wäre es somit besser gewesen, die Checkpoints an den Raumgrenzen zu setzen.

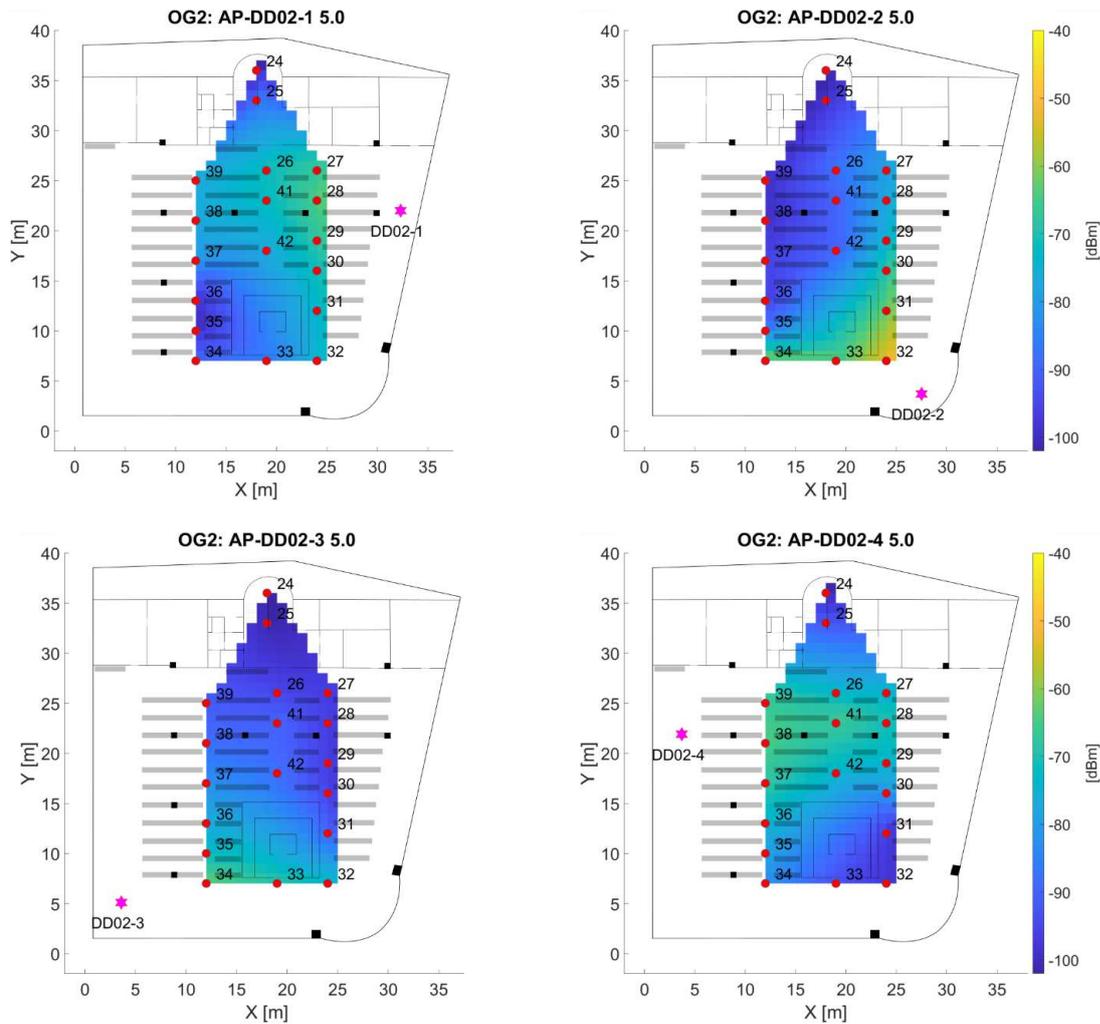


Abb. 8.12: Radio Maps der Access Points im zweiten Obergeschoß der Bibliothek

8.5.2 Freihaus

Im Messgebiet „Freihaus“ wurde ebenfalls pro Stockwerk ein Radio Map Array erzeugt. Die beiden Checkpoints 1 und 2 liegen zwar außerhalb des Gebäudes, werden aber trotzdem zum Erdgeschoß gezählt. Da Checkpoint 11 der einzige Checkpoint im ersten Obergeschoß ist, kann für dieses Stockwerk keine Interpolation durchgeführt werden. Wie bereits erwähnt, wurden im Freihaus die Signale von 148 Access Points verwendet, weshalb die Radio Map Arrays folgende Größen haben:

Erdgeschoß	$59 \times 19 \times 148$
1. Obergeschoß	$1 \times 1 \times 148$
2. Obergeschoß	$47 \times 33 \times 148$

Tab. 18: Größe der Radio Map Arrays im Freihaus

Abbildung 8.13 zeigt die Signalstärkenverteilung zweier Access Points im Erdgeschoß des Freihaus. Die 2,4 GHz-Signale dieser beiden Access Points können auf allen Checkpoints in diesem Stockwerk empfangen werden. Der Access Point DCEG-2 liefert vor allem auf den Checkpoints 4 bis 8 hohe RSS-Werte (-51 bis -58 dBm) und der Access Point DCEG-3 liefert an den Checkpoints 2 und 3 mit ca. -58 dBm die stärksten Signale.

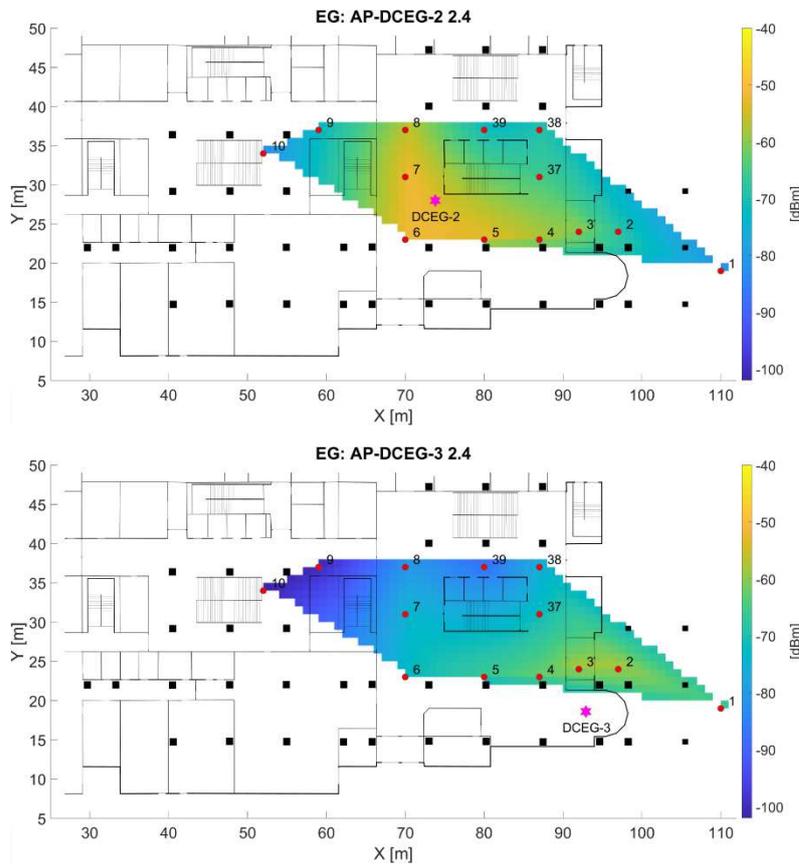


Abb. 8.13: Radio Maps der beiden Access Points im Erdgeschoß des Freihaus

Da es im zweiten Obergeschoß des Freihaus insgesamt 41 Access Points gibt, werden im Folgenden nur einige ausgewählte Radio Maps gezeigt, um einen groben Überblick über die Signalstärkenverteilung in diesem Stockwerk zu bekommen. Bei der Betrachtung der beiden Access Points in Abbildung 8.14, die sich nicht am Gang sondern in einem Seminarraum (DA02-10) bzw. Hörsaal (DB02-5) befinden, fällt auf, dass das 5 GHz-Signal des Access Points DA02-10 auf den Checkpoints 15 und 16 mit ca. -67 dBm deutlich stärker empfangen wird, als das Signal des Access Points DB02-5 (ca. -76 dBm), obwohl beide Access Points in etwa gleich weit von den Checkpoints entfernt liegen. Auf den 2,4 GHz-Signalen sind die Signalstärken mit ca. -73 dBm gleich groß. Ein möglicher Grund dafür könnte sein, dass die Wände des Hörsaals dicker bzw. aus einem anderen Material sind, sodass das 5 GHz-Signal des Access Points DB02-5 stärker abgeschwächt wird.

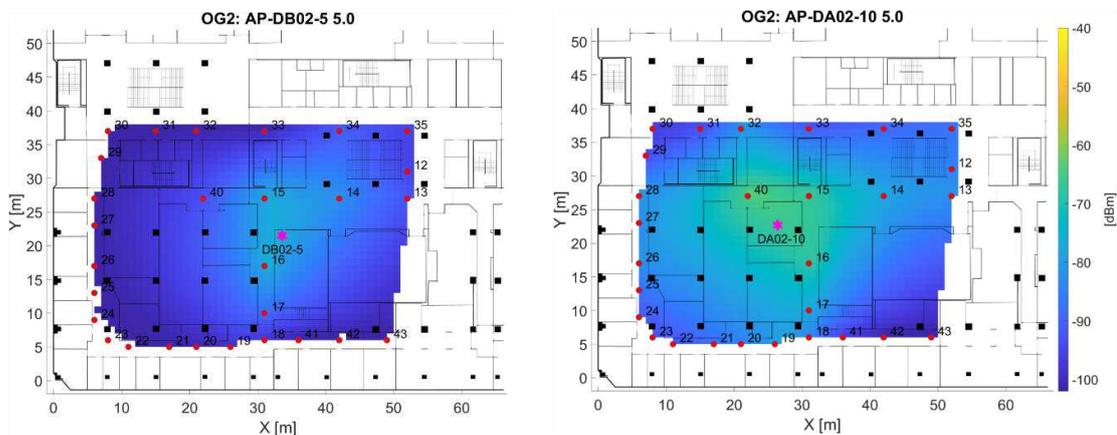


Abb. 8.14: Vergleich der Access Points DA02-10 und DB02-5

Abbildung 8.15 zeigt die Signalstärkenverteilung zweier Access Points im Institutsbereich. Obwohl diese beiden Access Points nur ca. 1 m entfernt voneinander montiert sind, hat der Access Point des *GEO-Sensornetzes* (AP-GEO-1) beim 2,4 GHz-Signal 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 den 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 immer noch knapp 13 dBm auf Checkpoint 28.

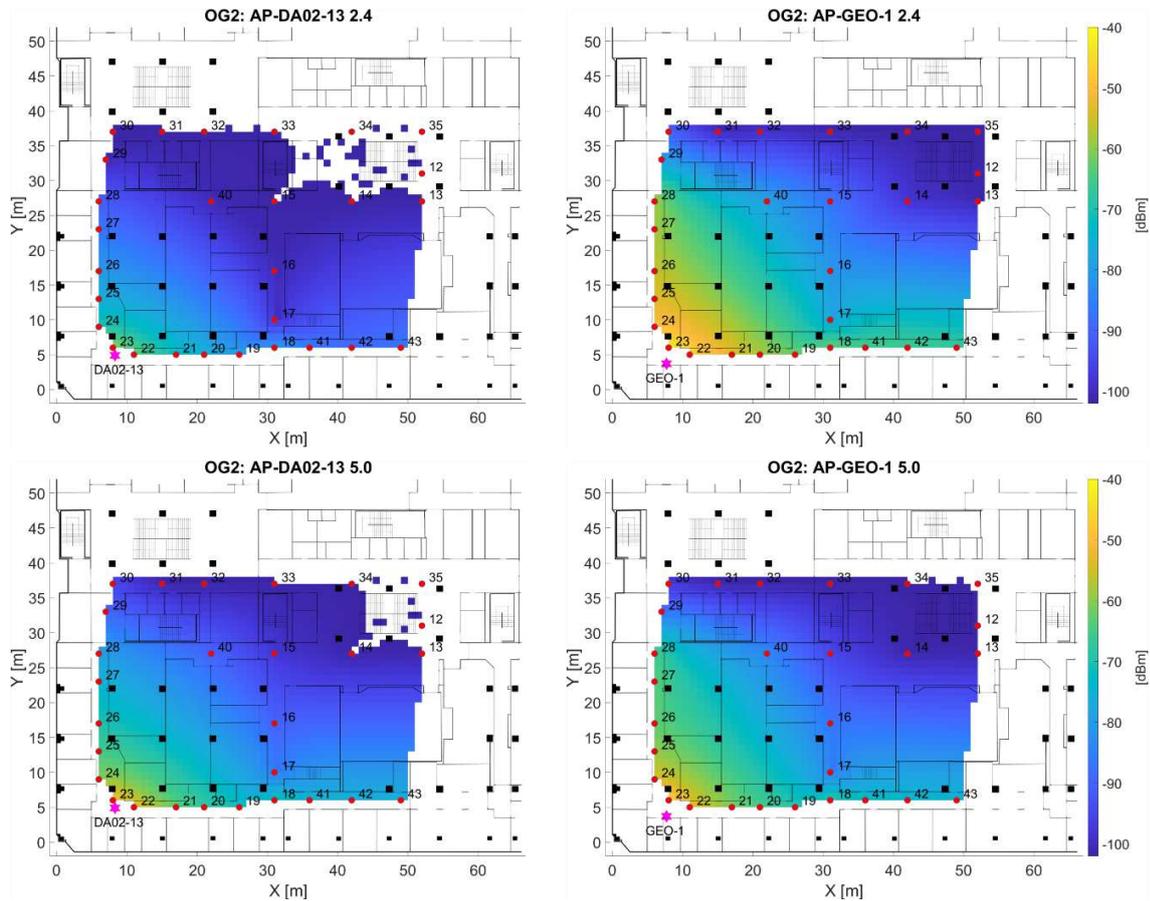


Abb. 8.15: Radio Maps der 2,4 (oben) und 5 GHz-Signale (unten) der beiden Access Points DA02-13 (links) und GEO-1 (rechts)

8.6 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Offline-Messungen analysiert. In einem ersten Schritt wurde zunächst festgestellt, welche Signale stationär sind und somit für die Fingerprint-Datenbank verwendet werden können. Als stationär wurden jene Access Points definiert, die an jedem Messtag mindestens einmal beobachtet wurden. In beiden Messgebieten gibt es neben den TU-Access Points auch noch weitere stationäre Access Points, die für das Fingerprinting verwendet werden könnten. Allerdings hat man auf diese Access Points keinen Einfluss, weshalb diese nicht für die Datenbank verwendet wurden. Somit besteht die Datenbank in der Bibliothek aus 77 AP-IDs und im Freihaus aus 148 AP-IDs.

Eine wichtige Erkenntnis in diesem Kapitel 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.

In der Bibliothek sind pro Scan durchschnittlich 19 und im Freihaus 46 stationäre Signale empfangbar. Es werden somit in beiden Messgebieten auf jedem Checkpoint genügend Signale erreicht, um eine Positionsbestimmung mittels WLAN-Fingerprinting durchzuführen. In der Regel sind allerdings nicht bei jedem Scan auf einem Checkpoint die gleichen Access Points sichtbar. Im Freihaus gab es im Durchschnitt 1,8 Access Points pro Checkpoint, die bei jedem Scan sichtbar waren. In der Bibliothek sind es durchschnittlich nur 0,1 Access Points. Bei der Analyse der Sichtbarkeit wurde ein Zusammenhang zwischen der Sichtbarkeit von Access Points und deren Signalstärken festgestellt. Je größer die Signalstärken eines Access Points sind, desto häufiger wird er auch empfangen.

Über alle Checkpoints in der Bibliothek gesehen war das 2,4 GHz-Signal um 3,4 dBm stärker als das 5 GHz-Signal. Im Freihaus war das 2,4 GHz-Signal insgesamt um 1,4 dBm stärker als das 5 GHz-Signal. Die empirisch bestimmten Standardabweichungen betragen auf beiden Frequenzbändern ca. 3,5 dBm. Eine allgemeine Aussage über die Abhängigkeit der Signalstärke bezüglich des Frequenzbandes kann allerdings nicht gemacht werden, da diese stark von der Umgebung abhängig ist.

Weiters wurden in diesem Kapitel die erstellten Radio Maps untersucht. Für jedes Stockwerk und jeden Access Point wurde in jedem Messgebiet eine eigene Radio Map erstellt. Bei der Betrachtung der Radio Maps wurde 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.



Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

9. Analyse der Positionsbestimmung

Zur Analyse der erreichbaren Positionierungsgenauigkeit mittels WLAN-Fingerprinting wurden Online-Messungen mit allen drei Messverfahren in beiden Messgebieten durchgeführt. Diese Messungen werden nun mit der Datenbank bzw. mit den interpolierten Radio Map Arrays verglichen, um die Positionen zu bestimmen. In Kapitel 5.3 wurden bereits einige Ansätze zur Positionsbestimmung besprochen. In dieser Arbeit wird die Positionierung mit Hilfe der Mahalanobis-Distanz durchgeführt. Damit wird eine Position in der Datenbank bzw. in den Radio Map Arrays gefunden, die mit der Online-Messung am besten übereinstimmt, also die geringste Distanz aufweist. Abbildung 9.1 veranschaulicht die Positionsbestimmungen für fünf Online-Messungen im Outdoorbereich des Messgebiets „Bibliothek“: Für jede Messung auf einem Checkpoint wird die Mahalanobis-Distanz zu jedem einzelnen Checkpoint in der Datenbank bestimmt. Der Checkpoint mit der geringsten Distanz ist dann die gesuchte Position. Wie in Abbildung 9.1 ersichtlich, wurde die Position auf den Checkpoints 1, 2, 4 und 5 richtig bestimmt, die Online-Messung auf Checkpoint 3 hat ihr Minimum allerdings auf Checkpoint 5, was zur Folge hat, dass die Position bei dieser Online-Messung falsch bestimmt wurde. Gründe hierfür sind die in Kapitel 7 bereits zusammengefassten Ursachen für die Abweichungen zwischen dem Online- und dem Offline-Fingerprint.

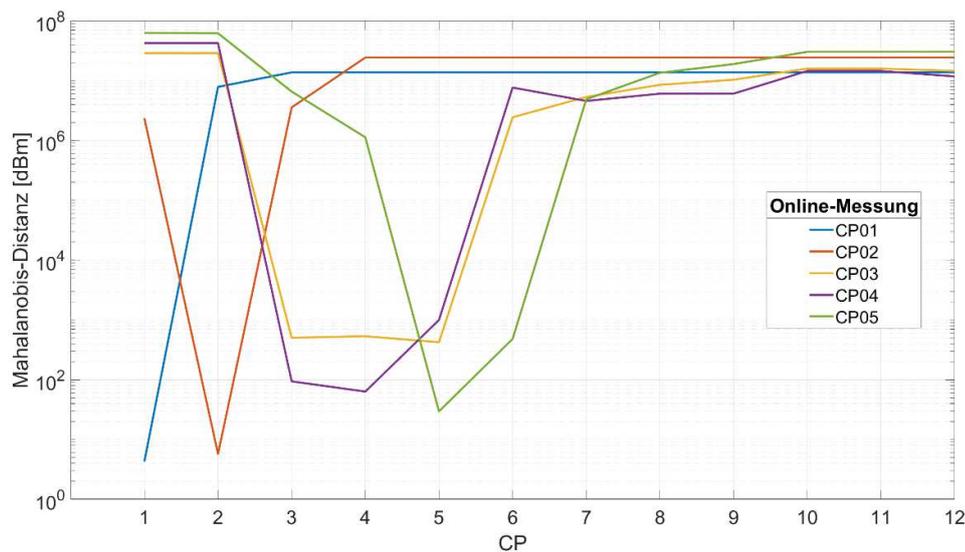


Abb. 9.1: Beispiel einer Positionsbestimmung

Der Vorteil der Mahalanobis-Distanz liegt in der Nutzung der Kovarianzmatrix, wofür allerdings die Varianzen bzw. Standardabweichungen eines jeden Fingerprints bekannt sein müssen. Im Allgemeinen kann jedoch nicht überall im Messgebiet jeder Access Points empfangen werden, was zu Problemen bei der Distanzberechnung führt, wenn im Online- und Offline-Fingerprint RSS-Werte von unterschiedlichen Access Points sind. Wie bereits erwähnt, wird in diesem Fall ein Wert von -102 dBm für den nicht empfangbaren Access Point verwendet. Für den Fall, dass auf einem Checkpoint das Signal eines Access Points bei keiner einzigen Offline-Messung empfangen werden konnte - also an der entsprechenden Stelle in der Datenbank nur Werte von -102 dBm stehen - ist die Varianz gleich Null. Die Varianz darf aber nicht gleich Null sein, da sonst die Determinante der Kovarianzmatrix ebenfalls gleich Null ist und somit die Kovarianzmatrix singular und nicht invertierbar ist. Diese muss jedoch bei der Berechnung der Mahalanobis-Distanz invertiert werden, vgl. Gleichung (5.13). Um dieses Problem zu umgehen, wird in diesem Fall eine Varianz von 0,0001 dBm verwendet. Kann nun in der Online-Messung an einem Punkt ein Signal eines Access Points empfangen werden, das in der Offline-Phase kein einziges

Mal gemessen werden konnte, dann wird die Gewichtung sehr groß (die Gewichtung ist ja umgekehrt proportional zur Varianz), wodurch auch die Distanz zwischen den beiden Fingerprints groß wird. Infolgedessen sinkt die Wahrscheinlichkeit, dass dieser Punkt der gesuchte Ort ist.

