



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg  
*Hamburg University of Applied Sciences*

# **Bachelorarbeit**

Matthis Keppner

Sensorfusion zur Situationserkennung eines  
Everyday-Used-Objects am Beispiel des Smart Mug

**Matthis Keppner**

Sensorfusion zur Situationserkennung eines Everyday-  
Used-Objects am Beispiel des Smart Mug

Bachelorarbeit eingereicht im Rahmen der Bachelorabschlussprüfung

im Studiengang Technische Informatik  
am Department Informatik  
der Fakultät Technik und Informatik  
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuender Prüfer: Prof. Dr. Thomas Lehmann  
Zweitgutachter: Prof. Dr. Tim Tiedemann

Abgegeben am 09.07.2019

**Matthis Keppner**

**Thema der Arbeit/Ausarbeitung**

Sensorfusion zur Situationserkennung eines Everyday-Used-Objects am Beispiel des Smart Mug

**Stichworte**

Algorithmusentwicklung; Bewegungserkennung; Bluetooth Low Energy; Datenverarbeitung; Inertialsensorik; intelligente Objekte; Everyday-Used-Object

**Kurzzusammenfassung**

In dieser Arbeit wird ein Algorithmus für eine intelligente Tasse entwickelt, der ein Meetingsszenario erkennt. Dabei wird die Erkennung in zwei Kriterien unterteilt: Das erste ist Kriterium die Erkennung einer Trinkbewegung. Hierfür wird der Neigungswinkel aus einem Beschleunigungssensor berechnet und eine Erschütterungserkennung mit einem Gyroskop durchgeführt. Das zweite Kriterium ist die Erkennung anderer intelligenter Tassen in der näheren Umgebung. Diese Erkennung wird mithilfe einer RSSI-Metrik eines Bluetooth Low Energy-Signals gelöst.

**Matthis Keppner**

**Title of the paper**

Sensor fusion for situation recognition of an everyday-used object using the example of the Smart Mug

**Keywords**

algorithm development; Bluetooth low energy; Motion detection; Data processing; Inertial sensor technology; Intelligent objects; Everyday used object; Everyday used object

**Abstract**

In this thesis, an algorithm for an intelligent cup is developed that recognizes a meeting scenario. The recognition is divided into two criteria: The first criterion is the detection of a drinking movement. For this purpose, the angle of inclination is calculated from an acceleration sensor and a shock detection with a gyroscope is carried out. The second criterion is the detection of other intelligent cups in the vicinity. This detection is solved using an RSSI metric of a Bluetooth Low Energy signal.

# Inhaltsverzeichnis

|          |                                   |           |
|----------|-----------------------------------|-----------|
| <b>1</b> | <b>Einführung.....</b>            | <b>6</b>  |
| 1.1      | Motivation.....                   | 6         |
| 1.2      | Problemstellung .....             | 7         |
| 1.3      | Aufbau der Arbeit.....            | 7         |
| <b>2</b> | <b>Ansätze .....</b>              | <b>8</b>  |
| 2.1      | Hintergrund.....                  | 8         |
| <b>3</b> | <b>Experimenteller Teil .....</b> | <b>13</b> |
| 3.1      | Vorgehensweise .....              | 13        |
| 3.2      | Umsetzung .....                   | 18        |
| 3.3      | Auswertung .....                  | 22        |
| <b>4</b> | <b>Fazit .....</b>                | <b>23</b> |
| <b>5</b> | <b>Anhang.....</b>                | <b>24</b> |

# Abbildungsverzeichnis

|  |    |
|--|----|
| Abbildung 1: Beispielhafte Trinkbewegung .....   | 15 |
| Abbildung 2: Trinkbewegung Winkeldarstellung .....   | 16 |
| Abbildung 3: Trinkbewegung im Gyroskop .....   | 17 |
| Abbildung 4: Automat zur Trinkererkennung nur Beschleunigungssensor .....  | 18 |
| Abbildung 5: Verbesserter Algorithmus zur Erkennung einer Trinkbewegung mit Beschleunigungssensor und Gyroskop ..... | 19 |
| Abbildung 6: Ergebnis des verbesserten Algorithmus mit Trinkbewegung, gefolgt von Gehbewegungen .....                | 20 |

# 1 Einführung

## 1.1 Motivation

Mit dem Voranschreiten der Digitalisierung und der stetigen Entwicklung von immer kleineren, günstigeren und leistungsfähigeren Mikrocontrollern und Sensoren, sind Computer nicht mehr nur PC, Laptop oder Smartphone. Sie werden immer häufiger in Alltagsgegenständen, sogenannten Everyday-Used-Objects, verbaut. Nutzer\*innen verwenden Smart-TV, Smart-Watch, Fitness Tracker und Sprachassistenten aktiv, während bei der Verwendung von Mikrowellen, Kühlschränken, Kinderspielzeugen oder Zahnbürsten weitestgehend der Einsatz von Mikrocontrollern nicht wahrgenommen wird. Durch diese Vergegenwärtigung von Computern, spricht man von Obiquitous Computing [7].

Mit einer stetig wachsenden Anzahl an intelligenten Objekten, werden durch die verbauten Sensoren viele Daten produziert und sollen genutzt werden, um die Mensch-Maschine-Interaktion zu vereinfachen und alltägliche Situationen zu erleichtern oder zu verbessern. Diese Verbesserung kann, zum Beispiel durch verbaute Aktorik oder die Vernetzung untereinander, geschehen.