Wird die Position mit Hilfe der interpolierten Radio Maps bestimmt, dann können die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen angegeben werden. Dafür wird wieder zuerst die Mahalanobis-Distanz (Gleichung (5.13)) zwischen jedem Punkt in der Radio Map und dem Online-Fingerprint berechnet. Anschließend wird von der Position in der Radio Map, an der die geringste Distanz berechnet wurde (der nächste Nachbar), die Abweichung zur wahren Position mit Hilfe des euklidischen Abstands (Gleichung (5.7)) berechnet. Im Idealfall sind die Mahalanobis-Distanzen in der Nähe des jeweiligen Checkpoints sehr niedrig und werden mit der Entfernung größer. Wie in Kapitel 5.3 bereits beschrieben, kann aber auch ein Satz von K -kleinsten Distanzen gewählt werden, um die Position zu bestimmen (KNN-Methode). Die gesuchte Position ergibt sich dann aus dem Schwerpunkt der K -nächsten Nachbarn (Gleichung (5.8)). Deshalb wurde zunächst anhand der statischen Messungen untersucht, bei welchem K die geringsten Abweichungen zur wahren Position entstehen. In der Bibliothek beträgt das arithmetische Mittel aller Abweichungen für $K = 1$ 2,9 m und der Median liegt bei 2,0 m. Im Freihaus liegt der das arithmetische Mittel für $K = 1$ bei 2,1 m und der Median bei 1,4 m. Wie in Abbildung 9.2 ersichtlich, steigt das arithmetische Mittel aller Abweichungen in beiden Messgebieten an, je mehr nächste Nachbarn zur Positionsbestimmung verwendet werden. Deshalb wurde in der weiteren Auswertung nur der nächste Nachbar ($K = 1$) als berechnete Position verwendet.

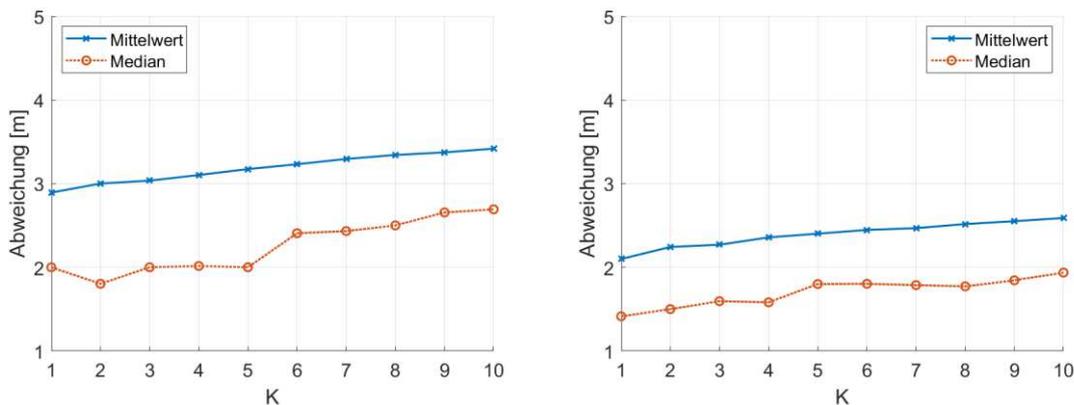


Abb. 9.2: Abweichungen aller statischen Messungen bei K -kleinsten Distanzen in der Bibliothek (links) und im Freihaus (rechts)

Im Folgenden wird die Positionsbestimmung für jedes Messgebiet und Messverfahren getrennt analysiert. Am Ende des Kapitels werden die verschiedenen Messverfahren miteinander verglichen.

9.1 Bibliothek

9.1.1 Statische Messungen

Für die statische Positionsbestimmung wurden pro Checkpoint und Smartphone WLAN-Scans in zwei verschiedene Richtungen durchgeführt. Pro Richtung wurden dabei fünf RSS-Werte aufgezeichnet und anschließend gemittelt. Die Richtungen orientieren sich dabei an den möglichen Fortbewegungsrichtungen des Users. Die Analyse besteht somit aus 12 Online-Messungen pro Checkpoint. Für die Analyse der statischen Positionsbestimmung wurde zuerst die Trefferquote (*Matching Success Rate*, MSR) für jeden Checkpoint berechnet, also wie oft der richtige Checkpoint erkannt worden ist. Danach wurde das Messgebiet in Zellen aufgeteilt und die Positionierung erfolgte zellbasiert. Zum Schluss wurde die Position noch auf Grundlage der interpolierten Radio Maps bestimmt, womit die Abweichungen (die euklidischen Distanzen) der berechneten Positionen zu den wahren Positionen bestimmt werden können.

Trefferquote

In der Bibliothek beträgt die Trefferquote über alle Checkpoints gesehen 61%. In Abbildung 9.3 ist die Matching Success Rate für jeden Checkpoint dargestellt. Die Checkpoints 1, 2, 5, 6, 9, 23 und 34 wurden bei jeder Online-Messung richtig erkannt. Vor allem Checkpoint 1 und 2 liegen etwas abgelegen von den anderen Checkpoints und sehr weit voneinander entfernt (ca. 63 m), weshalb ihre Eigenschaften leicht zu unterscheiden sind, was die gute Genauigkeit erklärt. Ebenso besitzt Checkpoint 23 eine besondere Eigenschaft, da er der einzige Checkpoint im ersten Obergeschoß ist, weshalb nur an diesem Punkt die Access Points desselben Stockwerks stark empfangen werden können. Weiters ist in Abbildung 9.3 erkennbar, dass vor allem die Checkpoints 10 bis 18 eine niedrige Trefferquote haben. Diese Checkpoints befinden sich alle im hinteren Bereich des Erdgeschoßes und liegen sehr eng (3-4 m) beieinander. Im zweiten Obergeschoß konnte auf Checkpoint 27 die Position kein einziges mal richtig bestimmt werden. Für diesen Checkpoint sowie für die Checkpoints 12, 18 und 29 wurden die bestimmten Positionen in einem Balkendiagramm zusammen mit der Entfernung zum richtigen Checkpoint abgebildet (Abbildung 9.4). Dabei ist ersichtlich, dass häufig die benachbarten Checkpoints bestimmt wurden, die sich in geringer Entfernung (< 10 m) vom richtigen Checkpoint befinden. Das bedeutet, dass sich die Fingerprints benachbarter Checkpoints sehr ähnlich sind. Allerdings wurde beispielsweise auf Checkpoint 12 auch zweimal Checkpoint 19 bestimmt, der über 20 m entfernt liegt.

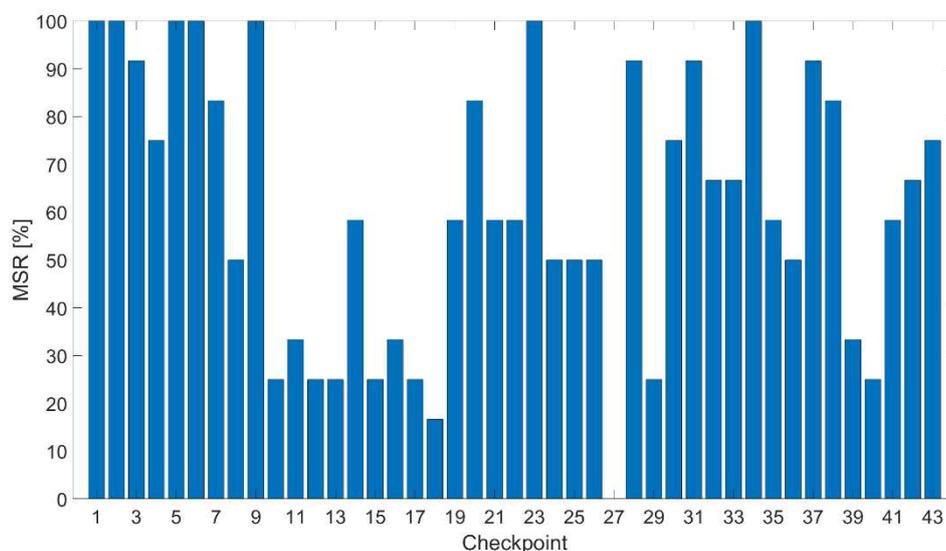


Abb. 9.3: Matching Success Rate in der Bibliothek

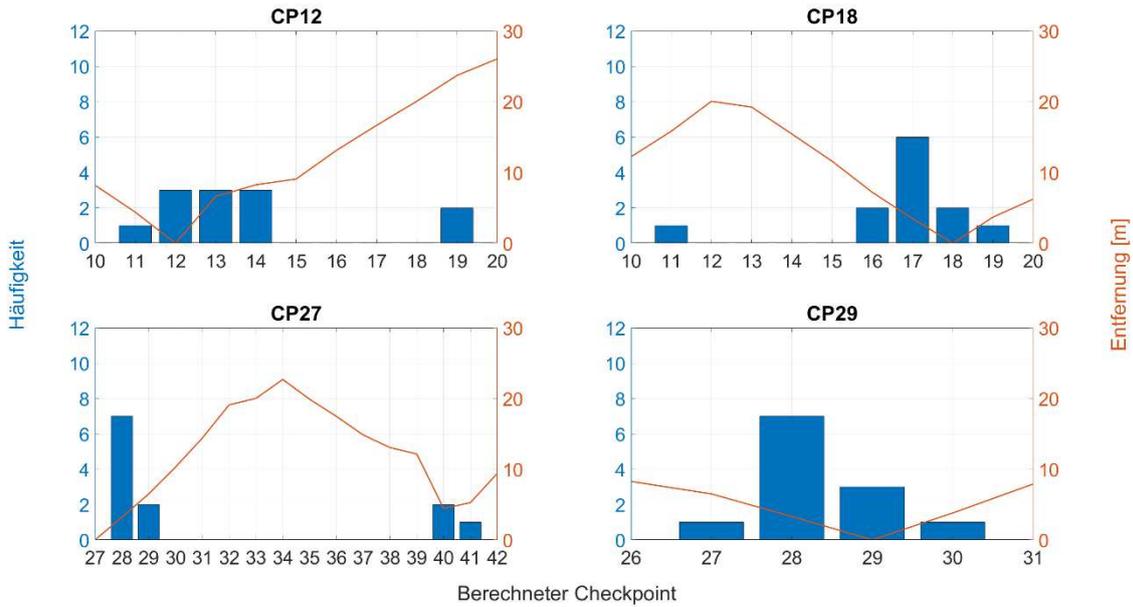


Abb. 9.4: Checkpoints mit niedriger Trefferquote in der Bibliothek

Durch eine erste Analyse lässt sich bereits feststellen, dass je spezieller und einzigartiger die Umgebung eines Checkpoints ist, desto besser kann er bestimmt werden. Eine Berechnung für jeden Checkpoint muss allerdings nicht zwingend notwendig sein, vor allem dann nicht, wenn zwei oder mehrere Checkpoints sich in Sichtweite bzw. im gleichen Gang oder Raum befinden. In diesem Fall kann angenommen werden, dass die Signalstärken auf den Checkpoints ähnlich groß sind, weshalb alle Fingerprints in einer Zelle zu einem einzigen Fingerprint zusammengefasst werden können. Deshalb wurde im Folgenden das Messgebiet in Zellen aufgeteilt. Die Aufteilung der Zellen erfolgte auf Grundlage eines Gebäudeplans und nach baulichen Gegebenheiten, weswegen die Zellen unterschiedliche Größen aufweisen (siehe Abbildung 9.5). Diese betragen in der Bibliothek ca. 11 bis 105 m².

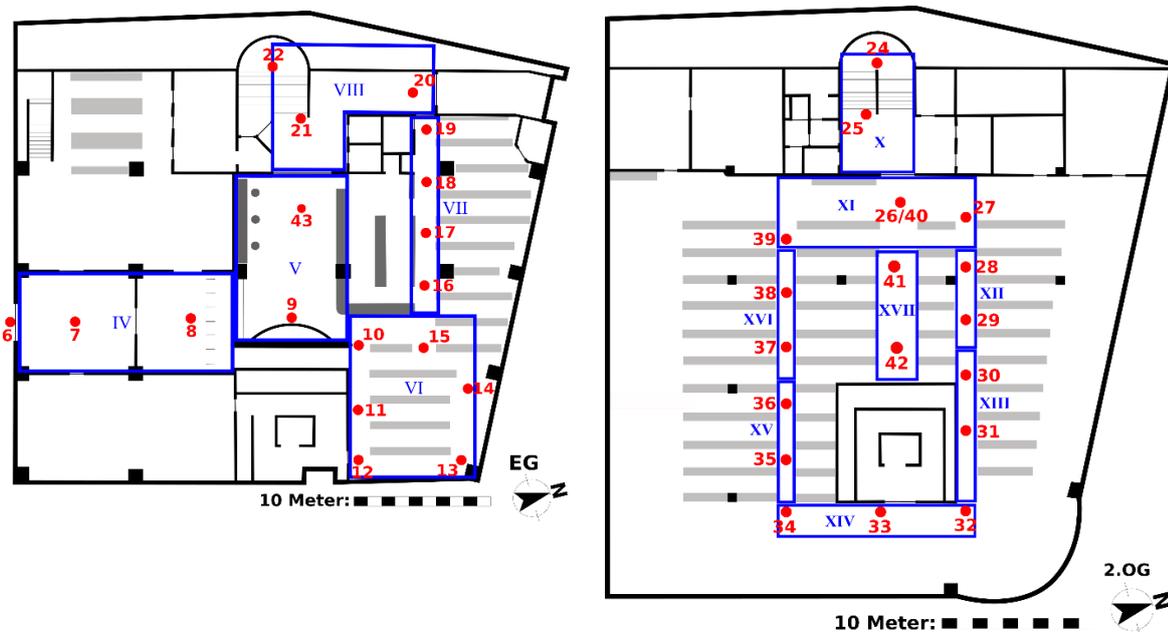


Abb. 9.5: Zelleinteilung in der Bibliothek

Durch die Aufteilung der Checkpoints in Zellen konnte die Trefferquote in der Bibliothek auf 73% gesteigert werden. In Tabelle 19 ist die Trefferquote für jede einzelne Zelle aufgelistet. Wie ersichtlich, wurden die beiden schlechtesten Trefferquoten (39,6% und 50%) in den Zellen X und XI erzielt, die sich im Stiegenhaus bzw. im Eingangsbereich des zweiten Obergeschoßes befinden. Wie in Abbildung 9.6 ersichtlich, werden hier häufig die angrenzenden Zellen bestimmt. Auch die beiden Zellen, die im hinteren Bereich des Erdgeschoßes liegen (Zelle VI und VII), weisen eine niedrige Trefferquote von knapp 55% auf.

Zelle	Checkpoints	Bezeichnung	MSR
I	1, 2	Outdoor 1	100,0%
II	3, 4	Outdoor 2	100,0%
III	5, 6	Eingangsbereich (Outdoor)	100,0%
IV	7, 8	Eingangsbereich (Indoor)	66,7%
V	9, 43	EG, Foyer	87,5%
VI	10-15	EG, Bereich 1	56,9%
VII	16-19	EG, Bereich 2	54,2%
VIII	20-22	EG, Stiegenhaus	77,8%
IX	23	OG1, Stiegenhaus	100,0%
X	24, 25	OG2, Stiegenhaus	50,0%
XI	26, 27, 39, 40	OG2, Bereich 1	39,6%
XII	28, 29	OG2, Bereich 2	91,7%
XIII	30, 31	OG2, Bereich 3	66,7%
XIV	32-34	OG2, Bereich 4	100,0%
XV	35, 36	OG2, Bereich 5	70,8%
XVI	37, 38	OG2, Bereich 6	87,5%
XVII	41, 42	OG2, Bereich 7	66,7%

Tab. 19: MSR nach der Aufteilung in Zellen in der Bibliothek

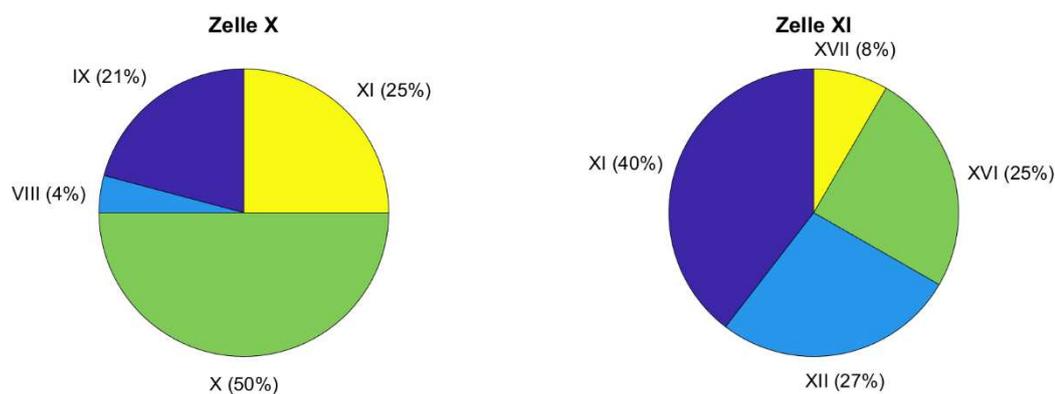


Abb. 9.6: Berechnete Zellen in Zelle XI und XVII

Stockwerksbestimmung

Wie bereits in Kapitel 8.5 beschrieben, wurde für jeden Bereich bzw. für jedes Stockwerk ein eigenes Radio Map Array erzeugt. Dadurch kann durch eine einfache Abfrage bestimmt werden, in welchem Array sich die geringste Distanz befindet und somit auch, in welchem Bereich bzw. Stockwerk sich der Smartphone-Nutzer aufhält. Abbildung 9.7 stellt das bestimmte Stockwerk für jeden Checkpoint und Messdurchgang dar. Wie ersichtlich, wurde in den meisten Fällen das richtige Stockwerk erkannt. Auf Checkpoint 22 wurde einmal das zweite Obergeschoß statt dem ersten Obergeschoß bestimmt und auf Checkpoint 24 - der sich im zweiten Halbstock befindet, aber bei der Erstellung der Radio Maps zum zweiten Obergeschoß gezählt wird - wurde das richtige Stockwerk öfters nicht richtig erkannt. Statt dem zweiten Obergeschoß wurde hier einmal das Erdgeschoß und viermal das erste Obergeschoß bestimmt.

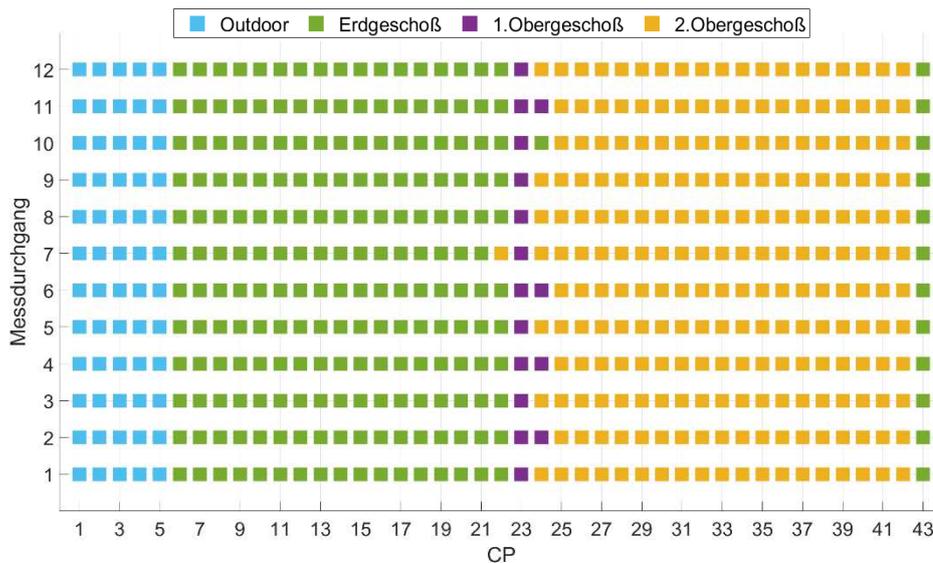


Abb. 9.7: Stockwerksbestimmung in der Bibliothek

Positionierungsfehler

Mit Hilfe der interpolierten Radio Maps können die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen angegeben werden. In der Bibliothek beträgt der Mittelwert aller Abweichungen 2,9 m und der Median liegt bei 2,0 m. Für eine genauere Analyse der einzelnen Abweichungen zu den wahren Positionen wird im Folgenden die Positionsbestimmung für jeden Bereich bzw. jedes Stockwerk einzeln analysiert. Die Tabellen 20, 21 und 22 zeigen die statistischen Kennwerte der Abweichungen der berechneten Position zur wahren Position pro Checkpoint.

Im Outdoorbereich (Tabelle 20) beträgt das arithmetische Mittel aller Abweichung 3,9 m und der Median liegt bei 0,0 m. Auf jedem Checkpoint wurde mindestens einmal die Position richtig erkannt. Die gute Genauigkeit auf Checkpoint 2 erklärt sich damit, da dieser Checkpoint sehr weit von den angrenzenden Checkpoints entfernt liegt (ca. 63 m zu CP1 und 77 m zu CP3). Das bedeutet, dass bei der flächenhaften Interpolation die Stützstellen sehr weit auseinander liegen und somit die Genauigkeit der RSS-Werte zwischen den Stützstellen niedrig ist. Außerdem liegen die Checkpoints 1 bis 4 nahezu auf einer Linie, was für eine flächenhafte Interpolation nicht ideal ist. Für diesen Bereich wäre es besser gewesen, mehr Checkpoints zu setzen und diese nicht auf einer Linie zu platzieren, sondern etwas versetzt. Auf Checkpoint 3 wurde mit 42,1 m die größte Abweichung aller Messungen bestimmt. Diese ungenaue Positionsbestimmung wird nun genauer analysiert, indem die berechneten Mahalanobis-Dis-

tanzen in Abbildung 9.8 dargestellt werden. Dabei geben die Farbpixel die Mahalanobis-Distanz zwischen der Online-Messung und dem Offline-Fingerprint an. Zur besseren Visualisierung sind nur jene Werte sichtbar und farblich gekennzeichnet, bei denen die Mahalanobis-Distanz unter 100 dBm liegt. In Abbildung 9.8 werden die beiden Messungen mit dem Sony Z3 auf Checkpoint 3 verglichen. Bei der ungenaueren Messung (Abbildung 9.8 links) beträgt die Mahalanobis-Distanz auf der wahren Position ca. 1723 dBm, der Online-Fingerprint weicht somit sehr stark vom Offline-Fingerprint ab. Der Grund für die hohe Abweichung liegt daran, da bei dieser Online-Messung die Signale von mehreren Access Points im Hauptgebäude empfangen wurden, die bei den Offline-Messungen an der gleichen Stelle nur sehr selten bzw. schwach empfangen wurden. Auf der berechneten Position ist die Mahalanobis-Distanz mit 61,8 dBm wesentlich kleiner als auf der wahren Position. Wie ersichtlich, wurde bei dieser Messung die Position zu weit unten bestimmt. Bei der zweiten Messung (Abbildung 9.8 rechts) stimmt die berechnete Position exakt mit der wahren Position überein. Hier beträgt die berechnete Mahalanobis-Distanz 8,7 dBm. Es ist ersichtlich, dass in der unmittelbaren Umgebung des Checkpoints die Mahalanobis-Distanzen sehr gering sind und je weiter man sich vom Checkpoint entfernt, desto größer werden sie. Die ermittelte kleinste Mahalanobis-Distanz könnte somit auch als Maß für die Integrität verwendet werden. Überschreitet die Mahalanobis-Distanz, also der Abstand zwischen Online- und Offline-Fingerprint, einen bestimmten Wert, dann ist das berechnete Ergebnis ungültig und es muss eine neue Messung durchgeführt werden.

	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
CP1	2,3	0,0	5,3	0,0	16,0
CP2	1,9	0,0	3,9	0,0	13,2
CP3	8,7	4,3	11,8	0,0	42,1
CP4	3,9	0,0	5,2	0,0	13,6
CP5	2,9	0,0	4,6	0,0	12,8
Gesamt	3,9	0,0	7,2	0,0	42,1

Tab. 20: Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen in [m] (Statische Messungen im Outdoorbereich der Bibliothek)

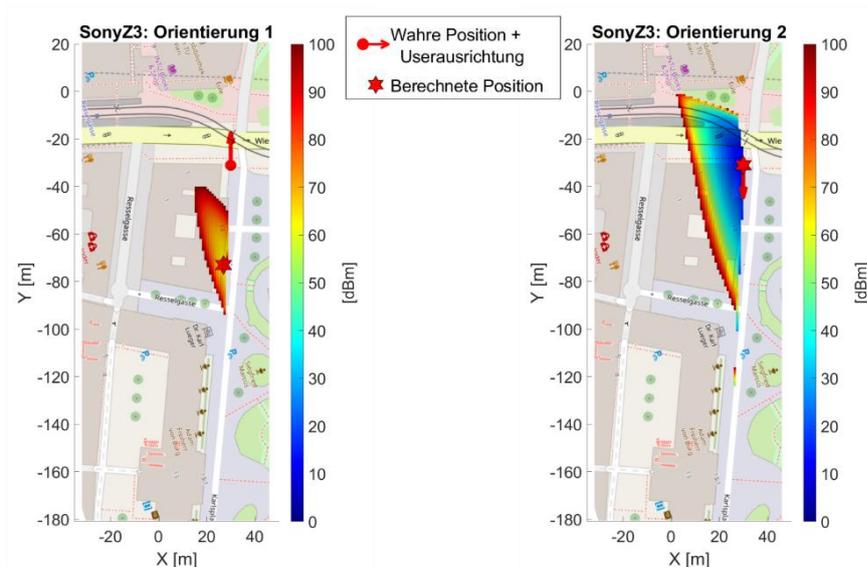


Abb. 9.8: Statische Positionsbestimmungen auf Checkpoint 3 mit dem Sony Z3

Im Erdgeschoß der Bibliothek beträgt der Mittelwert aller Abweichung 3,4 m und der Median liegt bei 2,2 m (Tabelle 21). Hier haben vor allem – wie bei der Betrachtung der Trefferquote - die Checkpoints 11 bis 19 überdurchschnittlich hohe Abweichungen. Dies liegt vermutlich daran, da im Erdgeschoß nur zwei Access Points vorhanden sind und es vor allem im hinteren Bereich keine Strukturen oder Objekte gibt, welche die Signale beeinflussen, weshalb auch keine starken Variationen der Signalstärken in diesem Bereich vorhanden sind. Außerdem gibt es in der näheren Umgebung dieser Checkpoints nur einen Access Point, der sich dazu auch noch sehr zentral befindet. Checkpoint 12 ist unabhängig vom Smartphone und der Orientierung durchgehend schlecht bestimmt und hat mit 11,5 m die größte mittlere Abweichung. Die größte Abweichung von der wahren Position im Erdgeschoß wurde auf den Checkpoints 12 und 19 berechnet und beträgt 23,3 m. Abbildung 9.9 zeigt die beiden Positionsbestimmungen mit dem OnePlus 5T auf Checkpoint 19. Bei der ersten Messung (Abbildung 9.9 links) stimmt die berechnete Position exakt mit der wahren Position überein. Die berechnete Mahalanobis-Distanz beträgt hier nur 0,5 dBm. Bei der zweiten Messung (Abbildung 9.9 rechts) liegt die berechnete Position ca. 23 m von der wahren Position entfernt. Auffällig ist hier, dass es zwei Bereiche mit geringen Mahalanobis-Distanzen gibt. Auf der wahren Position beträgt die berechnete Mahalanobis-Distanz 11,0 dBm und auf der berechneten Position 3,3 dBm. Obwohl die Mahalanobis-Distanz also sehr gering ist, ist der Positionierungsfehler trotzdem sehr groß.

	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
CP6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
CP7	2,8	1,0	4,1	0,0	14,0
CP8	3,8	4,1	2,1	0,0	6,7
CP9	0,3	0,0	0,7	0,0	2,2
CP10	2,9	2,2	2,0	0,0	5,7
CP11	4,8	5,3	3,1	0,0	10,3
CP12	11,5	7,6	8,0	0,0	23,3
CP13	3,3	4,0	2,3	0,0	7,0
CP14	3,4	1,4	3,5	0,0	11,2
CP15	4,0	4,0	2,7	0,0	9,2
CP16	5,0	5,7	3,4	0,0	12,0
CP17	3,5	4,0	2,0	0,0	8,9
CP18	4,5	4,0	3,8	0,0	15,5
CP19	3,4	1,0	6,4	0,0	23,3
CP20	2,4	1,4	2,9	0,0	10,2
CP21	1,4	1,0	1,3	0,0	4,0
CP22	3,1	3,5	2,3	0,0	6,3
CP43	2,2	1,6	2,2	0,0	7,2
Gesamt	3,4	2,2	4,2	0,0	23,3

Tab. 21: Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen in [m] (Statische Messungen im Erdgeschoß der Bibliothek)

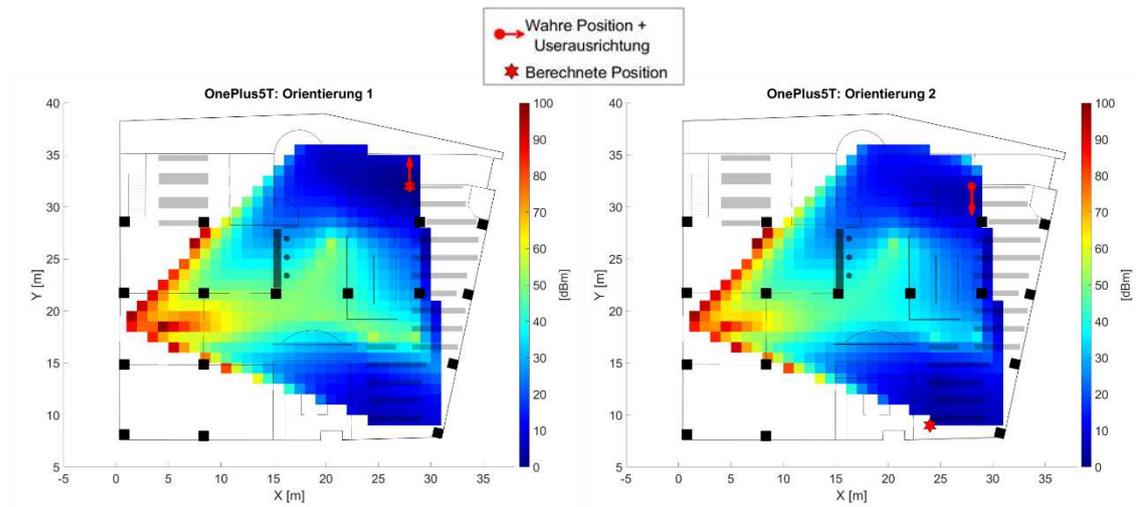


Abb. 9.9: Statische Positionsbestimmung auf Checkpoint 19 mit dem OnePlus 5T

Im zweiten Obergeschoß (Tabelle 22) beträgt der Mittelwert aller Abweichung 2,2 m und der Median liegt bei 2,0 m. Die Genauigkeit ist somit etwas besser als im Erdgeschoß. Die größten Mittelwerte in diesem Stockwerk wurden auf den beiden Checkpoints 27 und 40 erzielt. Diese beiden Checkpoints haben bereits bei der Analyse der Trefferquote schlechte Ergebnisse erzielt. Die größte Abweichung in diesem Stockwerk wurde auf Checkpoint 42 berechnet und beträgt 8,3 m. In Abbildung 9.10 wird die Positionsbestimmung für diesen Checkpoint analysiert. Die Messungen wurden dabei mit dem Samsung S3B durchgeführt. Bei der genaueren Messung (Abbildung 9.10 rechts) liegt die berechnete Position 1,4 m von der wahren Position entfernt. Die Differenz der Mahalanobis-Distanz zwischen der wahren und der berechneten Position beträgt ca. 0,3 dBm, ist also sehr gering. Bei der ungenaueren Messung beträgt die Mahalanobis-Distanz auf der wahren Position 5,7 dBm und auf der berechneten Position 5,5 dBm. Die Differenz der Mahalanobis-Distanz zwischen der wahren und der berechneten Position ist also auch hier sehr gering. Generell wurden bei diesen beiden Messungen im ganzen zweiten Obergeschoß geringe Mahalanobis-Distanzen bis ca. 20 dBm berechnet.

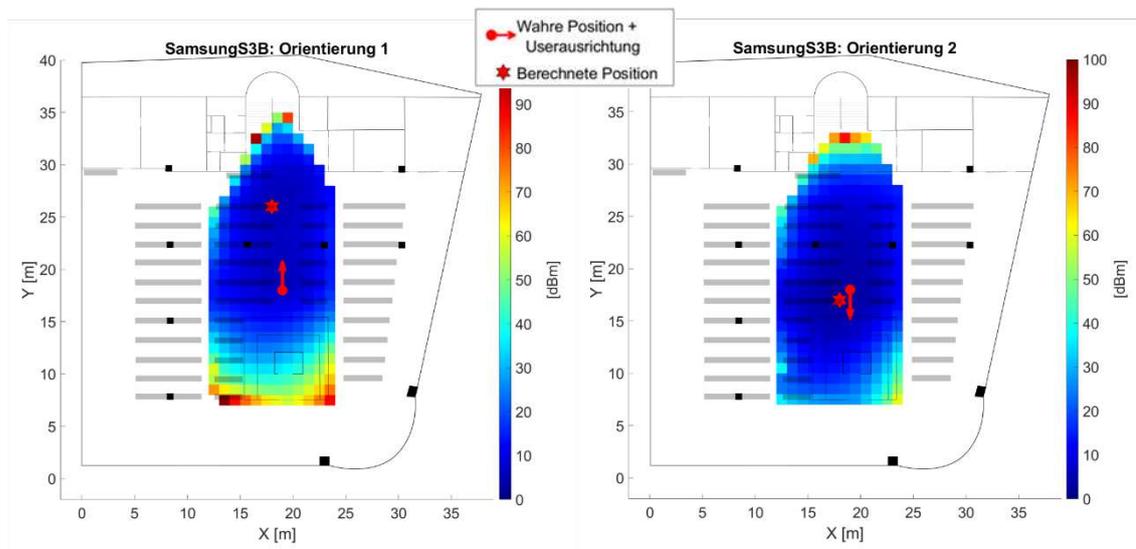


Abb. 9.10: Statische Positionsbestimmung auf Checkpoint 42 mit dem Samsung S3B

	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
CP24	1,2	0,5	1,3	0,0	3,0
CP25	2,4	3,0	1,5	0,0	4,5
CP26	3,2	2,7	2,3	0,0	8,2
CP27	4,1	3,6	1,6	2,0	7,0
CP28	1,5	0,5	2,1	0,0	6,0
CP29	2,4	2,6	1,2	1,0	4,0
CP30	1,4	1,7	0,8	0,0	2,2
CP31	1,4	1,0	0,9	0,0	3,2
CP32	1,3	1,5	1,1	0,0	3,0
CP33	3,3	3,4	1,5	0,0	6,1
CP34	1,1	1,0	1,0	0,0	3,0
CP35	1,7	1,5	0,8	1,0	3,2
CP36	1,6	2,0	1,0	0,0	4,0
CP37	1,1	1,0	1,0	0,0	3,2
CP38	1,3	1,0	1,4	0,0	4,1
CP39	3,1	4,0	2,3	0,0	7,0
CP40	5,4	6,4	2,1	2,2	8,2
CP41	3,0	2,1	2,3	1,0	7,3
CP42	2,2	1,2	2,2	0,0	8,3
Gesamt	2,2	2,0	2,0	0,0	8,3

Tab. 22: Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen in [m] (Statische Messungen im zweiten Obergeschoß der Bibliothek)

Bei der Betrachtung der statistischen Werte für jedes Smartphone und jede Orientierung (Tabelle 23) fällt auf, dass die Orientierung des Nutzers keine große Rolle für die Positionierungsgenauigkeit spielt. Dies liegt daran, da die Offline-Messungen in mehrere Richtungen gemessen wurden und somit der Einfluss durch den menschlichen Körper minimiert werden konnte. Ebenfalls ist in Tabelle 23 kein großer Unterschied zwischen den Smartphones ersichtlich. Dies liegt daran, da die Smartphones durch die in Kapitel 7.3 berechneten Koeffizienten kalibriert wurden. Bei jedem Messdurchgang gab es mindestens eine Position, wo der Checkpoint exakt bestimmt wurde. Die Mediane der Abweichungen bewegen sich zwischen 1,0 und 3,0 m.

	Orientierung	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
Nexus 5X	1	4,2	3,0	4,0	0,0	16,0
	2	3,1	2,2	2,6	0,0	8,9
OnePlus 5T	1	3,5	3,0	3,5	0,0	13,6
	2	3,1	2,0	4,1	0,0	23,3
Samsung S3A	1	1,8	1,0	2,3	0,0	7,3
	2	2,1	1,0	3,6	0,0	21,4
Samsung S3B	1	2,6	1,0	3,8	0,0	21,4
	2	2,9	1,0	4,4	0,0	23,3
Samsung S7	1	3,3	2,2	3,4	0,0	14,0
	2	2,8	1,4	3,1	0,0	14,1
Sony Z3	1	3,1	2,0	6,4	0,0	42,1
	2	2,1	1,0	4,2	0,0	23,3

Tab. 23: Abweichungen der statistischen Messdurchgänge in [m] in der Bibliothek

9.1.2 Kinematische Messungen

Bei den kinematischen Online-Messungen wurde die Trajektorie eines Messgebietes mit allen Smartphones einmal hin und retour kontinuierlich im Schritttempo (ca. 1 m/s) abgegangen. Die Analyse besteht somit aus 12 Messdurchgängen. Dadurch, dass jedes Smartphone eine bestimmte Zeit für einen WLAN-Scan benötigt, wurde nicht exakt auf jedem Checkpoint ein Fingerprint durchgeführt. Um die Abweichungen auf den Checkpoints trotzdem bestimmen zu können, wurden die RSS-Werte linear interpoliert (siehe auch Kapitel 6.2.2). Bei den kinematischen Messungen werden neben den Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen zusätzlich auch die Positionen eines jeden einzelnen Scans entlang der Trajektorie bestimmt. Dadurch kann die abgegangene Trajektorie rekonstruiert werden. Um die Abweichungen zwischen den Checkpoints zu bekommen, müssten allerdings Referenzmessungen (zB mit einer Totalstation) gemacht werden, die in dieser Arbeit aber nicht durchgeführt wurden. Deshalb kann die abgegangene Trajektorie nur optisch beurteilt werden. Ein Problem bei den kinematischen Messungen war, dass - wie unter realen Umständen üblich - zeitweise Hindernisse (Personen, Fahrräder, usw.) im Weg waren, sodass die Trajektorie nicht immer exakt eingehalten werden konnte und leichte Abweichungen zur geplanten Trajektorie zu erwarten sind.

Die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen bei den kinematischen Messungen in der Bibliothek betragen im Mittel 2,7 m und der Median liegt bei 1,4 m. In Tabelle 24 sind die statistischen Werte der Abweichungen für die einzelnen kinematischen Messdurchgänge aufgelistet. Der Messdurchgang mit der kleinsten mittleren Abweichung (1,6 m) wurde mit dem Samsung S3A vom CP1 zum CP40 abgegangen. Die größte mittlere Abweichung wurde beim ersten Messdurchgang mit dem Sony Z3 bestimmt und beträgt 4,3 m. Die beiden kinematischen Messungen mit dem Sony Z3 haben beide mit 3,0 bzw. 3,6 m den größten Median, gefolgt von den beiden Messungen mit dem Nexus 5X. Der Grund dafür ist die längere Scandauer bei diesen beiden Smartphones (siehe Tabelle 8). Dadurch sind bei der Interpolation die Stützwerte weiter auseinander, weshalb die Interpolation eine schlechtere Annäherung an den wahren RSS-Wert ist.

	CP Start-Ziel	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
Nexus 5X	1-40	3,0	2,1	3,0	0,0	13,6
	40-1	2,9	2,2	2,7	0,0	11,2
OnePlus 5T	1-40	2,1	1,0	2,4	0,0	10,8
	40-1	1,9	1,0	2,7	0,0	14,2
Samsung S3A	1-40	1,6	1,0	2,3	0,0	8,0
	40-1	3,3	2,0	3,7	0,0	15,1
Samsung S3B	1-40	2,2	1,0	4,5	0,0	27,0
	40-1	2,9	1,0	5,0	0,0	22,2
Samsung S7	1-40	2,7	1,5	3,1	0,0	14,1
	40-1	2,0	1,0	2,4	0,0	9,5
Sony Z3	1-40	4,3	3,6	5,2	0,0	28,7
	40-1	3,9	3,0	3,9	0,0	15,5

Tab. 24: Abweichungen der kinematischen Messdurchgänge in [m] in der Bibliothek

Im Folgenden werden in Abbildung 9.12 und 9.13 die berechneten Trajektorien mit den größten und kleinsten mittleren Abweichungen präsentiert. Wie in beiden Abbildungen ersichtlich, werden für einige Messungen im Outdoorbereich Positionen in der Nähe von Checkpoint 24 berechnet, der sich allerdings im zweiten Obergeschoß befindet. Dies liegt daran, da bei diesen Messungen kein einziges Signal von den stabilen Access Points gemessen werden konnte. In diesem Fall wird die Position in der Nähe von Checkpoint 24 berechnet, da hier bei den Offline-Messungen ebenfalls nur sehr wenige Signale empfangen wurden (siehe Abbildung 6.9). WLAN-Scans, bei denen kein Signal eines Access Points aus der Datenbank gemessen werden konnte, sind häufig bei den kinematischen Messungen zwischen den Checkpoints 2 und 3 vorgekommen. Weiters fällt im Outdoorbereich auf, dass zwischen Checkpoint 1 und 3 die Abstände zwischen den bestimmten Positionen sehr groß sind, obwohl im Idealfall alle 3-4 m eine Position bestimmt werden sollte. Die meisten Positionen liegen aber im Bereich des zweiten Checkpoints. Dies liegt vermutlich daran, da hier die Abstände zwischen den Checkpoints sehr weit sind (ca. 63 m zu CP1 und 77 m zu CP3) und daher aufgrund der flächenhaften Interpolation die Genauigkeit der RSS-Werte zwischen den Stützstellen niedrig ist. Ab Checkpoint 3 werden die Abstände zwischen den Checkpoints kleiner, weshalb auch in regelmäßigeren Abständen die Positionen berechnet worden sind. Die vielen Fingerprints zwischen Checkpoint 3 und 4 in Abbildung 9.12 liegen daran, da hier eine Fußgängerampel ist, an der für eine längere Zeit angehalten werden musste. Im Erdgeschoß folgt die berechnete Trajektorie vor allem in der Nähe von Checkpoint 11 bis 15 nicht immer der wahren Trajektorie. Im zweiten Obergeschoß ist beim Messdurchgang mit dem Sony Z3 erkennbar, dass im Eingangsbereich zwischen Checkpoint 39 und 40 die berechnete Trajektorie nicht der wahren Trajektorie folgt. Die schlechte Genauigkeit in diesen Bereichen wurde ebenfalls bei den statischen Messungen beobachtet. Alles in allem kann die abgegangene Trajektorie aber bei beiden abgebildeten kinematischen Messdurchgängen gut rekonstruiert werden. Die größten Abweichungen der berechneten (interpolierten) Position zur wahren Position wurde bei beiden Messdurchgängen auf Checkpoint 3 bestimmt und beträgt beim Samsung S3A 8,0 m und beim Sony Z3 28,7 m.