Intelligente Objekte haben seit langem Einzug in der Industrie und Forschung gefunden. Um die Digitalisierung und das Internet der Dinge (IoT) weiter voran zu bringen, ist eine genaue Analyse von Mensch-Maschine-Interaktion wichtig. In Zusammenarbeit mit dem Creative Space for Technical Innovations (CSTI) der HAW Hamburg wurde 2017 der Smart Mug im Zuge der Studienarbeit „Selbstauskunfts-fähigkeit von Alltagsgegenständen“ von Herrn Joschka Sondhof als Prototyp eines intelligenten kontextsensitiven Everyday-Used-Objects entwickelt. Ziel war es, diese Interaktion zwischen Mensch und Maschine zu beobachten und aufzuzeichnen. Daher sollte der Smart Mug möglichst natürlich gestaltet werden, um die Analyseergebnisse nicht zu beeinflussen. Dieser wurde somit zum Hidden Computer [14]. Er besitzt einen modularen Aufbau „auf Arduino Basis mit Sensoren für Bewegung, Temperatur, Druck, Gewicht, Licht, und Geräusch, mit zwei Aktoren sowie mit der Unterstützung für Verbindung über WLAN, Bluetooth und RFID.“ [14].

2018 wurde von Andreas Bloch der Smart Mug weiter ausgebaut. Die Studienarbeit „Optimierung der kontextsensitiven Tasse“ hatte zum Ziel, den Smart Mug alltagstauglicher zu gestalten, sodass dieser wie eine normale Tasse wahrgenommen werden kann.

Hierfür sollte der Ladevorgang kabellos möglich sein und die Verbindung der Module, Elektronik und Gefäß, zum Schutz und zur Optik modifiziert werden. Das Endprodukt war eine 3D-gedruckte Tasse, welche über eine Qi-Ladefunktion verfügte [4]. Beide Ausarbeitungen fokussierten sich auf die Entwicklung beziehungsweise Weiterentwicklung eines physikalischen Prototyps.

## 1.2 Problemstellung

Damit ein intelligentes Everyday-Used-Object sinnvoll eingesetzt werden kann, ist eine Datenanalyse und Auswertung unabdingbar. Das Objekt muss wissen, in welchem Kontext es sich befindet. Dadurch können gezielt Verbesserungen der Alltagssituation oder Analysen der Mensch-Maschine-Interaktion durchgeführt werden.

Eine solche Datenverarbeitung blieb bei den vorherigen Versionen des Smart Mug aus. Die erste Version hatte die Sensordaten über WLAN ausgegeben [14]. Die Software entwickelte sich von der ersten zur zweiten Version nicht weiter. Eine Weiterentwicklung wurde somit nur im Bereich der Hardware durchgeführt.

Ein weiteres Problem der alten Versionen des Smart Mug ist die allgemeine Nutzbarkeit. Durch Weiterentwicklungen ist die erste Version irreparabel beschädigt. Auch die zweite Version der Tasse lässt sich nicht benutzen, da sie in der ersten gedruckten Version ein Loch besitzt und die allgemeine Bauform nicht für Weiterentwicklungen geeignet ist.

Durch die beschriebene Problematik ergibt sich folgende Fragestellungen:

- Lassen sich Szenarien erkennen und unterscheiden, in welchen sich der Smart Mug befindet?
- Welche Sensorik ist für diese Szenarienerkennung notwendig?
- Welche Elemente können von vorherigen Arbeiten genutzt werden?

Um diese Fragen zu beantworten, wird sich diese Arbeit exemplarisch auf die Erkennung von einem Szenario beschränken. Hierbei handelt es sich um ein Meeting mit mehreren Smart Mugs. Diese Situation wurde gewählt, da hier zwei Kriterien zu erkennen sind. Zum einen muss hierbei eine Bewegung beziehungsweise eine Interaktion zwischen dem Nutzer und dem Smart Mug erkannt werden. Zum anderen muss der Smart Mug seine Umgebung wahrnehmen und erkennen können. Das Hauptaugenmerk wird auf einer Datenverarbeitung bestehen, sodass eine Weiterentwicklung der Hardwareebene nur geringfügig stattfindet. Es werden nur die für die Erkennung notwendigen Sensoren und Aktoren verbaut. Zudem soll ein Auswerteverfahren gewählt werden, welches möglichst wenig Speicher- und Rechenaufwand benötigt.

## 1.3 Aufbau der Arbeit

In Kapitel zwei werden zunächst verschiedene alternative, intelligente Tassen näher betrachtet. Hierbei wird vor allem die Datenverarbeitung in den Blick genommen. Zusätzlich werden auch andere Ansätze der Datenverarbeitung von intelligenten Objekten untersucht, um Schlüsse für die Spezifizierung des Smart Mug zu ziehen. Außerdem werden in diesem Kapitel einige Sensoren und Techniken für die zwei zu erkennenden Kriterien vorgestellt.

Um die Szenarioerkennung zu bewältigen, müssen Kriterien und gegebenenfalls Unterszenarien des Meetings aufgestellt werden, was in Kapitel drei zu finden ist. Des Weiteren werden in diesem Kapitel das Vorgehen bei der Datenanalyse und die Datenverarbeitung beschrieben. Neben der Auswahl an Sensoren ist zu prüfen, ob aus den Sensordaten eine Szenarioerkennung möglich ist, oder ob auf andere Mittel wie Wahrscheinlichkeitsfaktoren zurückgegriffen werden muss. Das Ergebnis ist ein selbstentwickelter Algorithmus, welcher anschließend beispielhaften Tests unterzogen wird. Abschließend finden eine Bewertung der Vorgehensweise und die Beantwortung der im ersten Kapitel aufgestellten Fragen statt. Zudem werden Weiterentwicklungsmöglichkeiten des Smart Mug aufgezeigt.

## 2 Ansätze

### 2.1 Hintergrund

In diesem Abschnitt werden vorherige Ausarbeitungen von intelligenten Tassen und andere Ansätze zu der Thematik untersucht werden. Hierbei wird, die von Herrn Sondhof getroffene Vorauswahl, als Ausgangspunkt genommen. Er nennt den Mediacup als „Pionierprojekt“ [14] für intelligente Tassen. Seine Auswahl fokussiert sich auf Projekte, die den Mediacup als Grundlage haben oder von derselben Forschungsgruppe durchgeführt wurde. Es wird hierbei von einer „Verästelung“ gesprochen [14]. In dieser Arbeit wird diese Auswahl aufgegriffen, jedoch unter einem anderen Fokus betrachtet. Es werden einige Projekte aus den Verästelungen des Mediacup-Projektes auf die zwei, für die in dieser Arbeit wichtigen, Kriterien analysiert. Dabei wird genauer betrachtet, wie und welche Bewegungen erkannt wurden und welche Sensoren dafür verbaut wurden. Auch die eingesetzten Methoden und Technologien für die Umgebungserkennung und -wahrnehmung werden begutachtet.

Im Jahr 2001 wurde von der Telecooperations Office (TEcO) der Universität Karlsruhe der Mediacup entwickelt. Die Elektronik wurde im Boden einer Keramik Tasse verbaut, sodass sie für den Nutzer nicht direkt auffällt und ihn nicht in der Interaktion beeinflusst. Die Hauptfunktion des Mediacups ist es, den eigenen Kontext wahrzunehmen und diesen mit anderen intelligenten Objekten zu teilen. Der eigene Kontext wurde durch Bewegung und der gemessenen Temperatur innerhalb der Tasse klassifiziert. Es wurden vier Bewegungsevents erkannt: Stationär, in Bewegung, Trinken und Herumhantieren mit dem Mediacup. Dabei wurden drei Neigungsschalter zur Bestimmung der Orientierung eingesetzt [2]. Neigungsschalter bestehen aus einer frei beweglichen Masse, wie zum Beispiel einer Metallkugel oder früher auch Quecksilber, in einem meist zylindrischen Gehäuse. An einer Seite des Gehäuses befinden sich zwei Leitungen. Sobald der Neigungsschalter zu dieser Seite gekippt wird, wird der Schalter aktiviert. Hierdurch kann eine Neigung erkannt werden [10]. Im Mediacup wurde des Weiteren ein Schalter im Boden eingebaut, um zu erkennen, ob die Tasse auf einem festen Untergrund steht oder sich frei in der Luft befindet. In Verbindung mit einem Temperatursensor ergaben sich weitere Zustände: Gefüllt und abgekühlt. Auch wurde die aktuelle Temperatur als Zustandsgröße mitausgegeben. Bei der Entwicklung des Mediacup wurde darauf geachtet, möglichst wenig Energie zu verbrauchen. Die Neigungsschalter wurden deshalb an die Interruptleitungen des Prozessors angeschlossen. Somit mussten diese Sensoren nicht dauerhaft abgefragt werden, sondern nur bei wirklicher Bewegung. [2].

Eine weitere intelligente Tasse, beziehungsweise Becher, ist der 2006 im MIT Media Laboratory entwickelte Lover's Cup. Bei diesem Projekt wurde Trinken als eine emotionale Kommunikation definiert. Der Lover's Cup zeigt den Füllstand und Berührungen am oberen Rand eines gekoppelten Partner Cups an. Dabei müssen sich die Nutzer mit den Lover's Cups nicht in physikalischer Nähe befinden. Um den Füllstand zu messen wurden zwei kapazitive Sensoren in der Innenseite des Bechers angebracht, jedoch so, dass sie die Flüssigkeit nicht berührten. An einem Sensor war ein Signalgenerator montiert, sodass ein Referenzsignal durch die Flüssigkeit in den anderen Sensor geleitet werden kann. Dieser Sensor sendet das Signal über einen Analog-Digital-Wandler (ADC) an einen Mikrokontroller. Durch



Unterschiede im Volumen der Flüssigkeit wurde das Signal moduliert, sodass der Füllstand berechnet werden konnte. Auf ähnliche Weise wurde die Berührung am oberen Rand erkannt. Hierbei wurde der kapazitive Sensor mit dem Referenzsignal an der Oberfläche des Bechers angebracht, um Kontakt mit der Hand des Nutzers zu haben. Der andere Sensor befindet sich auf der Innenseite am oberen Rand des Lover's Cup und sollte beim Trinken die Lippen des Nutzers berühren. Das Übertragungsmedium war hierbei der Körper des Nutzers. Eine Änderung der Amplitude des Signals zeigte eine Berührung an. Daraus konnte der Trinkvorgang abgeleitet werden. Ein Piezosensor wurde ebenfalls in dem Lover's Cup verbaut. Diese Sensoren können zur Beschleunigungsmessung genutzt werden. In diesem Fall wurde ein solcher Sensor eingesetzt, um ein Schütteln zu erkennen. So sollte der Nutzer zusätzlich kommunizieren können. Als Kommunikation zwischen den Lover's Cup wurde Radio Frequenz (RF) eingesetzt. Bei großen Distanzen wurde das Signal zunächst via RF an Computer gesendet, welche über das Internet miteinander kommunizierten und das Signal an den anderen Lover's Cup weiter gaben [6].