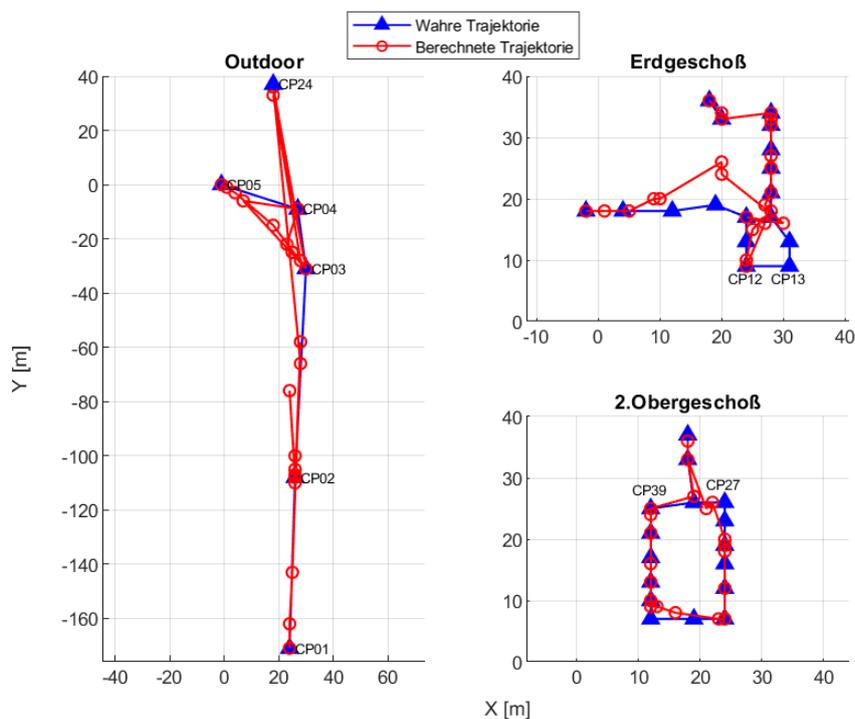


Abb. 9.11: Kinematische Positionsbestimmungen mit dem Samsung S3A in der Bibliothek

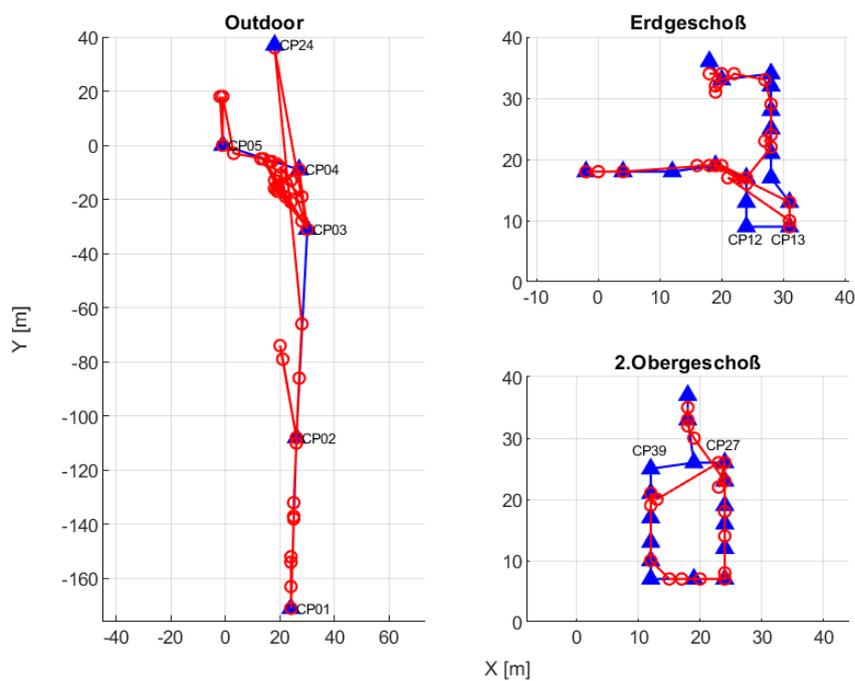


Abb. 9.12: Kinematische Positionsbestimmungen mit dem Sony Z3 in der Bibliothek

9.1.3 Stop-and-Go Messungen

Für die Online-Messungen im Stop-and-Go Modus wurde die Trajektorie eines Messgebiets wieder mit allen Smartphones einmal hin und retour im Schritttempo abgegangen. An den Checkpoints wurde zusätzlich für eine kurze Zeit (ca. 20-25 s) angehalten, sodass die Smartphones mindestens fünf Scans durchführen konnten. Zur Positionsbestimmung wird der gemittelte RSS-Wert dieser Scans verwendet.

Die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen bei den Stop-and-Go Messungen in der Bibliothek betragen im Mittel 2,5 m und der Median liegt bei 1,0 m. Damit liefert dieses Messverfahren etwas bessere Ergebnisse als die statischen und kinematischen Online-Messungen. In Tabelle 25 sind die statistischen Werte der Abweichungen für die einzelnen Messdurchgänge aufgelistet. Die geringste mittlere Abweichung (1,6 m) wurde beim ersten Messdurchgang mit dem Samsung S3B erzielt und die höchste mittlere Abweichung (3,4 m) tritt beim zweiten Messdurchgang mit dem Samsung S3A auf. Diese beiden Messdurchgänge sind in Abbildung 9.14 und 9.15 dargestellt. Vor allem beim Messdurchgang mit dem Samsung S3A kann die abgegangene Trajektorie sehr gut rekonstruiert werden. Bei der Samsung S3A Messung weicht die berechnete Trajektorie – wie bei den normalen kinematischen Messungen - vor allem im Erdgeschoß bei den Checkpoints 11 bis 15, sowie im zweiten Obergeschoß bei den Checkpoints 39 und 40 stark von der wahren Trajektorie ab. Bei diesen Checkpoints betragen die Abweichungen bis zu 7,6 m zu den wahren Positionen. Die größte Abweichung bei diesem Messdurchgang wurde allerdings im Outdoorbereich auf Checkpoint 4 berechnet und beträgt 22,2 m.

	CP Start-Ziel	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
Nexus 5X	1-40	2,9	2,1	2,6	0,0	11,4
	40-1	2,8	1,7	3,7	0,0	21,4
OnePlus 5T	1-40	2,5	1,4	2,4	0,0	7,3
	40-1	2,0	1,0	2,4	0,0	8,1
Samsung S3A	1-40	3,0	1,5	4,6	0,0	24,0
	40-1	3,4	1,5	4,7	0,0	22,2
Samsung S3B	1-40	1,6	1,0	2,0	0,0	9,1
	40-1	2,8	1,4	3,7	0,0	16,4
Samsung S7	1-40	2,4	1,0	3,3	0,0	16,2
	40-1	2,2	1,0	4,0	0,0	23,3
Sony Z3	1-40	2,1	2,0	2,3	0,0	8,1
	40-1	1,8	1,0	2,1	0,0	8,2

Tab. 25: Abweichungen der Stop-and-Go Messdurchgänge in der Bibliothek in [m]

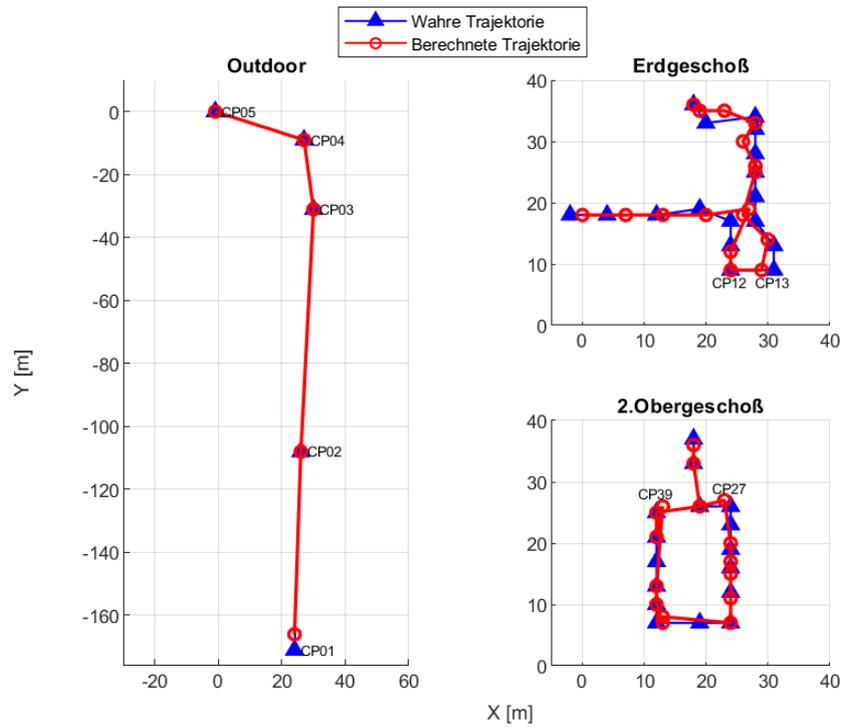


Abb. 9.13: Positionsbestimmungen der Stop-and-Go Messungen in der Bibliothek mit dem Samsung S3B

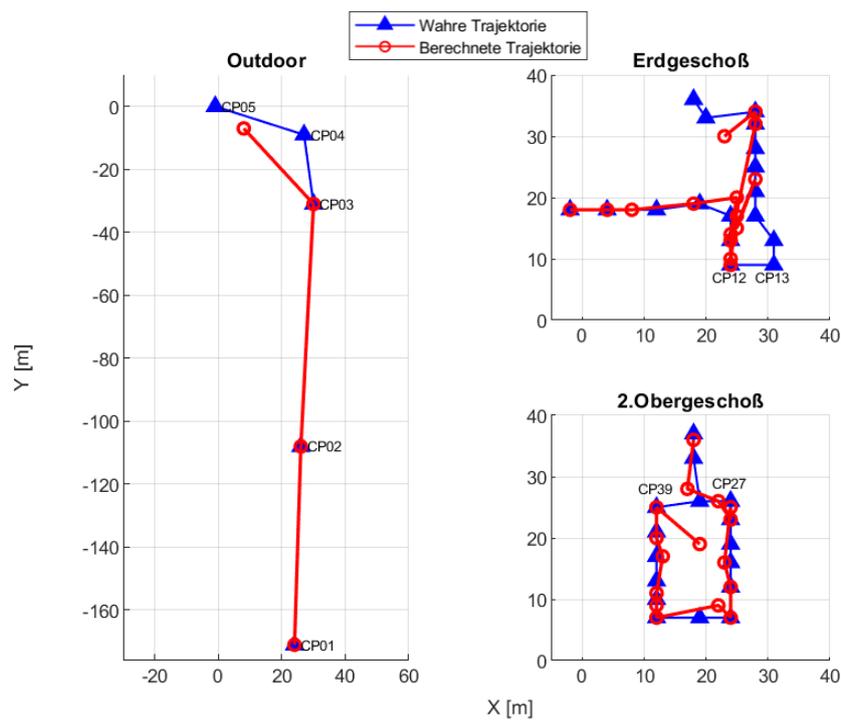


Abb. 9.14: Positionsbestimmungen der Stop-and-Go Messungen in der Bibliothek mit dem Samsung S3A

GNSS-Positionsbestimmung

Der *Sensor-WiFi-Recorder* der CPS-App zeichnet neben den WLAN-Signalen auch die GNSS-Positionen kontinuierlich (ca. 1 Messung pro Sekunde) auf. Wie bereits erwähnt, wurden bei den Stop-and-Go Messungen auf einem Checkpoint für eine gewisse Zeit angehalten. Die berechnete Position auf einem Checkpoint ergibt sich somit aus dem Schwerpunkt aller GNSS-Positionen, die während der Pause auf einem Checkpoint gemessen wurden. Die beiden Abbildungen 9.16 und 9.17 stellen die Ergebnisse der GNSS-Aufzeichnung dar. Wie ersichtlich, können im Gebäude keine GNSS-Positionen bestimmt werden bzw. weichen die Positionen stark von der wahren Position ab.

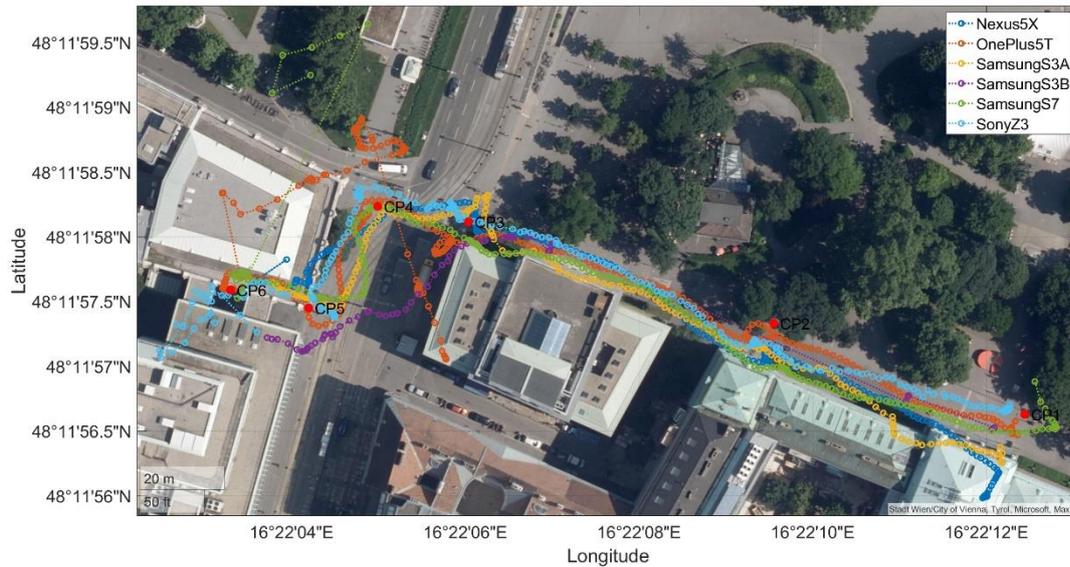


Abb. 9.15: Aufgezeichnete GNSS-Positionen bei den Messdurchgängen vom Karlsplatz in die Bibliothek

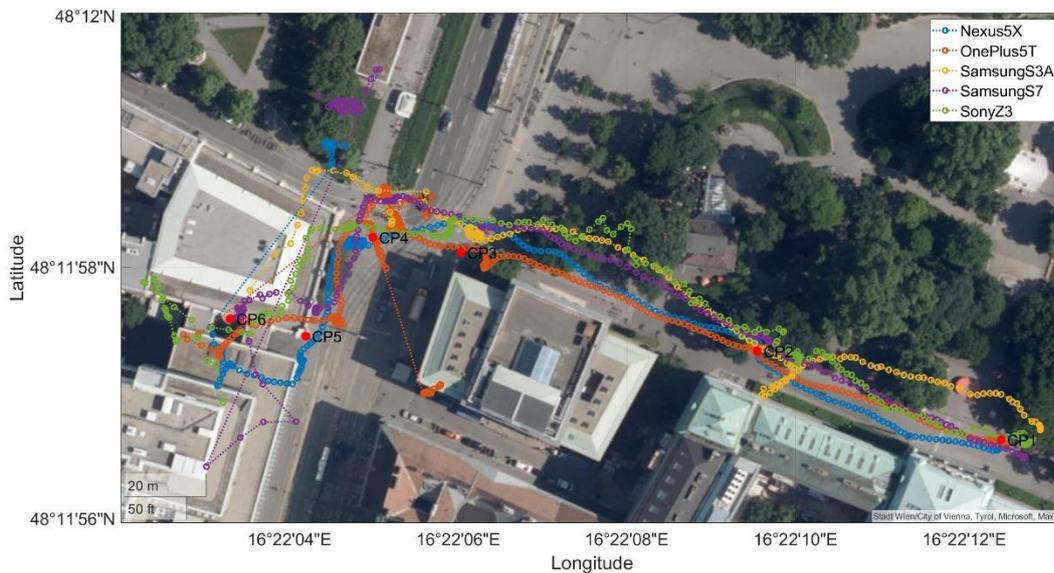


Abb. 9.16: GNSS-Positionen bei den Messdurchgängen aus der Bibliothek in Richtung Karlsplatz

In Tabelle 26 sind die ermittelten Abweichungen für jeden Messdurchgang und Checkpoint aufgelistet. Die größte Abweichung beträgt dabei 32,5 m und wird auf Checkpoint 4 mit dem Samsung S3B bestimmt. Im Mittel weicht die GNSS-Position um 8,0 m von der wahren Position ab. Die größte mittlere Abweichung wird auf Checkpoint 6 bestimmt. Dieser Checkpoint liegt vor dem Eingang der Bibliothek, wo die freie Sicht zu den Satelliten sehr eingeschränkt ist, was die schlechte Genauigkeit erklärt. Ebenfalls wird die Position auf den Checkpoints 1 und 2 schlechter bestimmt, da es hier eine hohe Abschattung aufgrund des Hauptgebäudes der TU Wien gibt, dass dazu noch im Süden liegt. Die schlechteste Genauigkeit aller Smartphones liefert das Samsung S3B. Dieses Smartphone empfängt beim ersten Messdurchgang (vom Karlsplatz in die Bibliothek) auf den Checkpoints 2 und 6 kein GNSS-Signal und auch auf den anderen Checkpoints sind die Abweichungen sehr groß. Beim zweiten Messdurchgang (von der Bibliothek zum Karlsplatz) hat dieses Smartphone überhaupt kein GNSS-Signal empfangen, weshalb auch keine Positionen bestimmt worden sind. Das Samsung S3A kann ebenfalls beim zweiten Messdurchgang auf den Checkpoints 5 und 6 kein GNSS-Signal empfangen. Der Grund für die schlechte Genauigkeit bei den beiden Samsung S3 Geräten liegt an der langen Initialisierungsphase, die benötigt wird, um die Position das erste Mal zu bestimmen. Die besten Genauigkeiten wurden mit dem OnePlus 5T und Samsung S7 erreicht, die beide neben den GPS- und GLONASS-Signalen auch die Signale der BeiDou-Satelliten empfangen können (siehe Tabelle 7). Bei diesen beiden Smartphones beträgt der Median aller Abweichungen rund 5,0 m.

	Messdurchgang 1 (CP1-CP40)						Messdurchgang 2 (CP40-CP1)					
	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6	CP6	CP5	CP4	CP3	CP2	CP1
Nexus 5X	25,7	6,8	2,0	3,4	6,7	6,8	14,2	13,9	6,8	0,3	3,4	1,7
OnePlus 5T	8,1	3,8	8,4	4,0	1,0	2,2	28,9	12,2	5,8	6,3	0,1	2,7
Samsung S3A	14,1	9,9	2,2	4,3	8,7	14,3	-	-	12,5	6,2	10,3	9,1
Samsung S3B	10,8	-	21,6	32,5	11,0	-	-	-	-	-	-	-
Samsung S7	8,4	9,4	2,5	0,4	5,4	2,5	10,2	2,6	4,7	4,8	5,4	9,9
Sony Z3	4,0	5,6	4,2	4,5	5,0	10,2	15,8	11,3	5,5	3,3	8,7	6,8

Tab. 26: Abweichungen der GNSS-Messungen in [m]

9.1.4 Zusammenfassung

In der Bibliothek wurde bei den statischen Messungen eine Trefferquote von 61% erreicht. Gute Ergebnisse konnte vor allem auf den Checkpoints 1, 2 und 23 erzielt werden, auf denen jede Online-Messung richtig zugeordnet wurde. Bei den Checkpoints mit einer schlechten Trefferquote wurden häufig die benachbarten Checkpoints bestimmt, die in der Nähe (< 10 m) vom wahren Checkpoint liegen. Durch eine Aufteilung des Messgebiets in verschieden große Zellen konnte die Trefferquote auf 73% erhöht werden.