Als nächste intelligente Tasse soll die MugShots betrachtet werden. Diese wurde 2015 von Hsin-Liu Kao und Chris Schmandt am MIT Media Lab entwickelt. Hierbei handelt es sich um eine Tasse, bei der ein Display zur Außenseite montiert wurde. Zudem wurde ein Wifi Modul und ein Arduino in dem Boden der Tasse verbaut. Es wurden keine weiteren Sensoren montiert, sodass keine Bewegungserkennung stattgefunden hat. Jedoch konnte MugShots seine Umgebung wahrnehmen. Es wurde zwischen privaten und öffentlichen Bereichen unterschieden. In privaten Bereichen wurden Bilder von Freunden angezeigt, während in öffentlichen Bereichen ein vom Benutzer ausgewähltes Bild angezeigt wurde. Dabei wurde der Bereich durch die Received Signal Strength Indication (RSSI) des Wifi-Signals bestimmt. Als Szenario wurde ein Gebäude mit eigenem Büro und einem öffentlichen Raum mit Kaffeemaschine gewählt. Bei keinem Wifi-Signal wurde in den öffentlichen Modus geschaltet [9].

Im weiteren Verlauf sollen nun noch andere Möglichkeiten der Erkennung der beiden für diese Arbeit wichtigen Kriterien untersucht werden. Um Bewegungen eines Objektes zu erkennen, werden häufig Inertialsensoren eingesetzt. Diese werden zum Teil als Micro-Electro-Mechanical Systems (MEMS) hergestellt, sodass diese Sensoren nur wenige Millimeter groß sind [16]. Dadurch eignen sich solche Sensoren gut, um in intelligenten Objekten verbaut zu werden. Es gibt verschiedene Inertialsensoren. Ein Beschleunigungssensor misst die lineare Beschleunigung in Meter pro Sekunde zum Quadrat ( $m/s^2$ ) oder in G-Kräften ( $g$ ). Hierbei entspricht ein  $g$  der Erdbeschleunigung, also im Durchschnitt  $9,81 m/s^2$ . Sie funktionieren häufig so, dass die Trägheitskraft auf eine Probemasse bestimmt wird. So kann die Orientierung eines Gerätes zur Erdoberfläche bestimmt werden. Hieraus kann die Neigung eines Gerätes berechnet werden, zum Beispiel bei einem Smartphone, um zwischen Hoch- und Querformat zu unterscheiden oder um bei Spielekonsolen wie der Nintendo Wii, die Controllerhaltung zu bestimmen. Eine andere Nutzung ist die Erkennung eines freien Falles, was beispielsweise in Festplatten eingesetzt wird, um Datenverluste bei einem Sturz zu verhindern. Auch werden Beschleunigungssensoren benutzt, um Vibrationen an Häusern zu erkennen und um Airbags in Autos auszulösen. Beschleunigungssensoren unterscheiden sich in Messbereich, Anzahl an Achsen, Schnittstellen, Stromverbrauch und möglichen zusätzlichen Funktionen. Der Messbereich geht von  $\pm 1 g$  bis zu mehreren  $100 g$ . Dabei nimmt die Genauigkeit bei größerem Messbereich immer mehr ab. Bei manchen Beschleunigungssensoren kann der Messbereich eingestellt werden. Auch die Anzahl an gemessenen Achsen ist verschieden. Es gibt Beschleunigungssensoren mit ein, zwei oder drei Achsen, wobei heutzutage häufig auf Sensoren mit drei Achsen zurückgegriffen wird, da es preislich keinen großen Unterschied

gibt. Eine weitere wichtige Eigenschaft ist die Schnittstelle. Hierbei wird das Ausgangssignal analog, digital oder als Pulsweitenmodulation (PWM) ausgegeben. Für eine analoge Schnittstelle wird häufig ein ADC eingesetzt, welcher auf vielen Mikrokontrollern bereits verbaut ist. Beschleunigungssensoren mit PWM Ausgabe sind eher selten. Hier wird der Tastgrad (Duty Cycle) eines Rechtecksignals mit fester Frequenz entsprechend der Beschleunigung verändert. Bei einer digitalen Ausgabe wird zumeist ein serielles Protokoll benutzt, wie beispielsweise SPI oder I<sup>2</sup>C. Oft sind Beschleunigungssensoren mit digitaler Ausgabe weniger sensibel gegenüber Rauschen und besitzen zusätzliche Funktionen. Zum Beispiel werden Werte schon auf dem Sensor berechnet, es können aber auch beide Werte ausgegeben werden. Manche Beschleunigungssensoren verfügen des Weiteren über mehrere Modi, womit festgelegt werden kann, ob Messwerte intern gespeichert werden sollen, oder ob der aktuellste gemessene Wert ausgegeben werden soll. Andere zusätzliche Funktionen sind beispielsweise 0-g Erfassung oder, wie oben beschrieben, ein auswählbarer Messbereich [15]. Ein Nachteil von Beschleunigungssensoren bei der Verwendung von Positionsbestimmung und Bewegungserkennung ist, dass sie auf ruckartige Bewegungen stark reagieren.

Ein anderer Inertialsensor ist das Gyroskop oder auch Drehratensensor genannt. Dieses misst die Winkelbeschleunigung um eine Achse. Diese wird in Grad pro Sekunde (°/s) oder in Runden pro Minute (RPM) angegeben. Hierfür wird die auf eine Testmasse wirkende Corioliskraft gemessen. Mit Gyroskopen lässt sich die Orientierung eines sich bewegenden Objektes bestimmen, was mit einem Beschleunigungssensor nicht unbedingt möglich ist. Außerdem wirkt auf Gyroskope die Erdanziehungskraft nicht. Früher wurden sie zum Beispiel in der Raumfahrt zur Steuerung von Raketen oder zur Unterstützung bei der Unterwasser- und Flugnavigation eingesetzt. Andere Anwendungsbereiche sind die Automobilindustrie, Spielekonsolen und Smartphones. In Smartphones kann beispielsweise die Orientierung zum Nordpol bestimmt werden, um die Navigation zu verbessern. Gyroskope unterscheiden sich auch in den gleichen Eigenschaften wie Beschleunigungssensoren. Um die bestmögliche Auflösung zu haben, sollte der Messbereich passend gewählt werden. Auch bei den Schnittstellen ähneln sich Bewegungssensor und Gyroskop. Gyroskope geben das Ausgangssignal entweder analog aus, oder kommunizieren digital über ein serielles Verbindungsprotokoll, wie SPI oder I<sup>2</sup>C. Als besondere Funktionen besitzen einige Gyroskope einen Temperatursensor, sowie die Möglichkeit den Messbereich einzustellen [15]. Auch Gyroskope haben einen Nachteil: Da kein absoluter Orientierungswinkel gemessen werden kann, muss hierfür die Winkelgeschwindigkeit integriert werden. Messfehler werden somit übernommen und es kommt zu einem Abdriften. Bei einfachen Gyroskopen kann dieser Drift bei einem Grad pro Minute liegen, bei teureren Sensoren liegt der Drift unter einem Hundertstel Grad [3].

Um die Nachteile von Beschleunigungssensoren und Gyroskopen zu kompensieren, werden diese in einer Inertial Measurement Unit (IMU) kombiniert. Hierdurch können Orientierung, Position und Geschwindigkeit genauer und einfacher bestimmt werden. Die Anzahl an Achsen variiert von zwei bis sechs, man spricht hier von Freiheitsgraden (Degrees of Freedom (DOF)). IMUs werden in der Robotik, in der Raketenwissenschaft und zum Analysieren von menschlichen Bewegungen eingesetzt. Bei einfachen Combo IMU Boards werden Beschleunigungssensor und Gyroskop aufeinander montiert, während es auch komplexere IMUs gibt, die eine serielle Schnittstelle für einen Mikrokontroller bieten. Diese digitalen IMUs haben zum Teil auch noch andere Funktionen, wie beispielweise die Berechnung von Orientierung der IMU. Auch können nur einzelne Sensoren angesprochen werden. Weitere besondere Funktionen hängen von den verbauten einzelnen Sensoren ab.

Eine Erweiterungsmöglichkeit ist die Hinzunahme eines Magnetometers. Ein Magnetometer misst die umgebene Flussdichte und kann so auf die Orientierung schließen. Sie werden in der Inertialsensorik häufig eingesetzt, um einen Fehler des Gyroskopes in der Vertikalachse (Gierachse) zu korrigieren, welcher nicht durch den Beschleunigungssensor ausgeglichen werden kann. Jedoch sind Magnetometer vor allem in Gebäuden sehr anfällig für Störungen, da Computer und andere technische Geräte elektromagnetische Felder ausstrahlen. Zudem benötigen Magnetometer eine sehr genaue Kalibrierung, da das Erdmagnetfeld regionale Unterschiede aufweist [3].

Bei dem Mediacup wurden, wie oben beschrieben, Neigungsschalter zur Bestimmung der Orientierung eingesetzt. Im Vergleich benötigen sie weniger Strom und keine aufwändige extra Verarbeitung (keine ADC) des Ausgangssignals. Jedoch sind sie ungenauer und weniger flexibel [10].

Das Verfahren des Lover's Cup mit den kapazitiven Sensoren erkennt keine Bewegung, sondern lediglich Berührungen des Bechers an der Seite und am oberen Innenrand. Diese Kombination der Berührungen wurden als Trinkvorgang interpretiert. Um andere Bewegungen, wie das Schütteln zu erkennen, wurde ein Piezosensor eingesetzt [6].