Werden die Radio Maps für die Positionsbestimmung verwendet, dann kann auch die Abweichung der berechneten Position zur wahren Position angegeben werden. Über alle Messverfahren gesehen beträgt der Mittelwert aller Abweichungen 2,7 m und der Median liegt bei 1,4 m. In Abbildung 9.18 sind die Abweichungen für jeden Checkpoint dargestellt. Auf Checkpoint 12 weisen Mittelwert und Median mit knapp 7 m die höchste Abweichung auf. Generell sind die Abweichungen im Bereich von Checkpoint 11 bis 19 etwas größer. Die schlechtere Positionierungsgenauigkeit in diesem Bereich liegt daran, da es hier in der unmittelbaren Umgebung nur einen Access Point gibt. Außerdem gibt es hier keine baulichen Strukturen oder Objekte, welche die Signale beeinflussen, weshalb auch keine starken Variationen der Signalstärken in diesem Bereich vorhanden sind. Obwohl das zweite Obergeschoß ebenfalls nur aus einem großen Raum besteht, sind die Abweichungen etwas geringer. Dies könnte einerseits an den vielen Bücherregalen liegen, die für eine Variation der Signalstärken sorgen, andererseits an der größeren Anzahl an Access Points. Bei den Online-Messungen auf Checkpoint 23 wurde die Position jedes Mal richtig bestimmt. Die gute Genauigkeit auf diesem Checkpoint liegt daran, da dies der einzige Checkpoint im ersten Obergeschoß ist, weshalb nur an diesem Punkt die Access Points desselben Stockwerks stark empfangen werden können. Die Trajektorien konnten bei beiden kinematischen Messverfahren gut rekonstruiert werden. Probleme gab es nur im bereits erwähnten hinteren Bereich im Erdgeschoß sowie im Eingangsbereich des zweiten Obergeschoßes.

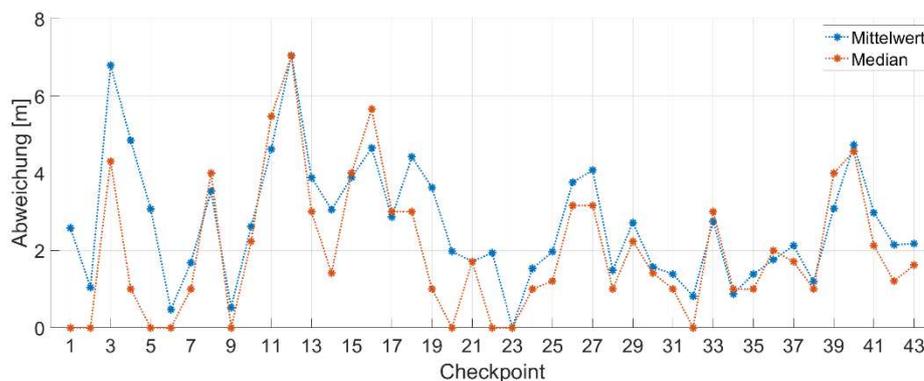


Abb. 9.17: Mittlere Abweichungen pro Checkpoint in der Bibliothek

Bei den GNSS-Messungen im Outdoorbereich wich die bestimmte Position im Mittel um 8,0 m von der wahren Position ab. Die großen Abweichungen sind vor allem auf die hohe Abschattung durch die südlich liegenden Gebäude zurückzuführen. Die schlechteste Genauigkeit aller Smartphones liefern die beiden Samsung S3. Die besten Genauigkeiten wurden mit dem OnePlus 5T und Samsung S7 erreicht, die beide neben den GPS und GLONASS-Signalen auch die Signale der BeiDou-Satelliten empfangen können. Verglichen mit den Positionierungsfehlern der WLAN-Messungen im Outdoorbereich haben die GNSS-Messungen schlechtere Ergebnisse geliefert.

9.2 Freihaus

9.2.1 Statische Messungen

Im Freihaus beträgt die Trefferquote über alle Checkpoints gesehen 81,6%. In Abbildung 9.19 sind die Trefferquoten für jeden Checkpoint aufgelistet. Wie ersichtlich, konnten hier an mehreren Checkpoints die Positionen jedes Mal richtig bestimmt werden. Im Erdgeschoß hat der Checkpoint 5 mit jeweils 50% die niedrigste Trefferquote erzielt. Die Checkpoints 20, 21, 23 und 24 im zweiten Obergeschoß haben nur Trefferquoten von unter 50% erzielt. Diese Checkpoints liegen alle entlang eines Flurs im Institutsbereich und sind nicht weit voneinander entfernt, weisen also eine ähnliche Charakteristik auf. Für diese Checkpoints wurden die bestimmten Positionen in einem Balkendiagramm zusammen mit der Entfernung zum richtigen Checkpoint abgebildet. Wie ersichtlich, wurde auf allen Checkpoints neben dem richtigen Checkpoint auch die benachbarten Checkpoints bestimmt, die ca. 5 m entfernt liegen.

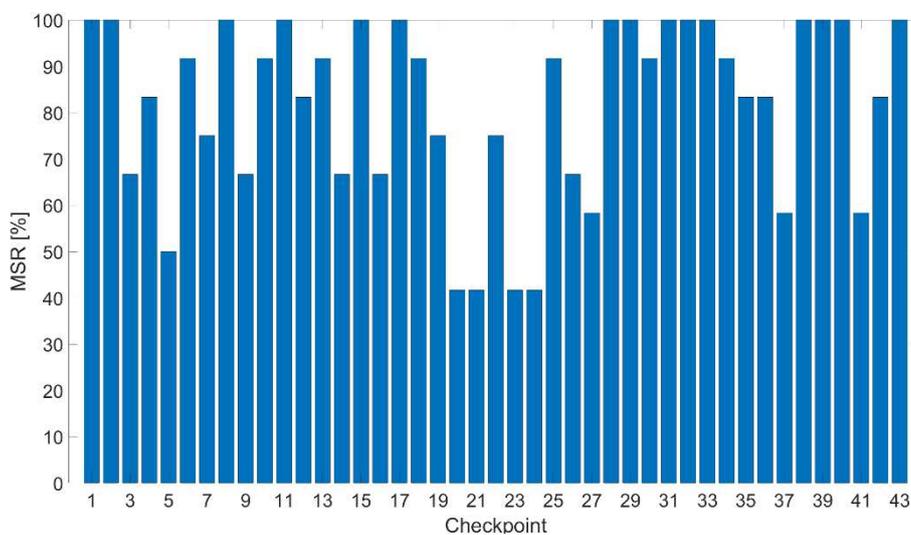


Abb. 9.18: Matching Success Rate im Freihaus

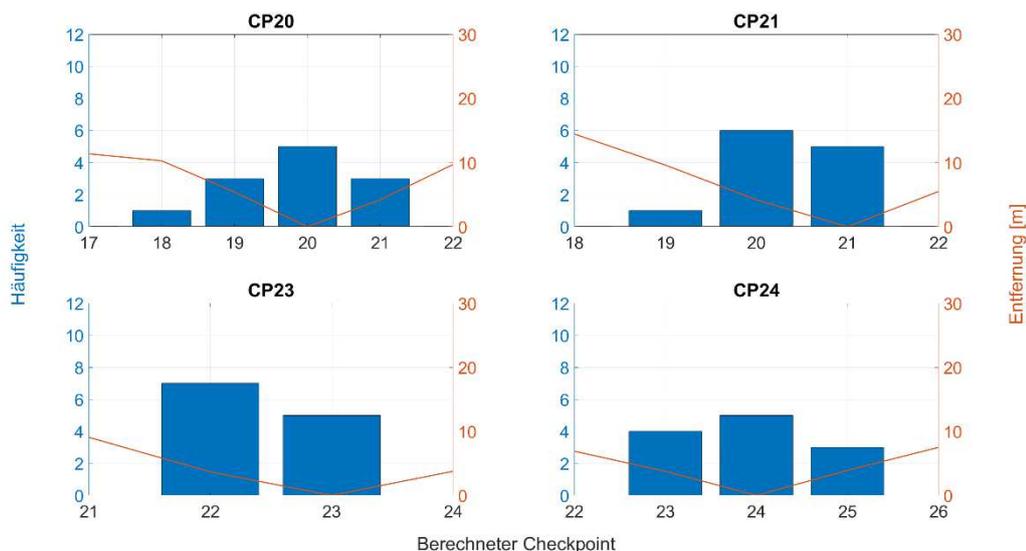


Abb. 9.19: Checkpoints mit niedriger Trefferquote im Freihaus

Wie bereits im Messgebiet „Bibliothek“ festgestellt, ist eine Berechnung für jeden Checkpoint nicht 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 Signalstärken auf den Checkpoints eine große Ähnlichkeit aufweisen, weshalb alle Fingerprints in einer Zelle zu einem einzigen Fingerprint zusammengefasst werden können. Deshalb wurde wie in der Bibliothek das Messgebiet in Zellen aufgeteilt. Die Aufteilung der Zellen erfolgt wieder auf Grundlage eines Gebäudeplans und nach baulichen Gegebenheiten, weswegen die Zellen unterschiedliche Größen von ca. 27 bis 290 m² aufweisen (siehe Abbildung 9.21 und 9.22). Durch die Aufteilung der Checkpoints in Zellen konnte die Trefferquote im Freihaus auf 96,5% gesteigert werden. In Tabelle 27 sind die Trefferquoten für jede einzelne Zelle aufgelistet. Wie ersichtlich, tritt die schlechteste Trefferquote mit 87,5% bei Zelle VI auf, die sich beim Zugang zum Institutsbereich befindet und die beiden Checkpoints 16 und 17 einschließt.

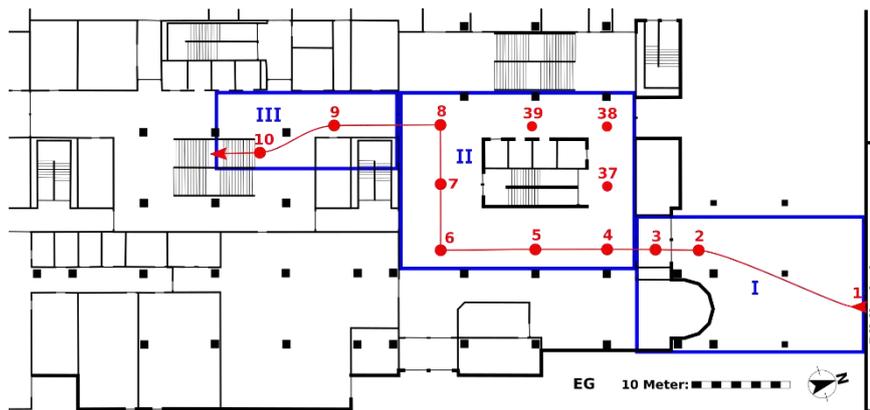


Abb. 9.20: Zelleinteilung im Erdgeschoß des Freihaus

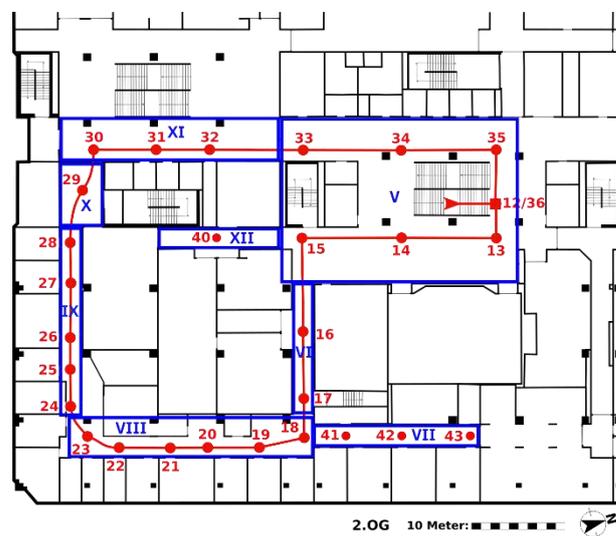


Abb. 9.21: Zelleinteilung im zweiten Obergeschoß des Freihaus

Zelle	Checkpoints	Bezeichnung	MSR
I	1-3	Outdoorbereich	100,0%
II	4-8, 37-39	EG, roter Bereich	97,9%
III	9, 10	EG, gelber Bereich	100,0%
IV	11	OG1	100,0%
V	12-15, 33-36	OG2, gelber Bereich	96,9%
VI	16-17	Institut, Zugang 1	87,5%
VII	41-43	Institut, Flur 1	88,9%
VIII	18-23	Institut, Flur 2	100,0%
IX	24-28	Institut, Flur 3	93,3%
X	29	Institut, Zugang 2	91,7%
XI	30-32	OG2, grüner Bereich	97,2%
XII	40	Seminarräume	100,0%

Tab. 27: MSR nach der Aufteilung in Zellen im Freihaus

Stockwerksbestimmung

Wie in der Bibliothek wurde auch im Freihaus für jedes Stockwerk ein eigenes Radio Map Array erzeugt. Dadurch kann durch eine einfache Abfrage bestimmt werden, in welchem Array sich die geringste Distanz befindet und somit auch, in welchem Stockwerk sich der Smartphone User aufhält. Obwohl sich die beiden Checkpoints 1 und 2 außerhalb des Gebäudes befinden, wurden diese beiden Checkpoints zum Erdgeschoß dazugezählt. Dadurch mussten keine eigenen Radio Maps für den Outdoorbereich erstellt werden. Abbildung 9.23 stellt die bestimmten Stockwerke für jeden Checkpoint und Messdurchgang dar. Wie ersichtlich, wurden bei allen Scans die Positionen im richtigen Stockwerk bestimmt.

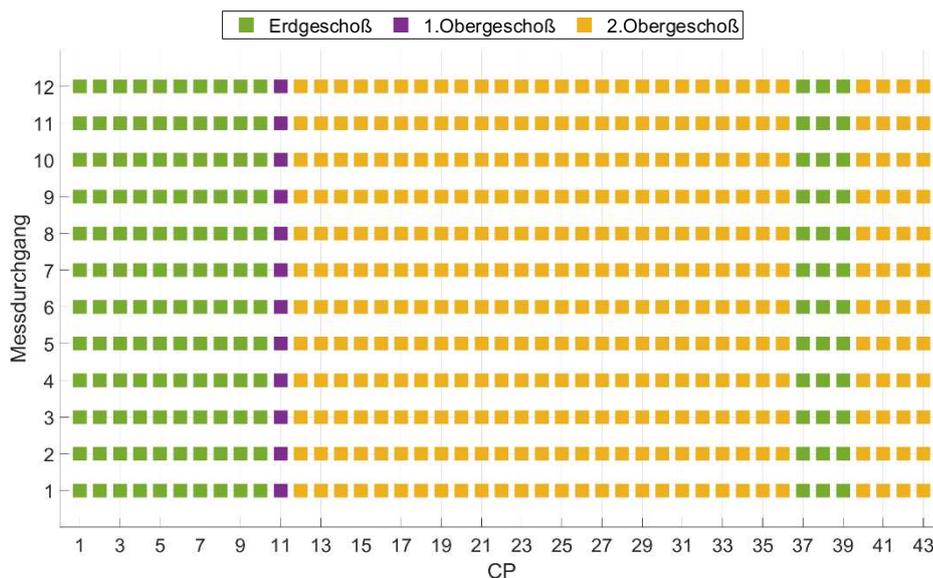


Abb. 9.22: Stockwerksbestimmung im Freihaus

Positionierungsfehler

Bei der statischen Positionsbestimmung im Freihaus liegt der Mittelwert aller Abweichungen bei 1,9 m und der Median bei 1,4 m. Wie in der Bibliothek wird die Positionsbestimmung für jedes Stockwerk wieder getrennt analysiert.

Im Erdgeschoß des Freihauses (Tabelle 28) beträgt das arithmetische Mittel aller Abweichungen 2,3 m und der Median liegt bei 2,0 m. Die größte Abweichung aller Messungen wurde auf Checkpoint 3 bestimmt und beträgt 35,2 m. Diese Positionierung wird in Abbildung 9.24 genauer betrachtet, indem die berechneten Mahalanobis-Distanzen für die beiden Messungen mit dem Nexus 5X dargestellt werden. Bei der ersten Messung (Abbildung 9.24 oben) beträgt die Abweichung zur wahren Position 1,0 m. Die Mahalanobis-Distanz auf der wahren Position beträgt hier 31,4 dBm und auf der berechneten Position 26,1 dBm. Bei der ungenaueren Messung (Abbildung 9.24 unten) beträgt die Mahalanobis-Distanz auf der wahren Position 373,1 dBm und auf der berechneten Position 138,3 dBm. Hier ist die Mahalanobis-Distanz also auch auf der berechneten Position sehr groß. Wie ersichtlich, wurde die Position viel zu weit links in einem anderen Bereich des Gebäudes bestimmt.

	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
CP1	0,4	0,0	0,8	0,0	2,2
CP2	0,5	0,0	0,7	0,0	2,2
CP3	3,9	1,0	9,5	0,0	35,2
CP4	2,3	2,2	1,5	0,0	5,0
CP5	4,5	3,6	2,4	2,0	10,0
CP6	1,3	0,0	2,3	0,0	8,0
CP7	4,1	2,0	4,2	0,0	12,8
CP8	1,4	1,7	1,3	0,0	3,6
CP9	2,7	2,4	1,8	0,0	5,0
CP10	1,3	0,0	1,6	0,0	4,1
CP37	3,9	3,2	3,4	0,0	13,4
CP38	1,1	0,5	1,7	0,0	6,1
CP39	1,9	2,0	1,3	0,0	4,0
Gesamt	2,3	2,0	3,6	0,0	35,2

Tab. 28: Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen in [m] (Statische Messungen im Erdgeschoß des Freihauses)

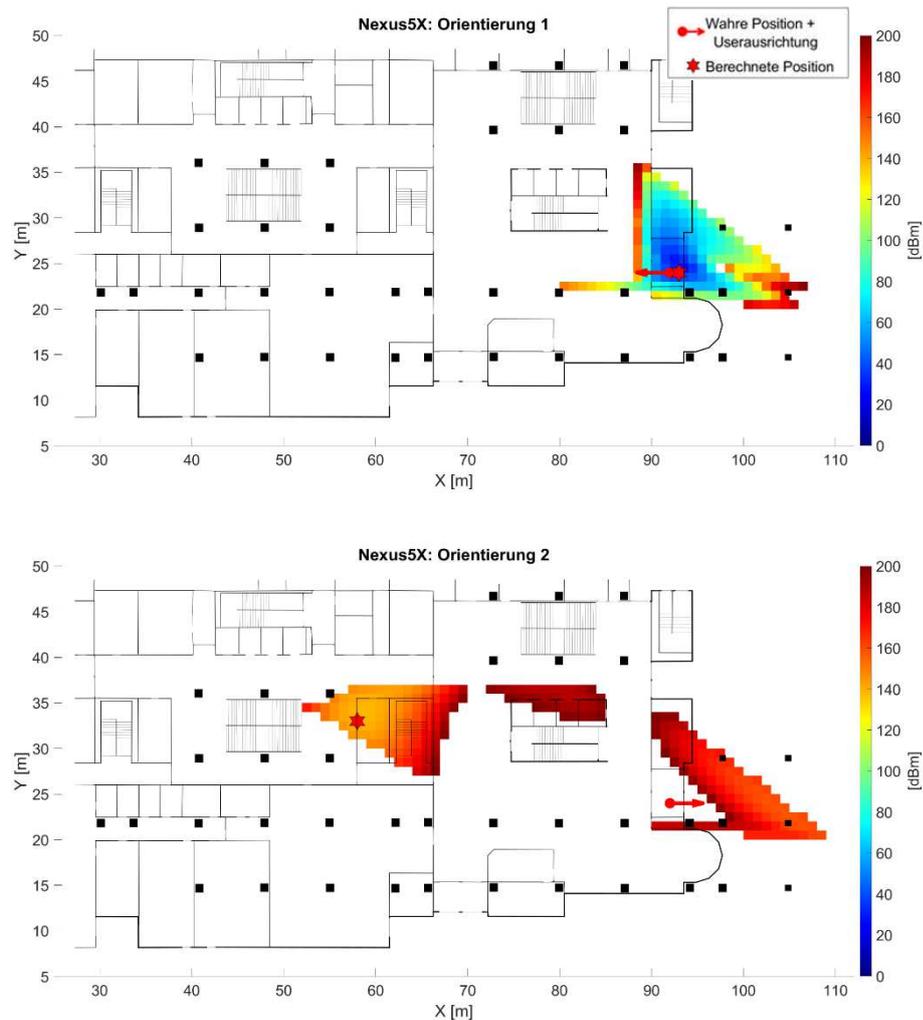


Abb. 9.23: Statische Positionsbestimmung mit dem Nexus 5X auf Checkpoint 3 im Freihaus

Im zweiten Obergeschoß des Freihauses beträgt das arithmetische Mittel aller Abweichung 1,8 m und der Median liegt bei 1,4 m (Tabelle 29). Die größte maximale Abweichung wurde auf Checkpoint 20 mit 11,0 m bestimmt. In Abbildung 9.25 wird die Positionsbestimmung für diesen Checkpoint analysiert. Die Messungen wurden dabei mit dem Samsung S3B durchgeführt. Bei der ersten, etwas genaueren Messung (Abbildung 9.25 oben) liegt die berechnete Position 5,0 m von der wahren Position entfernt. Die Differenz der Mahalanobis-Distanz zwischen der wahren und der berechneten Position beträgt ca. 8 dBm. Bei der zweiten, ungenaueren Messung (Abbildung 9.25 unten) wird die Position etwas zu weit rechts bestimmt. Auf der wahren Position beträgt die berechnete Mahalanobis-Distanz 111,6 dBm und auf der berechneten Position 52,3 dBm.