Das zweite Kriterium zur Erkennung des Szenarios in dieser Arbeit ist eine Umgebungswahrnehmung. Wie später in Kapitel drei beschrieben wird, muss der Smart Mug andere Smart Mugs in seiner Umgebung erkennen. Hierfür gibt es mehrere Möglichkeiten. Eine Möglichkeit ist das Einsetzen einer Kamera. Jedoch ist es schwierig, eine Kamera mit 360° an eine Tasse anzubringen. Zudem müsste zur Auswertung eine Bildverarbeitung durchgeführt werden. Daher ist diese Möglichkeit wenig sinnvoll und wird nicht näher in Betracht gezogen. Eine weitere Möglichkeit ist die Benutzung von radio-frequency identification (RFID). Hierbei handelt es sich um eine elektronische Identifizierungstechnologie. Damit können Objekte und Personen automatisch auf eine Distanz erkannt werden. Ein RFID-System besteht aus Lesegeräten und Transpondern. Lesegeräte senden ein elektromagnetisches Signal aus, welches Befehle und Energie für den Transponder enthält. Diese verfügen zumeist nicht über eine eigene Energieversorgung. Sobald sie die Energie des Signals erhalten haben, führen sie den Befehl des Lesegeräts aus. Als einfachste Antwort wird eine einmalige, digitale ID zurückgegeben, welche nach gewissen Standards (zum Beispiel EPC-96) aufgebaut ist. Über diese ID kann ein Transponder identifiziert und andere Daten übermittelt werden [18]. Transponder bestehen aus einem Chip und einer Antenne. Auch Lesegeräte bestehen aus einer Antenne und einem verbauten Chip. Jedoch sind diese Chips deutlich größer und leistungsfähiger, da diese noch weitere Aufgaben bewältigen müssen. Sie stellen die Kommunikation mit anderen Systemen, wie einem Informationssystem oder einer Datenbank her und führen Antikollisionsmethoden und Authentifizierungen der Transponder durch. Auch die Antenne ist zumeist deutlich größer. Die Reichweite von RFID-Systemen ist maßgeblich von dem benutzten Frequenzbereich abhängig. Im Niederfrequenzbereich liegt die Distanz bei circa einem Meter. Im Ultra High Frequency-Bereich (UHF) kann die Reichweite auf circa 5m vergrößert werden [17].

Eine weitere Möglichkeit der Umgebungswahrnehmung ist die Benutzung von Metriken für empfangene Signalstärken eines kabellosen Netzwerkes. Dieser Ansatz wurde bei dem Projekt MugShots eingesetzt, um private und öffentliche Bereiche zu ermitteln. Hierbei wurde Received Signal Strength Indicator (RSSI) als Metrik benutzt [9]. Dieser Wert ist Einheitslos, jedoch bedeuten größere Werte eine bessere Signalstärke. Um eine Distanzbestimmung durchzuführen, wird ein aktuell gemessener Wert mit einem Referenzwert mit bekannter Entfernung verglichen. Auch können andere Umweltfaktoren in der Berechnung berücksichtigt werden. Da die Signalstärke jedoch nicht nur von dem

Abstand der Geräte abhängig ist, sondern auch von der Sendeleistung, möglichen Hindernissen, Reflexionen und dem Sende- und Leseintervall, handelt es sich hierbei lediglich um eine Abschätzung und nicht um eine Berechnung. Oft wird dieses Verfahren für die Positionsbestimmung in Gebäuden eingesetzt zum Beispiel mit Hilfe von WiFi und Bluetooth Low Energy (BLE). Beide Protokolle arbeiten auf einer Frequenz von 2,4 GHz [11]. Bei BLE handelt es sich um eine Teilspezifikation des Bluetooth 4.0 Core. Es ist dabei auf einen geringen Energieverbrauch ausgerichtet und unterstützt verschiedene Netzwerktopologien. Es kann eine Punkt-zu-Punkt-Verbindung hergestellt werden, wie bei dem Standard Bluetooth. Darüber hinaus werden auch Mehrpunktverbindungen geboten. Eine Broadcast-Option wird vor allem für die Lokalisation verwendet, während eine Mesh Option eine Erzeugung großer Netzwerke bietet [5]. BLE wird häufig für Beacons eingesetzt. Beacons senden periodisch ein Signal aus, welches von anderen Geräten empfangen werden kann. Dabei wird das Signal im Vorfeld initialisiert. Das Signal beinhaltet zum Beispiel eine Identifikation des Beacons, Herstellerinformationen und benutzerdefinierte Daten. Dieses Signal kann durch auf BLE aufbauende Protokolle auch andere Informationen enthalten. Diese Protokolle werden für spezifische Probleme eingesetzt. Beispiele für solche Protokolle sind iBeacon von Apple oder Eddystone von Google. Diese eignen sich für die Lokalisation besonders, da sie einen Referenzwert für RSSI im ausgesendeten Signal mit verschicken [1]. Im Allgemeinen müssen für eine Erkennung Eingangssignale, hier Sensordaten, auf bestimmte Kriterien als Ausgangsdaten abgebildet werden. Dabei kann diese Abbildung durch Funktionen und Gleichungen geschehen. Dieses Verfahren ist recht einfach. Es kann auch für eine Vorverarbeitung genutzt werden. Hierbei werden zum Beispiel mathematische Gleichungen, etwa zur Glättung oder Berechnung von bestimmten Größen, benutzt. Eine andere Möglichkeit besteht darin, dass System auf Regeln aufzubauen. So kann beispielsweise ein Zustandswechsel erfolgen, sobald ein bestimmter Schwellwert überschritten oder unterschritten wird. Diese beiden Varianten sind meist einfach umzusetzen und nachvollziehbar. Bei größeren Dimensionen der Eingangswerte kann es jedoch problematisch werden, Regeln aufzustellen. Es ist auch möglich, ein System im Vorfeld mit Beispieldaten zu trainieren, bei denen die Abbildung bereits geschehen ist, jedoch ist diese Variante zumeist deutlich komplexer und nicht nachvollziehbar [12]. Solche Systeme werden meist mit neuronalen Netzen realisiert. Neuronale Netze bestehen aus einer Vielzahl von kleinen Berechnungseinheiten, welche „Neuronen“ genannt werden. Diese „Neuronen“ sind meistens komplex miteinander verbunden und in verschiedenen Schichten so genannten „Layers“ organisiert. Diese neuronalen Netze werden mit Testdatensätzen trainiert, sodass später diese und ähnliche Muster in anderen Datensätzen erkannt werden können. Hierbei kommen meistens statistische Funktionen zum Einsatz [13]. Dieses Verfahren wäre, für den Umfang des Problems innerhalb dieser Arbeit, zu komplex. Zudem soll der erarbeitete Algorithmus möglichst nachvollziehbar sein. Daher wird hier auf Methoden der ersten beiden Varianten, wie auch bei den vorgestellten Projekten, zurückgegriffen.

## 3 Experimenteller Teil

In diesem Kapitel werden das Vorgehen und der daraus resultierende Algorithmus zur Erkennung eines Meetings beschrieben. Um ein Meeting mit dem Smart Mug erkennen zu können, muss zunächst eine genaue Definition erfolgen, bei der eine Benutzung einer Tasse berücksichtigt wird. Für diese Arbeit wurde folgende Definition aufgestellt:

*Ein Meeting besteht dann, wenn mehrere Smart Mugs zusammenstehen und gelegentlich aus ihnen getrunken wird.*

Hieraus lassen sich folgende Unterszenarien ableiten:

- Meeting mit Tisch, Teilnehmer sitzen und die Smart Mugs stehen auf einem Tisch.
- Meeting ohne Tisch, Teilnehmer sitzen und die Smart Mugs werden dauerhaft in der Hand gehalten.
- Meeting mit Stehtisch, Teilnehmer stehen und die Smart Mugs stehen auf einem Tisch.
- Meeting ohne Tisch, Teilnehmer stehen und die Smart Mugs werden dauerhaft in der Hand gehalten.

Damit ergibt sich, dass zum einen eine Trinkbewegung und zum anderen weitere Smart Mugs in einem bestimmten Umkreis erkannt werden müssen.

### 3.1 Vorgehensweise

Um ein Meeting zu erkennen, werden die beiden aufgestellten Kriterien zunächst einzeln betrachtet. Danach werden diese einzelnen Erkennungen zusammengeführt.

Um die Erkennung der Trinkbewegung möglich zu machen, müssen zunächst Kriterien für die Unterszenarien entwickelt werden. Diese Kriterien hängen mit der Nutzung des Smart Mug zusammen. Das erste Kriterium ist der Grundzustand des Smart Mug vor Beginn der Trinkbewegung. Der Smart Mug kann entweder ruhig und gerade auf einem Tisch stehen, oder sich bereits in der Hand eines Nutzers befinden. Ob der Nutzer steht oder sitzt ist ein weiteres Kriterium. Ein zusätzlicher Einfluss auf die Trinkbewegung, ergibt sich aus der Händigkeit des Nutzers, beziehungsweise aus der Ausrichtung des Smart Mug in der Hand des Nutzers. Auch die Trinkdauer und der Füllstand müssen berücksichtigt werden. Ein mögliches Mehrfachtrinken, also eine Trinkbewegung, bei der der Nutzer den Smart Mug nur zum Teil absetzt, soll auch als letztes Kriterium miteinbezogen werden.

Aus diesen Kriterien werden Experimente entwickelt, um eine Datenerhebung durchführen zu können. Bei den Experimenten werden die verschiedenen Trinkbewegungen einzeln durchgeführt und gefilmt. Auch werden die Sensordaten abgespeichert. Hierfür wird ein einfacher Prototyp des Smart Mug entwickelt, welcher als Grundlage für die weitere Arbeit dienen soll. Dieser Prototyp besteht aus einer Tasse, einem Mikrokontroller, einer Inertial Measurement Unit (IMU) und einer LED. Als Mikrokontroller wird ein ESP32-Wrover-B verwendet. Dieser Chip besitzt zwei CPU-Kerne, welche mit einer einstellbaren Geschwindigkeit von 80 bis 240 MHz laufen. Integriert sind WLAN, Bluetooth und Bluetooth Low Energie (BLE). Des Weiteren hat der ESP32 mehrere I/O Pins und unterstützt die Verbindungsprotokolle high speed SPI, I<sup>2</sup>C, I<sup>2</sup>S, UART und Ethernet. Das System arbeitet mit