	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
CP12	1,9	1,5	1,6	0,0	6,0
CP13	1,1	0,0	1,5	0,0	4,1
CP14	3,0	3,1	2,0	0,0	7,6
CP15	1,7	2,0	1,2	0,0	4,1
CP16	2,4	2,1	1,5	0,0	5,7
CP17	1,6	1,7	1,0	0,0	3,2
CP18	0,9	1,0	0,8	0,0	2,2
CP19	2,7	2,2	2,7	0,0	10,8
CP20	3,0	3,0	2,9	0,0	11,0
CP21	3,3	3,0	2,2	0,0	8,1
CP22	2,5	2,1	1,7	0,0	7,3
CP23	1,9	2,2	1,3	0,0	3,2
CP24	2,7	2,5	0,7	2,0	4,2
CP25	1,4	1,0	1,0	0,0	3,6
CP26	2,1	2,0	1,6	0,0	5,4
CP27	1,8	1,7	1,2	0,0	3,6
CP28	0,4	0,0	0,5	0,0	1,4
CP29	0,9	1,2	0,8	0,0	2,2
CP30	0,8	0,5	0,9	0,0	3,0
CP31	0,5	0,0	0,6	0,0	2,0
CP32	0,8	1,0	0,8	0,0	2,0
CP33	2,2	2,1	1,5	0,0	5,1
CP34	2,9	2,3	2,9	0,0	9,2
CP35	1,6	1,0	2,0	0,0	5,8
CP36	1,9	1,7	1,7	0,0	6,7
CP40	1,2	1,2	0,7	0,0	2,2
CP41	1,8	2,0	1,2	0,0	3,0
CP42	1,8	2,0	1,3	0,0	4,0
CP43	0,4	0,0	1,0	0,0	3,0
Gesamt	1,8	1,4	1,8	0,0	11,0

Tab. 29: Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen in [m] (Statische Messungen im zweiten Obergeschoß des Freihauses)

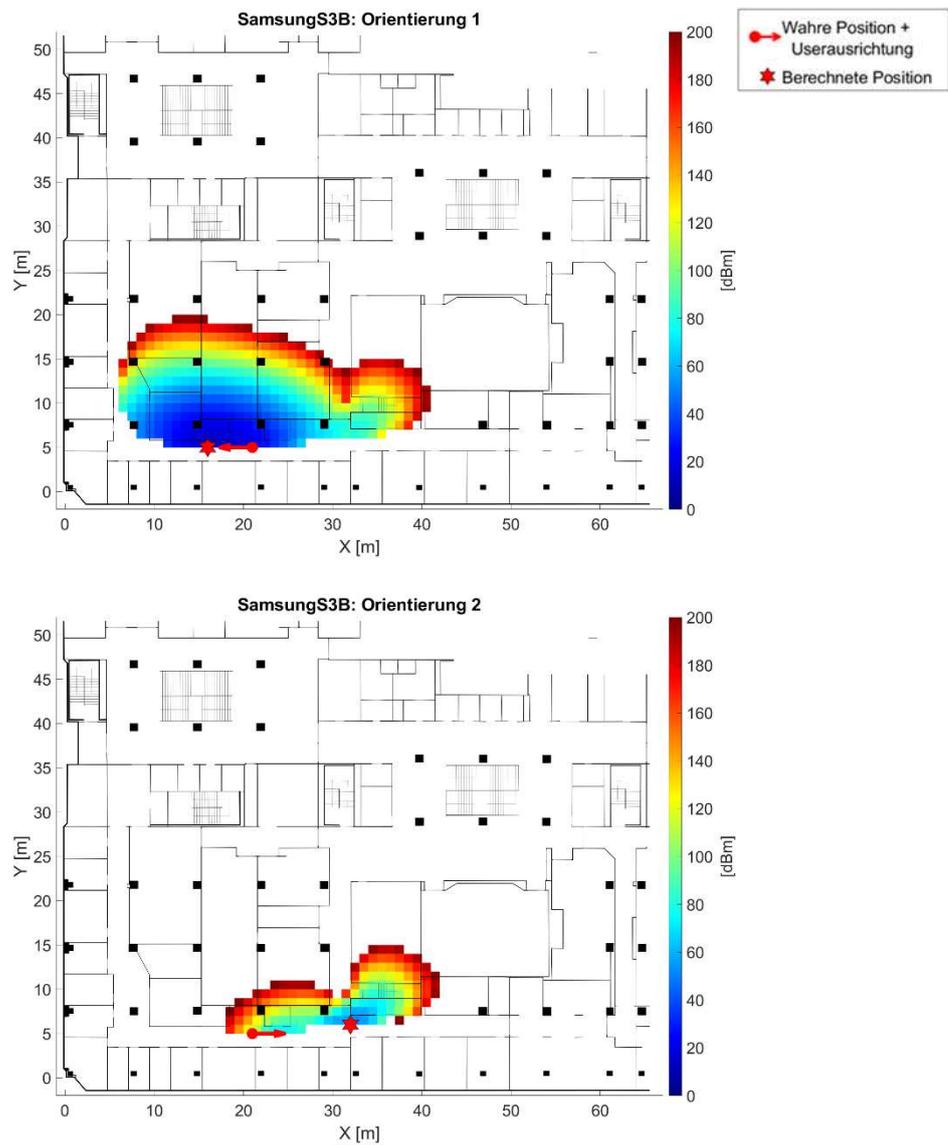


Abb. 9.24: Statische Positionsbestimmung mit dem Samsung S3B auf Checkpoint 20 im Freihaus

Bei der Betrachtung der Abweichungen für jedes Smartphone und jede Orientierung (Tabelle 30) fällt - wie in der Bibliothek - kein großer Unterschied zwischen den Smartphones und Orientierungen auf. Die mittleren Abweichungen bewegen sich zwischen 0,8 und 2,8 m und die Mediane liegen zwischen 0 und 2 m. Bei jedem Messdurchgang gab es mindestens eine Position, wo der Checkpoint exakt bestimmt wurde.

	Orientierung	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
Nexus 5X	1	1,6	1,4	1,5	0,0	6,1
	2	2,8	2,0	5,4	0,0	35,2
OnePlus 5T	1	1,6	1,4	1,4	0,0	6,7
	2	2,4	1,4	5,2	0,0	35,2
Samsung S3A	1	2,1	2,0	1,9	0,0	9,2
	2	2,3	2,0	2,6	0,0	12,8
Samsung S3B	1	1,4	1,0	1,6	0,0	6,1
	2	2,8	2,0	5,5	0,0	35,2
Samsung S7	1	1,5	1,0	1,6	0,0	7,3
	2	2,1	1,4	2,5	0,0	10,3
Sony Z3	1	2,4	2,0	2,6	0,0	13,4
	2	0,8	0,0	1,2	0,0	4,1

Tab. 30: Abweichungen der statische Messdurchgänge in [m] im Freihaus

9.2.2 Kinematische Messungen

Die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen bei den kinematischen Messungen im Freihaus betragen im Mittel 1,6 m und der Median liegt bei 1,0 m. In Tabelle 31 sind die statistischen Werte der Abweichungen für die einzelnen kinematischen Messdurchgänge aufgelistet. Die mittleren Abweichungen liegen im Bereich von 0,8 bis 2,6 m. In Summe sind die Abweichungen gegenüber den statischen Messungen etwas geringer geworden, liegen aber noch immer in der gleichen Größenordnung. Wie in der Bibliothek treten auch hier die größten mittleren Abweichungen beim Sony Z3 auf. Dies liegt wie bereits erwähnt an der längeren WLAN-Scandauer. Beim ersten Messdurchgang mit dem Samsung S7 beträgt die größte Abweichung 3,0 m. Der größte Median wurde beim zweiten Messdurchgang mit dem Sony Z3 bestimmt und beträgt 2,5 m. Dabei wurde auf Checkpoint 5 auch die größte Abweichung (10,0 m) berechnet. Abbildung 9.26 und 9.27 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.

	CP Start-Ziel	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
Nexus 5X	1-36	1,9	1,7	1,5	0,0	5,1
	36-1	2,0	2,0	1,6	0,0	6,1
OnePlus 5T	1-36	1,1	1,0	1,0	0,0	3,6
	36-1	1,0	1,0	1,1	0,0	4,1
Samsung S3A	1-36	1,3	1,0	1,3	0,0	4,5
	36-1	1,6	1,4	1,5	0,0	6,3
Samsung S3B	1-36	0,9	1,0	1,1	0,0	4,1
	36-1	1,2	1,0	1,3	0,0	5,1
Samsung S7	1-36	0,8	0,0	0,9	0,0	3,0
	36-1	1,6	1,0	1,9	0,0	8,5
Sony Z3	1-36	2,6	2,1	2,2	0,0	8,0
	36-1	2,6	2,5	2,1	0,0	10,0

Tab. 31: Abweichungen der kinematischen Messdurchgänge in [m] im Freihaus

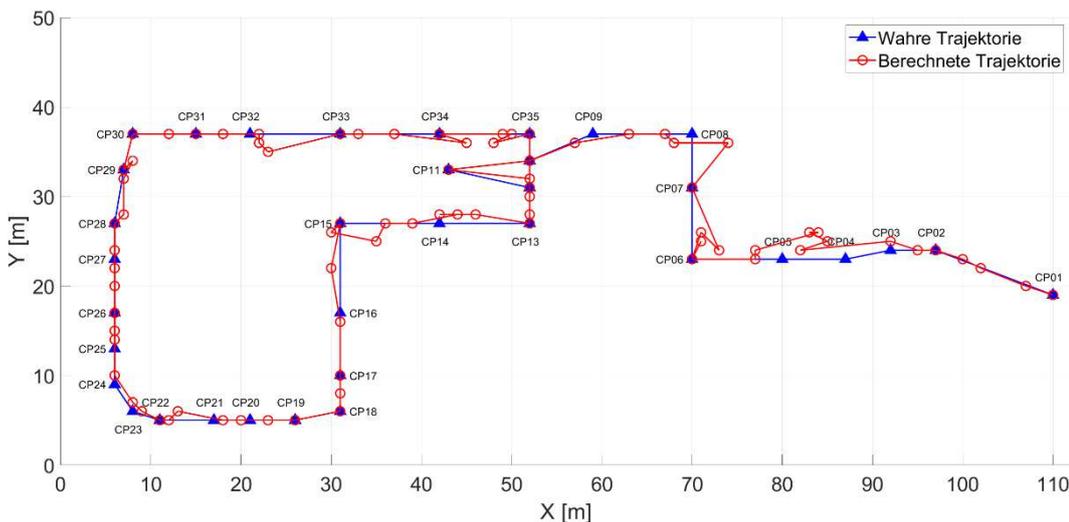


Abb. 9.25: Kinematische Positionsbestimmung mit dem Samsung S7 im Freihaus

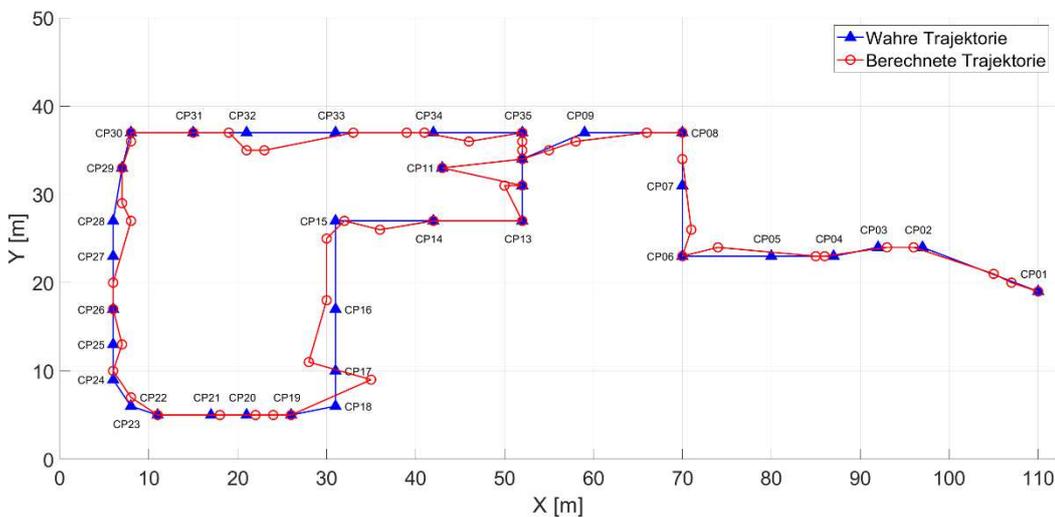


Abb. 9.26: Kinematische Positionsbestimmung mit dem Sony Z3 im Freihaus

9.2.3 Stop-and-Go Messungen

Die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen bei den Stop-and-Go Messungen im Freihaus betragen im Mittel 1,4 m und der Median liegt bei 1,0 m. Damit liefert dieses Messverfahren – wie in der Bibliothek - die besten Ergebnisse. Die Mediane der Abweichungen liegen bei 1 bis 2 m (Tabelle 32). Auffällig ist hier vor allem, dass die Messdurchgänge mit dem Sony Z3 – im Gegensatz zu den normalen kinematischen Messungen – nicht mehr die größten mittleren Abweichungen aufweisen, obwohl dieses Smartphone die längste Scandauer hat. Die Scandauer spielt somit bei der Positionierung im Stop-and-Go Modus keine Rolle, da die Positionen aus den gemittelten Scans in der Stop-Phase bestimmt werden und somit keine zeitliche Interpolation notwendig ist. Mit einer mittleren Abweichung von 2,1 m wurde der schlechteste Messdurchgang mit dem Samsung S3B durchgeführt. Der schlechteste und beste Messdurchgang ist in den folgenden Abbildungen dargestellt. Alles in allem stimmen die berechneten Trajektorien über das ganze Messgebiet gut mit der wahren Trajektorie überein. Beim Samsung S3B (Abbildung 9.28) und Sony Z3 (Abbildung 9.29) wurde die größte Abweichung jeweils auf Checkpoint 21 berechnet und beträgt 16 bzw. 3 m.

	CP Start-Ziel	Mittelwert	Median	Std. Abw.	Min.	Max.
Nexus 5X	1-40	1,5	1,4	1,3	0,0	5,1
	40-1	2,0	2,0	1,5	0,0	6,0
OnePlus 5T	1-40	1,1	1,0	1,3	0,0	5,1
	40-1	1,0	1,0	1,0	0,0	3,2
Samsung S3A	1-40	1,1	1,0	1,2	0,0	4,0
	40-1	2,0	2,0	2,4	0,0	12,8
Samsung S3B	1-40	1,4	1,2	1,3	0,0	5,0
	40-1	2,1	1,0	3,2	0,0	16,0
Samsung S7	1-40	1,6	1,4	1,4	0,0	5,1
	40-1	1,5	1,2	1,2	0,0	6,0
Sony Z3	1-40	0,8	1,0	0,9	0,0	3,0
	40-1	1,2	1,0	1,3	0,0	5,8

Tab. 32: Abweichungen der Stop-and-Go Messdurchgänge in [m] im Freihaus

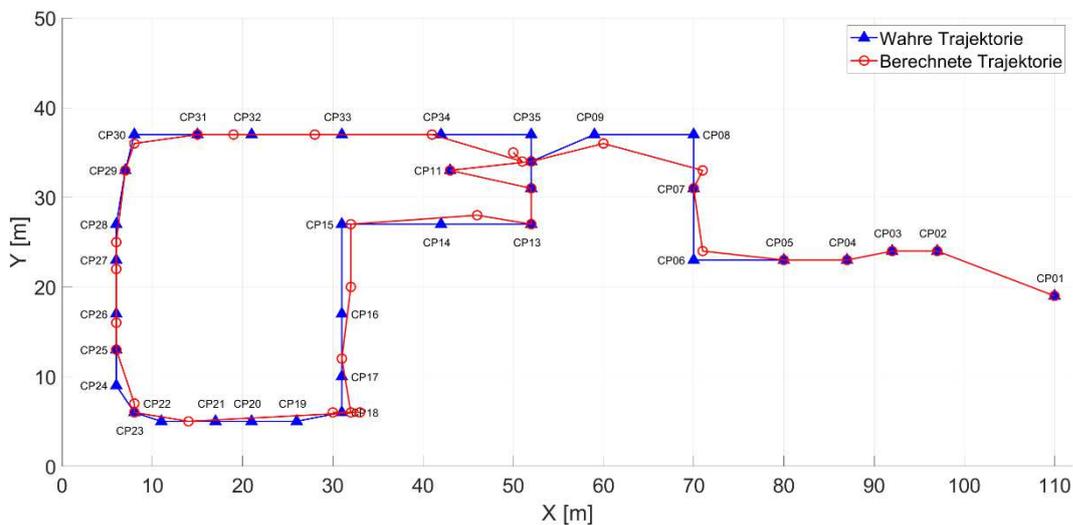


Abb. 9.27: Positionsbestimmung der Stop-and-Go Messung mit dem Samsung S3B im Freihaus

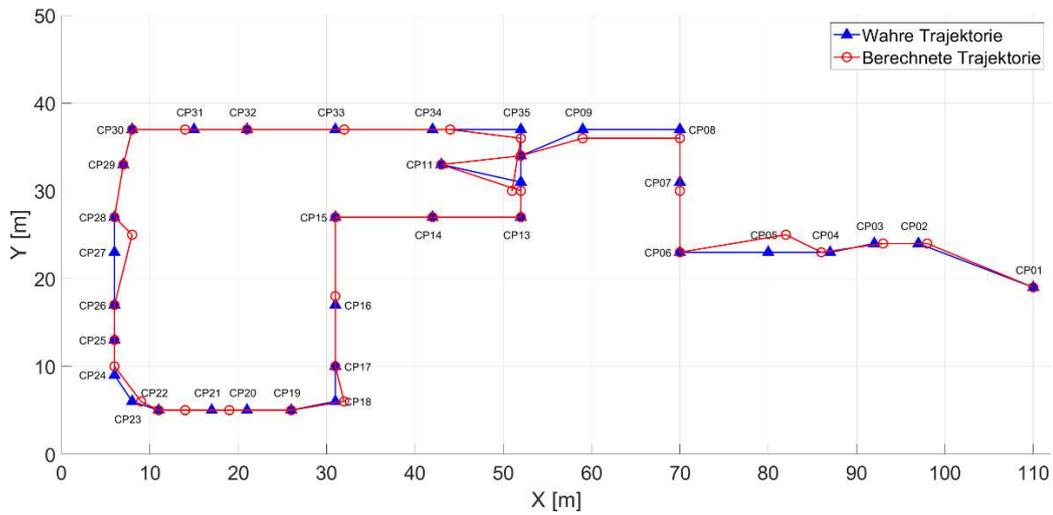


Abb. 9.28: Positionsbestimmung der Stop-and-Go Messung mit dem Sony Z3 im Freihaus

9.2.4 Zusammenfassung

Im Freihaus beträgt die Trefferquote über alle Checkpoints gesehen 81,6%. Hier konnten auf mehreren Checkpoints die Positionen jedes Mal richtig bestimmt werden. Im schlechtesten Fall wurde eine Trefferquote von knapp 42% erreicht. Wurde ein Checkpoint nicht erkannt, dann ist häufig der benachbarte Checkpoint bestimmt worden. Verwechslungen gibt es vor allem bei jenen Checkpoints, die nah beieinander liegen und eine direkte Sichtverbindung haben. Durch die Aufteilung des Messgebiets in verschieden große Zellen konnte die Trefferquote auf 96,5% gesteigert werden.

Im Freihaus konnte bei jeder Online-Messung das richtige Stockwerk bestimmt werden. Über alle Messverfahren gesehen beträgt der Mittelwert aller Abweichungen 1,6 m und der Median liegt bei 1,0 m. In Abbildung 9.30 sind die mittleren Abweichungen für jeden Checkpoint dargestellt. Bei den Online-Messungen auf Checkpoint 11 wurde die Position jedes Mal richtig bestimmt. Die gute Genauigkeit hier liegt - wie in der Bibliothek - daran, da dieser Checkpoint der einzige im ersten Obergeschoß ist, weshalb nur an diesem Punkt die Access Points desselben Stockwerks stark empfangen werden können. Die höchsten mittleren Abweichungen (ca. 4 m) wurden auf den Checkpoints 3 und 37 bestimmt, die sich beide im Erdgeschoß befinden. Die restlichen Abweichungen bewegen sich zwischen 1 und 3 m. Alles in allem konnte im Freihaus die Position auf jedem Checkpoint gut bestimmt werden, was auf die hohe Anzahl an Access Points zurückzuführen ist. Auch die abgegangenen Trajektorien konnten sehr gut rekonstruiert werden.

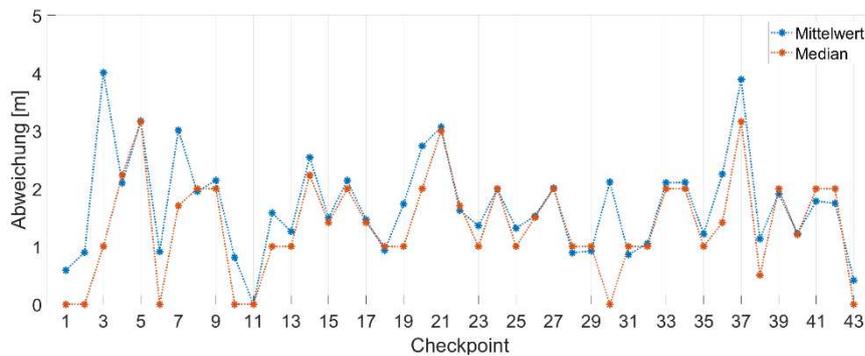


Abb. 9.29: Mittlere Abweichungen pro Checkpoint im Freihaus

9.3 Vergleich der Messverfahren

Wie in Tabelle 33 ersichtlich, sind sich die Ergebnisse der verschiedenen Messverfahren sehr ähnlich. Die Messungen im Stop-and-Go Modus liefern in beiden Messgebieten allerdings geringfügig bessere Ergebnisse als die statischen und kinematischen Online-Messungen. Im Gegensatz zu den statischen und Stop-and-Go Messungen ist bei den kinematischen Messungen ein Unterschied bezüglich der Smartphones erkennbar. Das Sony Z3, das mit 4,1 s die längste Scandauer aufweist, hat in beiden Messgebieten die größten mittleren Abweichungen. Die Scandauer spielt somit nur bei den kinematischen Online-Messungen eine Rolle, da nur bei diesem Messverfahren eine zeitliche Interpolation notwendig ist. Sowohl bei den kinematischen als auch bei den Stop-and-Go Messungen konnte die abgegangene Trajektorie in beiden Messgebieten gut rekonstruiert werden.

	Bibliothek		Freihaus	
	Mittelwert	Median	Mittelwert	Median
Statisch	2,9	2,0	2,0	1,4
Kinematisch	2,7	1,4	1,6	1,0
Stop-and-Go	2,5	1,0	1,4	1,0

Tab. 33: Mittlere Abweichungen der verschiedenen Messverfahren in [m]

10. Zusammenfassung und Ausblick

Das Ziel dieser Diplomarbeit war es, eine Studie für ein campusweites Positionierungssystem im Indoor- und Outdoorbereich an der TU Wien durchzuführen. Da die satellitengestützte Positionierung aufgrund der notwendigen Sichtverbindung zu den Satelliten nur im Outdoorbereich möglich ist, muss für den Indoorbereich auf eine andere Technologie zurückgegriffen werden. Die Indoor-Positionierung stellt allerdings 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.

Die Positionsbestimmungsmethoden können in zellbasierte Verfahren, Lateration und Angulation, Fingerprinting, Dead Reckoning und hybride Lösungen eingeteilt werden. Zusätzlich gibt es auch noch die bildgestützte Positionierung. Die Einteilung der Positionsbestimmungstechnologien erfolgt in optische und soundbasierte Technologien, Magnetfelder sowie Inertialsensoren. Weiters gibt es auch noch Radiofrequenz-Technologien, zu denen WLAN, Bluetooth, RFID und UWB zählen. Für ein Indoor-Positionierungssystem an der TU Wien bietet sich WLAN gut an, da bereits eine große Anzahl an Access Points vorhanden ist, welche die WLAN-Netze der TU Wien am ganzen Campus aussenden. Außerdem können die Signalstärken, die SSIDs und die dazugehörigen MAC-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.

Im praktischen Teil dieser Arbeit wurden WLAN-Signalstärkescans unter realen Bedingungen am Karlsplatz, in der Universitätsbibliothek und im Freihaus mit sechs verschiedenen Smartphones durchgeführt. Die Signalstärken wurden dabei an mehreren Referenzpunkten statisch, kinematisch und im Stop-and-Go Modus gemessen. 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 verteilt 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. Es wurde festgestellt, dass tagsüber Schwankungen von bis zu ± 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*, *tunetguest* und *eduroam* umfasst. Außerdem gibt es im zweiten Obergeschoß des Freihauses mit dem *GEO-Sensornetz* 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 herrscht, weshalb für die anschließende Erstellung der Radio Maps und Positionsbestimmung die Datenbanken miteinander kombiniert wurden. 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 in der Bibliothek als auch im Freihaus 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 eine neue Messung durchgeführt werden.

Die Analyse der Positionsbestimmung zeigt, dass die Gesamttrefferquote 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 konnte die Trefferquote in beiden Messgebieten deutlich erhöht werden.

Die Abweichungen der berechneten Positionen zu den wahren Positionen liegen in der Bibliothek bei 1,5 bis 6 m und im Freihaus bei 1 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 beträgt die mittlere Abweichung

2,2 m. Obwohl dieses Stockwerk nur aus einem einzigen großen Raum besteht, ist die mittlere Abweichung somit etwas geringer als im Erdgeschoß (3,1 m). 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 liefern die Stop-and-Go Messungen mit einem durchschnittlichen Positionierungsfehler von 2,5 bzw. 1,4 m geringfügig bessere Ergebnisse als die statischen und kinematischen Online-Messungen. Die abgegangenen Trajektorien konnten in beiden Messgebieten und bei beiden kinematischen Messverfahren 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. Bei den GNSS-Messungen im Outdoorbereich wich die bestimmte Position im Mittel um 8,0 m von der wahren Position ab. Verglichen mit den Positionierungsfehlern der WLAN-Messungen im Outdoorbereich haben die GNSS-Messungen somit schlechtere Ergebnisse geliefert, was vor allem auf die hohe Abschattung durch die umliegenden Gebäude zurückzuführen ist.

10.1 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 ziel führend ist. Zum Schluss der Arbeit wird noch ein Ausblick gegeben, wie die Positionierungsgenauigkeit verbessert werden kann und worauf bei zukünftigen Messungen geachtet werden sollte. Außerdem werden einige Ideen für die Anwendung eines Positionierungssystem an der TU Wien vorgestellt.

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 angeschaffen werden, sondern es können beispielsweise auch kostengünstige *Raspberry Pi* 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. Im Outdoorbereich sollten die Checkpoints nicht entlang einer Gerade platziert werden und in den Gebäuden sollten die Checkpoints entlang der Außenwände platziert werden, um die WLAN-Signalstärken über die gesamte Fläche der einzelnen Stockwerke interpolieren zu können.

Die bei der Positionierung benutzte Fingerprint-Methode besitzt den großen Nachteil, dass dafür ein großer Zeitaufwand für den Aufbau einer Datenbank notwendig ist. Jede Veränderung im Gebäude und in 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 Möglichkeit wäre der Aufbau einer Crowdsourcing-Datenbank, bei der die User die aktuellen WLAN-Signalstärken an den IPS-Betreiber übermitteln. Wie der Vergleich der verschiedenen Messverfahren in der Offline-Phase gezeigt hat, unterscheiden sich die kinematisch erstellten Datenbanken kaum von den beiden anderen Messverfahren. Das bedeutet, dass kontinuierliches Systemtraining ebenso ausgeführt werden kann, wodurch der benötigte Zeitaufwand reduziert wird.

Eine der größten Herausforderungen bei WLAN-Fingerprinting sind die Variationen der Signalstärken. Um dieses Problem zu lösen, kann ein differenzieller WLAN-Ansatz verwendet werden, wie zB in [29]. Durch Installation von Referenzstationen wäre eine Steigerung der Positionsgenauigkeit vorstellbar. Die Kombination mit anderen Technologien, wie zB Inertialsensoren 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 Kamera 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.

WLAN RTT ist eine vielversprechende Methode für die Zukunft, womit Positionsbestimmungen im Meter- und Submeterbereich möglich sind. Allerdings ist diese Methode nur mit Smartphones möglich, die Android 9 oder höher installiert haben, weshalb in dieser Arbeit WLAN RTT nicht umgesetzt werden konnte. Außerdem sind auch die meisten Access Points noch nicht RTT-tauglich. Hier könnte möglicherweise ebenfalls ein *Raspberry Pi* zur Überbrückung des Problems verwendet werden. Für zukünftige Untersuchungen für ein Indoor-Positionierungssystem an der TU Wien sollte diese Methode in Betracht gezogen werden. Außerdem könnten auch neue Smartphones bei zukünftigen Messungen verwendet werden, welche die GNSS-Signale auf zwei Frequenzen empfangen können, um die Genauigkeiten im Outdoorbereich zu verbessern.

Der Energieverbrauch von Positionierungssystemen wurde in dieser Diplomarbeit nicht betrachtet. Die kontinuierliche Auswertung der WLAN-Scans führt zu einem erhöhten Energieverbrauch. Um Positionierungssysteme alltagstauglich zu machen, muss der Energieverbrauch berücksichtigt und gegebenenfalls durch optimierte Verfahren reduziert werden.

Um Studenten, Mitarbeiter und Besucher der TU Wien zu helfen, Hörsäle, Büroräume und andere Räume schneller und einfacher zu finden, kann das Positionierungssystem mit dem hauseigenen Informationssystem (TISS) oder mit der E-Learning Plattform TUWEL kombiniert werden. Mit Hilfe eines Positionierungssystems ergeben sich aber noch weitere Anwendungsmöglichkeiten für standortbezogene Dienste. So könnten zum Beispiel Studierende ihre aktuelle Position teilen, um schneller von Kollegen gefunden zu werden. Ein Positionierungssystem kann auch dabei helfen, Besucherströme zu steuern und zu analysieren. Diese Analysen können später für eine nachhaltige Gebäudeentwicklung dienen. Weiters können damit kurzfristige Änderungen des Veranstaltungsorte leichter kommuniziert werden. Die Implementierung eines Positionierungssystems an der TU Wien kann also viele neue Anwendungsgebiete ergeben und so zu einer Verbesserung des Uni-Alltags beitragen.

Literaturverzeichnis

- [1] Technische Universität Wien, „Campus | TU Wien,“ [Online]. Available: <https://www.tuwien.at/tu-wien/campus/>. [Zugriff am 21. November 2019].
- [2] P. Bahl und V. Padmanabhan, „RADAR: An In-building RF-based User Location and Tracking System,“ in *Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (Cat. No.00CH37064)*, Tel Aviv, Israel, 2000.
- [3] T. King, S. Kopf, T. Haenselmann, C. Lubberger und W. Effelsberger, „COMPASS: A Probabilistic Indoor Positioning System Based on 802.11 and Digital Compasses,“ in *Proceedings of the 1st International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization (WiNTECH '06)*, Los Angeles, Kalifornien, USA, 2006.
- [4] M. Kessel und M. Werner, „SMARTPOS: Accurate and Precise Indoor Positioning on Mobile Phones,“ in *Proceedings of the First International Conference on Mobile Services, Resources, and Users (MOBILITY 2011)*, Barcelona, Spanien, 2011.
- [5] W. Kim, S. Yang, M. Gerla und E.-K. Lee, „Crowdsourcing Based Indoor Localization by Uncalibrated Heterogeneous Wi-Fi Devices,“ *Mobile Information Systems*, Bd. 2016, pp. 1-18, Januar 2016.
- [6] Y. E. Dari, Suyoto und Pranowo, „CAPTURE: A Mobile Based Indoor Positioning System using Wireless Indoor Positioning System,“ *International Journal of Interactive Mobile Technologies (iJIM)*, Bd. 12, Nr. 1, pp. 61-72, Jänner 2018.
- [7] M. Abbas, M. Elhamshary, H. Rizk, M. Torki und M. Youssef, „WiDeep: WiFi-based Accurate and Robust Indoor Localization System using Deep Learning,“ in *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2019)*, Kyoto, Japan, 2019.
- [8] Y. Hou, X. Yang und Q. Abbasi, „Efficient AoA-Based Wireless Indoor Localization for Hospital Outpatients using Mobile Devices,“ *Sensors 2018*, Bd. 18, Nr. 3698, Oktober 2018.
- [9] A. Kulkarni und A. Lim, „Preliminary Study on Indoor Localization using Smartphone-Based IEEE 802.11mc,“ in *Proceedings of the 15th International Conference on emerging Networking Experiments and Technologies (CoNEXT '19)*, Orlando, USA, 2019.
- [10] G. Guo, R. Chen, F. Ye, X. Peng, Z. Liu und Y. Pan, „Indoor Smartphone Localization: A Hybrid WiFi RTT-RSS Ranging Approach,“ *IEEE Access*, Bd. 7, pp. 176767-176781, Dezember 2019.
- [11] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee und J. Liu, „Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems,“ *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, Bd. 37, Nr. 6, pp. 1067-1080, November 2007.
- [12] W. H. Ali, A. A. Kareem und M. Jasim, „Survey on Wireless Indoor Positioning Systems,“ *Cihan University-Erbil Scientific Journal*, Bd. 3, Nr. 2, pp. 42-47, August 2019.
- [13] M. Youssef, A. Agrawala und A. U. Shankar, „WLAN Location Determination via Clustering and Probability Distributions,“ in *Proceedings of the First IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2003)*, Fort Worth, Texas, USA, 2003.

- [14] W. Sakpere, M. Adeyeye-Oshin und N. B. Mlitwa, „A State-of-the-Art Survey of Indoor Positioning and Navigation Systems and Technologies,“ *South African Computer Journal*, Bd. 29, Nr. 3, pp. 145-197, Dezember 2017.
- [15] Technische Universität Wien, „TUWEL,“ [Online]. Available: <https://tsc.tuwien.ac.at/tuwel/>. [Zugriff am 2 August 2020].
- [16] K. Muthukrishnan, G. Koprnikov, N. Meratnia und M. Lijding, „Using Time-of-Flight for WLAN Localization: Feasibility Study,“ *CTIT Technical Report Series*, Bd. 6, Nr. 28, Januar 2006.
- [17] S. Lopes, J. Vieira, J. Reis, D. Albuquerque und N. Carvalho, „Accurate Smartphone Indoor Positioning using a WSN Infrastructure and Non-invasive Audio for TDoA Estimation,“ *Pervasive and Mobile Computing*, Bd. 20, pp. 29-46, Juli 2015.
- [18] J. Zhou, Y. Ke, K. Yu und D. Tian, „A Solution of High-precision WLAN Positioning Based on TDOA and PTP,“ in *The International Seminar on Applied Physics, Optoelectronics and Photonics (APOP 2016)*, Shanghai, China, 2016.
- [19] M. Ibrahim, H. Liu, M. Jawahar, V. Nguyen, M. Gruteser, R. Howard und F. Bai, „Verification: Accuracy Evaluation of WiFi Fine Time Measurements on an Open Platform,“ in *Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '18)*, New Delhi, Indien, 2018.
- [20] J.-R. Jiang, C.-M. Lin, F.-Y. Lin und S.-T. Huang, „ALRD: AoA Localization with RSSI Differences of Directional Antennas for Wireless Sensor Networks,“ *International Journal of Distributed Sensor Networks*, Bd. 9, Nr. 3, pp. 1-10, März 2013.
- [21] M. Schüssel, „Angle of Arrival Estimation using WiFi and Smartphones,“ in *Proceedings of the International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN 2016)*, Alcalá de Henares, Spanien, 2016.
- [22] A. U. Ahmed, R. Arablouei, F. de Hoog, B. Kusy, R. Jurdak und N. Bergmann, „Estimating Angle-of-Arrival and Time-of-Flight for Multipath Components Using WiFi Channel State Information,“ *Sensors 2018*, Bd. 18, Nr. 1753, Juni 2018.
- [23] R. F. Brena, J. P. García-Vázquez, C. E. Galván-Tejada, D. Muñoz-Rodríguez, C. Vargas-Rosales und J. Fangmeyer Jr., „Evolution of Indoor Positioning Technologies: A Survey,“ *Journal of Sensors*, Bd. 2017, pp. 1-21, März 2017.
- [24] R. Mautz, „Indoor Positioning Technologies,“ ETH Zürich, Habilitation Thesis, 2012.
- [25] G. Retscher, J. Kleine und L. Whitmore, „Trilateration Approaches for Wi-Fi Indoor Positioning,“ in *International Symposium on Global Navigation Satellite System 2018 (ISGNSS 2018)*, Bali, Indonesien, 2019.
- [26] G. Retscher und T. Tatschl, „Indoor Positioning using Wi-Fi Trilateration — Comparison of Two Common Range Conversion Models with Two Novel Differential Approaches,“ in *Fourth International Conference on Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location Based Services (UPINLBS 2016)*, Shanghai, China, 2016.

- [27] F. Höflinger, J. Bordoy, N. Simon, J. Wendeberg, L. M. Reindl und C. Schinelhauer, „Indoor-Localization System for Smart Phones,“ in *IEEE International Workshop on Measurements and Networking (M&N)*, Coimbra, Portugal, 2015.
- [28] G. Retscher, „Indoor Navigation,“ in *Encyclopedia of Geodesy*, E. Grafarend, Hrsg., Springer, Cham, 2016, pp. 1-7.
- [29] G. Retscher und T. Tatschl, „Positionierung in Gebäuden mit differenziellem WLAN,“ *ZFV - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, Bd. 142, Nr. 2, pp. 111-125, 2017.
- [30] G. Retscher und H. Hofer, „Smartphone Navigation anhand von „intelligenten Check-Points“,“ *Österreichische Zeitschrift für Vermessung und Geoinformation (VGI)*, Bd. 2, pp. 61-71, 2016.
- [31] A. Ettliger, H.-B. Neuner und T. Burgess, „Development of a Kalman Filter in the Gauss-Helmert Model for Reliability Analysis in Orientation Determination with Smartphone Sensors,“ *Sensors* 2018, Bd. 18, Nr. 414, pp. 1-21, Jänner 2018.
- [32] G. Retscher und M. Kistenich, „Vergleich von Systemen zur Positionsbestimmung und Navigation in Gebäuden,“ *ZFV - Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, Bd. 131, Nr. 1, pp. 25-35, 2006.
- [33] M. Werner, M. Kessel und C. Marouane, „Indoor Positioning Using Smartphone Camera,“ in *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN 2011)*, Guimaraes, Portugal, 2011.
- [34] L. Mainetti, L. Patrono und I. Sergi, „A Survey on Indoor Positioning Systems,“ in *22nd International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM 2014)*, Split, Kroatien, 2014.
- [35] D. Scaramuzza und F. Fraundorfer, „Visual Odometry [Tutorial],“ *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Bd. 18, Nr. 4, pp. 80-92, Dezember 2011.
- [36] M. Ramezani, D. Acharya, F. Gu und K. Khoshelham, „Indoor Positioning by visual-inertial Odometry,“ in *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, IV-2/W4*, Wuhan, China, 2017.
- [37] M. Aqel, M. H. Marhaban, M. I. Saripan und N. Ismail, „Review of Visual Odometry: Types, Approaches, Challenges, and Applications,“ *SpringerPlus*, Bd. 5, Nr. 1897, pp. 1-26, Oktober 2016.
- [38] R. Sahdev, B. X. Chen und J. K. Tsotsos, „Indoor Localization in Dynamic Human Environments using Visual Odometry and Global Pose Refinement,“ in *15th Conference on Computer and Robot Vision (CRV 2018)*, Toronto, Kanada, 2018.
- [39] R. Want, A. Hopper, V. Falcao und J. Gibbons, „The Active Badge Location System,“ *ACM Transactions on Information Systems*, Bd. 10, Nr. 1, pp. 91-102, Jänner 1992.
- [40] T. Komine und M. Nakagawa, „Fundamental Analysis for Visible-Light Communication System using LED Lights,“ *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Bd. 50, Nr. 1, pp. 100-107, Februar 2004.

- [41] F. Zafari, A. Gkelias und K. Leung, „A Survey of Indoor Localization Systems and Technologies,“ *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Bd. 21, Nr. 3, pp. 2568-2599, 2019.
- [42] X. Liu, H. Makino und Y. Maeda, „Basic Study on Indoor Location Estimation using Visible Light Communication Platform,“ in *The 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC'08)*, Vancouver, BC, Kanada, 2008.
- [43] S.-Y. Jung, S. Hann und C.-S. Park, „TDOA-based Optical Wireless Indoor Localization using LED Ceiling Lamps,“ *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Bd. 57, Nr. 4, pp. 1592-1597, November 2011.
- [44] K. Y. Yi, D. Y. Kim und K. M. Yi, „Development of a Localization System Based on VLC Technique for an Indoor Environment,“ *Journal of Electrical Engineering and Technology*, Bd. 10, Nr. 1, pp. 436-442, 2015.
- [45] T. Akiyama, M. Sugimoto und H. Hashizume, „Time-of-Arrival-based Smartphone Localization using Visible Light Communication,“ in *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN 2017)*, Sapporo, Japan, 2017.
- [46] A. Mandal, C. V. Lopes, T. Givargis, A. Haghghat, R. Jurdak und P. Baldi, „Beep: 3D Indoor Positioning using Audible Sound,“ in *Second IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC 2005)*, Las Vegas, Nevada, USA, 2005.
- [47] I. Rishabh, D. Kimber und J. Adcock, „Indoor Localization using Controlled Ambient Sounds,“ in *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN 2012)*, Sydney, Australien, 2012.
- [48] C. Peng, G. Shen und Y. Zhang, „BeepBeep: A High-Accuracy Acoustic-Based System for Ranging and Localization Using COTS Devices,“ *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, Bd. 11, Nr. 1, pp. 1-29, April 2012.
- [49] J. Moutinho, R. Araújo und D. Freitas, „Indoor Localization with Audible Sound — Towards Practical Implementation,“ *Pervasive and Mobile Computing*, Bd. 29, pp. 1-16, Juli 2016.
- [50] Y. Nakashima, R. Kaneto und N. Babaguchi, „Indoor Positioning System Using Digital Audio Watermarking,“ *IEICE Transactions on Information and Systems*, Bd. E94.D, Nr. 11, pp. 2201-2211, November 2011.
- [51] J. Li, G. Han, C. Zhu und G. Sun, „An Indoor Ultrasonic Positioning System Based on TOA for Internet of Things,“ *Mobile Information Systems*, Bd. 2016, pp. 1-10, November 2016.
- [52] O. Woodman und R. Harle, „Concurrent Scheduling in the Active Bat Location System,“ in *8th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops 2010)*, Mannheim, Deutschland, 2010.
- [53] M. Minami, Y. Fukuju, K. Hirasawa, S. Yokoyama, M. Mizumachi, H. Morikawa und T. Aoyama, „DOLPHIN: A Practical Approach for Implementing a Fully Distributed Indoor Ultrasonic Positioning System,“ in *UbiComp 2004: Ubiquitous Computing*, Nottingham, UK, 2004.
- [54] N. B. Priyantha, A. Chakraborty und H. Balakrishnan, „The Cricket Location-Support System,“ in *Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking (MobiCom 2000)*, Boston, Massachusetts, USA, 2000.

- [55] L. Batistic und M. Tomic, „Overview of Indoor Positioning System Technologies,“ in *41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO 2018)*, Opatija, Kroatien, 2018.
- [56] B. Horn, „Doubling the Accuracy of Indoor Positioning: Frequency Diversity,“ *Sensors 2020*, Bd. 20, Nr. 1489, pp. 1-21, März 2020.
- [57] F. Van Diggelen, R. Want und W. Wang, „How to Achieve 1-m Accuracy in Android,“ 3. Juli 2018. [Online]. Available: <https://www.gpsworld.com/how-to-achieve-1-meter-accuracy-in-android/>. [Zugriff am 24. März 2020].
- [58] Android, „Wi-Fi Location: Ranging with RTT,“ [Online]. Available: <https://developer.android.com/guide/topics/connectivity/wifi-rtt>. [Zugriff am 21. März 2020].
- [59] M. Cominelli, P. Patras und F. Gringoli, „Dead on Arrival: An Empirical Study of the Bluetooth 5.1 Positioning System,“ in *Proceedings of the 13th International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization (WiNTECH '19)*, Los Cabos, Mexiko, 2019.
- [60] R. Faragher und R. Harle, „Location Fingerprinting with Bluetooth Low Energy Beacons,“ *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Bd. 33, Nr. 11, pp. 2418-2428, November 2015.
- [61] F. Seco und A. R. Jimenez, „Smartphone-Based Cooperative Indoor Localization with RFID Technology,“ *Sensors 2018*, Bd. 18, Nr. 266, pp. 1-23, Januar 2018.
- [62] Y. B. Bai, S. Wu, H. Wu und K. Zhang, „Overview of RFID-based Indoor Positioning Technology,“ in *Proceedings of the Geospatial Science Research_2 Symposium 2012*, Melbourne, Australia, 2012.
- [63] B. Großwindhager, M. Stocker, M. Rath, C. A. Boano und K. Römer, „SnapLoc: An Ultra-Fast UWB-Based Indoor Localization System for an Unlimited Number of Tags,“ in *Proceedings of the 18th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN '19)*, Montreal, QC, Canada, 2019.
- [64] S.-C. Yeh, W.-H. Hsu, W.-Y. Lin und Y.-F. Wu, „Study on an Indoor Positioning System using Earth's Magnetic Field,“ *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Bd. 69, Nr. 3, pp. 865 - 872, März 2020.
- [65] A. Sheinker, B. Ginzburg, N. Salomonski, L. Frumkis, B.-Z. Kaplan und M. B. Moldwin, „A Method for Indoor Navigation based on Magnetic Beacons using Smartphones and Tablets,“ *Measurement*, Bd. 81, pp. 197-209, März 2016.
- [66] P. Schnabel, „Elektronik-Kompodium.de,“ [Online]. Available: <https://www.elektronik-kompodium.de/>. [Zugriff am 13. Dezember 2019].
- [67] G. Gerstweiler, E. Vonach und H. Kaufmann, „HyMoTrack: A Mobile AR Navigation System for Complex Indoor Environments,“ *Sensors 2016*, Bd. 16, Nr. 17, pp. 1-19, Dezember 2016.
- [68] J. Liu, R. Chen, L. Pei, R. Guinness und H. Kuusniemi, „A Hybrid Smartphone Indoor Positioning Solution for Mobile LBS,“ *Sensors 2012*, Bd. 12, p. 17208–17233, Dezember 2012.

- [69] G. Retscher, „Augmentation of Indoor Positioning Systems with a Barometric Pressure Sensor for Direct Altitude Determination in a Multi-storey Building,“ *Cartography and Geographic Information Science*, Bd. 34, Nr. 4, pp. 305-310, 2007.
- [70] H. Ye, T. Gu, X. Tao und J. Lu, „Scalable Floor Localization using Barometer on Smartphone,“ *Wireless Communications and Mobile Computing*, Bd. 16, Nr. 16, pp. 2557-2571, Juli 2016.
- [71] Landesamt für Geoinformation und Landentwicklung Baden-Württemberg, „SAPOS-Baden-Württemberg,“ [Online]. Available: <http://www.sapos-bw.de/messverfahren.php>. [Zugriff am 29. März 2020].
- [72] P. Dabove, V. Di Pietra, S. Hatem und M. Piras, „GNSS Positioning using Android Smartphone,“ in *Proceedings of the 5th International Conference on Geographical Information Systems Theory, Applications and Management (GISTAM 2019)*, Heraklion, Griechenland, 2019.
- [73] U. Robustelli, V. Baiocchi und G. Pugliano, „Assessment of Dual Frequency GNSS Observations from a Xiaomi Mi 8 Android Smartphone and Positioning Performance Analysis,“ *Electronics 2019*, Bd. 8, Nr. 91, pp. 1-16, Jänner 2019.
- [74] D. Weng, X. Gan, W. Chen, S. Ji und Y. Lu, „A New DGNSS Positioning Infrastructure for Android Smartphones,“ *Sensors 2020*, Bd. 20, Nr. 487, pp. 1-15, Jänner 2020.
- [75] Q. Wu, M. Sun, C. Zhou und P. Zhang, „Precise Point Positioning Using Dual-Frequency GNSS Observations on Smartphone,“ *Sensors 2019*, Bd. 19, Nr. 2189, pp. 1-17, Mai 2019.
- [76] P. Dabove und V. Di Pietra, „Single-Baseline RTK Positioning Using Dual-Frequency GNSS Receivers Inside Smartphones,“ *Sensors 2019*, Bd. 19, Nr. 4302, pp. 1-17, Oktober 2019.
- [77] K. M. Pesyna, R. W. Heath und T. E. Humphreys, „Centimeter Positioning with a Smartphone-Quality GNSS Antenna,“ in *Proceedings of the 27th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2014)*, Tampa, Florida, USA, 2014.
- [78] J. Paziewski, R. Sieradzki und R. Baryla, „Signal Characterization and Assessment of Code GNSS Positioning with Low-power Consumption Smartphones,“ *GPS Solutions*, Bd. 23, Nr. 98, pp. 1-12, Juli 2019.
- [79] X. Zhang, X. Tao, F. Zhu, X. Shi und F. Wang, „Quality Assessment of GNSS Observations from an Android N Smartphone and Positioning Performance Analysis using Time-differenced Filtering Approach,“ *GPS Solutions*, Bd. 22, Nr. 70, pp. 1-11, Mai 2018.
- [80] Cisco Systems, „Was ist Wi-Fi 6?,“ Cisco Systems, [Online]. Available: https://www.cisco.com/c/de_at/products/wireless/what-is-wi-fi-6.html. [Zugriff am 13. Dezember 2019].
- [81] S. Li, M. Hedley, K. Bengston, M. Johnson, D. Humphrey, A. Kajan und N. Bhaskar, „TDOA-based Passive Localization of Standard Wi-Fi Devices,“ in *Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Services (UPINLBS 2018)*, Wuhan, China, 2018.
- [82] RTR-GmbH, „RTR - Frequenzbereiche,“ [Online]. Available: https://www.rtr.at/de/tk/FRQ_spectrum. [Zugriff am 25. November 2019].

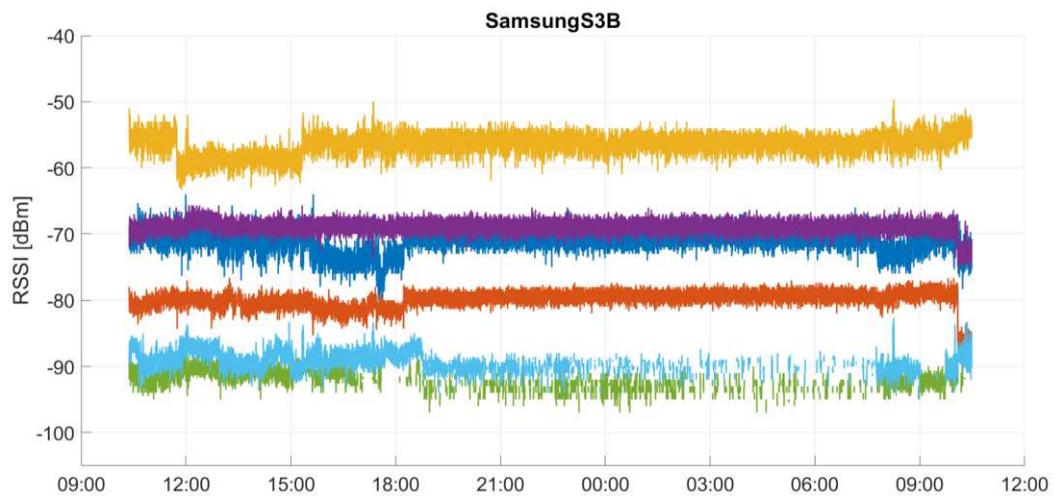
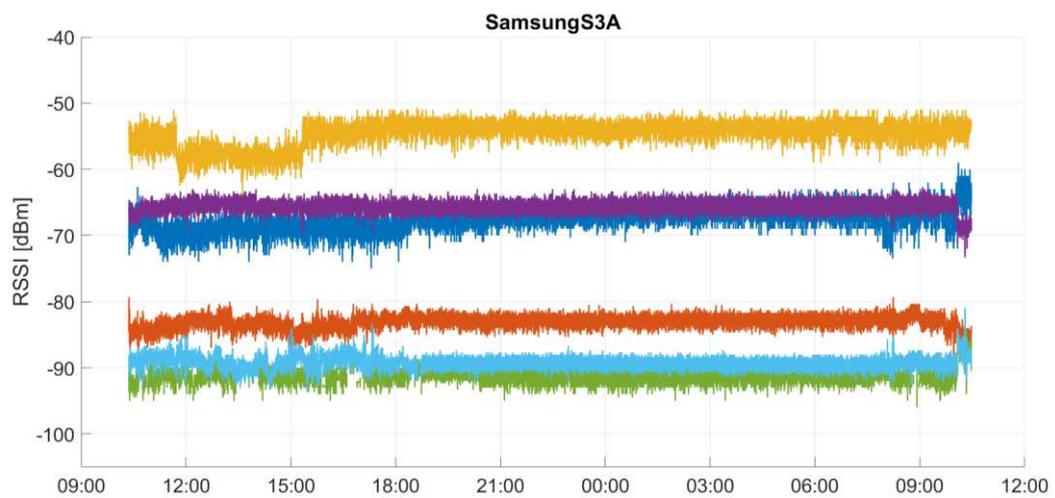
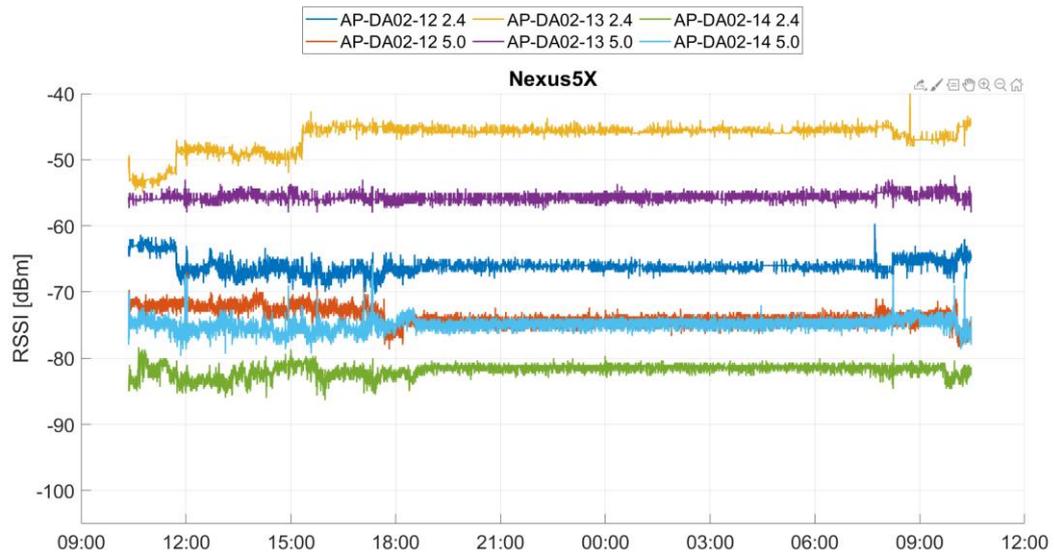
- [83] A. Khalajmehrabadi, N. Gatsis und D. Akopian, „Modern WLAN Fingerprinting Indoor Positioning Methods and Deployment Challenges,“ *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Bd. 19, Nr. 3, pp. 1974-2002, März 2017.
- [84] W. Yeung, J. Zhou und J. Ng, „Enhanced Fingerprint-Based Location Estimation System in Wireless LAN Environment,“ in *Emerging Directions in Embedded and Ubiquitous Computing (EUC 2007)*, 2007.
- [85] S.-H. Fang, T.-N. Lin und K.-C. Lee, „A Novel Algorithm for Multipath Fingerprinting in Indoor WLAN Environments,“ *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Bd. 7, Nr. 9, pp. 3579-3588, September 2008.
- [86] G. Retscher und A. Leb, „Indoor WLAN Fingerprinting mittels kinematischen Trainingsmessungen,“ *Österreichische Zeitschrift für Vermessung und Geoinformation (VGI)*, Bd. 107, Nr. 1, pp. 27-43, 2019.
- [87] P. Dabove, V. Di Pietra und A. M. Lingua, „Positioning Techniques with Smartphone Technology: Performances and Methodologies in Outdoor and Indoor Scenarios,“ in *Smartphones from an Applied Research Perspective*, InTechOpen, 2017, pp. 163-183.
- [88] Android, „Wi-Fi scanning overview,“ [Online]. Available: <https://developer.android.com/guide/topics/connectivity/wifi-scan>. [Zugriff am 20. Juli 2020].
- [89] H. Hofer, „Kombinierte Indoor/Outdoor Positionierung mit Smartphones,“ TU Wien, Diplomarbeit, 2015.
- [90] my80211.com, „my80211.com - HOME - WLC: How Cisco Virtualizes The Base Radio MAC ADDRESS On The WLC - Did You Know?,“ 2. Mai 2011. [Online]. Available: <http://www.my80211.com/home/tag/cisco-virtual-mac-address>. [Zugriff am 2. Februar 2020].
- [91] S. Üreten, A. Yongaçoğlu und E. Petriu, „A Comparison of Interference Cartography Generation Techniques in Cognitive Radio Networks,“ in *IEEE International Conference on Communications (ICC 2012)*, Ottawa, Kanada, 2012.
- [92] M. Schulz und J. Ruffer, „Was ist der Mehrwert von Multi-GNSS in der Praxis?,“ *GNSS 2017 – Kompetenz für die Zukunft*, Bd. 87, pp. 155-159, Februar 2017.
- [93] LG Electronics, „LG Nexus 5X,“ [Online]. Available: <https://www.lg.com/de/handy/lg-Nexus-5X>. [Zugriff am 27. November 2019].
- [94] OnePlus, „OnePlus 5T - Technical Specification,“ [Online]. Available: <https://www.oneplus.com/at/support/spec/oneplus-5t>. [Zugriff am 25. November 2019].
- [95] inside-intermedia Digital, „Samsung Galaxy S3 Datenblatt,“ [Online]. Available: <https://www.inside-digital.de/handys/samsung-galaxy-s3>. [Zugriff am 25. November 2019].
- [96] Samsung Electronics, „Samsung Galaxy S7 and S7 edge,“ [Online]. Available: <https://www.samsung.com/at/smartphones/galaxy-s7/more#!/spec>. [Zugriff am 25. November 2019].
- [97] PhonesData, „Sony Xperia Z3 Technische Daten,“ [Online]. Available: <http://phonesdata.com/de/smartphones/sony/xperia-z3-2727>. [Zugriff am 25. November 2019].

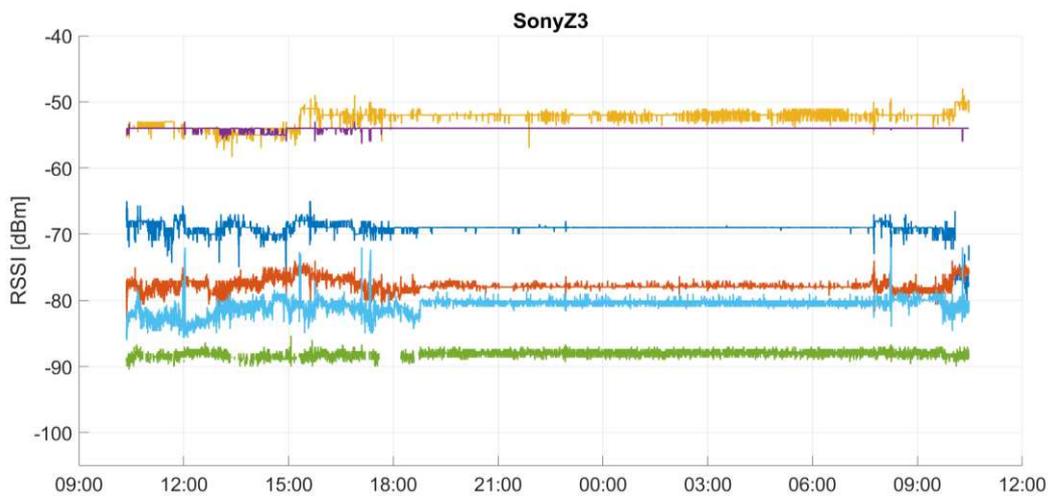
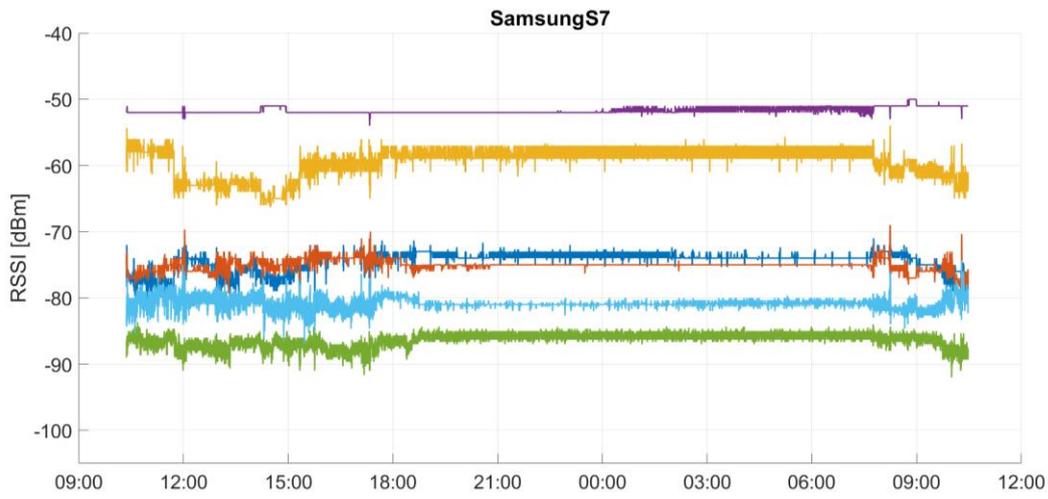


Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

Anhang

A. Signalschwankungen





Die approbierte gedruckte Originalversion dieser Diplomarbeit ist an der TU Wien Bibliothek verfügbar.
The approved original version of this thesis is available in print at TU Wien Bibliothek.

B. Empfangsempfindlichkeiten der Smartphones