3,3 V. Der ESP32-Wrover-B verfügt zusätzlich noch über 4, 8 oder 16 MB SPI Flashspeicher und 8MB SPI Pseudo static RAM (PSRAM) [8]. Damit ergibt sich ein erster Unterschied zu vorherigen Arbeiten, bei denen ein Arduino MKR1000 verwendet wurde. Auch der MKR1000 besitzt zwei Kerne und hat ein WLAN-Modul integriert. Der MKR1000 läuft jedoch nur mit 48 MHz. Auch die Speicherkapazität ist im Vergleich zum ESP32 geringer. Der größte Vorteil des ESP32 ist das eingebaute Bluetoothmodul, welches eine extra Peripherie nicht notwendig macht und somit Platz gespart werden kann. Daraus ergibt sich, dass für die Distanzabschätzung, beziehungsweise die Wahrnehmung anderer Smart Mugs, BLE verwendet wird. Gegen RFID spricht, dass hierfür zwei zusätzliche Bauteile mit in den Prototypen verbaut werden müssten, ein RFID-Transponder und ein RFID-Lesegerät. Zudem ist fraglich, ob Bauteile mit ausreichender Reichweite in dem Smart Mug verbaut werden können. Desweiteren könnte es zu Interferenzen mit anderen Bauteilen führen. Es wurde sich gegen Wifi entschieden, da hierbei ein größerer Aufwand betrieben werden müsste. Zudem könnte das Wifi in späteren Weiterentwicklungen für die Kommunikation mit einem Backbone oder einem Cloudserver genutzt werden. Die IMU-Einheit ist, wie bei den Vorgänger-Versionen des Smart Mug, die Sparkfun LSM9DS1 mit Magnetometer, Beschleunigungssensor und Gyroskop. Damit ergeben sich neun Freiheitsgrade, jeweils drei pro Sensor für die verschiedenen Achsen im dreidimensionalen Raum (xyz). Die IMU besitzt einen eingebauten Analog-Digital-Wandler, sodass die Daten als Rohdaten und als berechnete Werte in den jeweiligen Einheiten ausgegeben werden können. Im Prototyp wird die IMU so eingebaut, dass der Henkel der Tasse genau auf der y-Achse der Sensoren liegt. Damit wird eine Referenz der Tasse in der Hand des Nutzers geschaffen. In dieser Arbeit wird eine IMU eingesetzt, da Neigungsschalter zu ungenau sind. Auch sollen wirkliche Bewegungen erkannt werden, weshalb keine kapazitiven Sensoren eingesetzt werden. Für den Beschleunigungssensor wird der Messbereich auf  $\pm 2g$  gesetzt. Der Messbereich für das Gyroskop wird auf  $\pm 245^\circ/s$  und für das Magnetometer auf  $\pm 4gauss$  eingestellt. Damit wird bei allen Sensoren der kleinste Messbereich und die höchste Genauigkeit gewählt. Eine LED wird gut sichtbar eingebaut, um die Synchronisation zwischen Video und Logdateien bei den Experimenten zu ermöglichen. Durch ein gezieltes Einschalten können so die Zeiten verglichen werden und es kann bei der Datenauswertung die genaue Bewegung des Nutzers mit einbezogen werden. Im Laufe der Experimente wurde das Untermodul von der ersten Version der Tasse verwendet. Hier wurde die IMU und die LED verbaut. Im Anhang ist der Aufbau des Prototyps dokumentiert. Die Software für den Prototypen wird in der Arduino IDE entwickelt. Für die Experimente werden sowohl die Rohdaten, als auch die berechneten Werte der IMU abgespeichert. Nach einer ersten Auswertung zeigte sich, dass die Rohdaten nicht hilfreich sind, da diese für den Betrachter nicht aussagekräftig sind. Ein auf diesen Daten basierender Algorithmus ist nicht verständlich. Es ist mit den berechneten Werten deutlich nachvollziehbarer, da der Datenbereich deutlich kleiner ist und den Werten eine Einheit gegeben wird (siehe Anhang). Zunächst werden die Sensordaten für eine Trinkbewegung zusammen betrachtet. Jedoch lässt sich durch die unterschiedlichen Messbereiche keine gute Analyse durchführen. Deshalb wurden die Daten der einzelnen Sensoren im weiteren Verlauf separat betrachtet. Hierbei werden folgende Punkte genauer untersucht:

- Ist eine Vorverarbeitung der Daten notwendig?
- Wie sehen bestimmte Situationen und Bewegungen in den Daten aus?
- Was kann aus den Daten abgeleitet werden?
- Kann die Dimension reduziert werden?
- Ergibt sich ein Ergebnisergebnis in Kombination mit den anderen Sensoren oder können nur redundante Ergebnisse abgeleitet werden?

Zunächst werden die Daten des Beschleunigungssensors untersucht. Bei einer Trinkbewegung wird der Smart Mug zunächst am Henkel ergriffen oder befindet sich bereits in der Hand des Nutzers, in einer geraden Position. Danach wird er gerade zum Mund geführt und für eine bestimmte Zeit gekippt. Anschließend wird er vom Mund abgesetzt und zurück in eine gerade Position gebracht. In Abbildung 1 ist ein Datensatz von so einem Vorgang zu sehen. Zu Beginn [0-90] der Datenerfassung lassen sich keine signifikanten Änderungen der Signale erkennen. Werte der x- und y-Achse des Beschleunigungssensors liegen circa bei null  $g$ , während die Werte der z-Achse bei circa einem  $g$  liegen. Hierbei handelt es sich um einen stationären Zustand, bei dem der Smart Mug ohne Einfluss des Nutzers herumsteht. Daraus ergibt sich, dass nur die Erdanziehungskraft als Beschleunigung auf den Smart Mug wirkt. Im nächsten Abschnitt wird der Smart Mug ergriffen und zum Mund geführt [90 -200]. Hier lassen sich kleiner Änderungen der Werte feststellen, was auf den Einfluss des Nutzers zurückzuführen ist. Sobald der Smart Mug gekippt [200-330] wird, sind starke Änderungen auf der x-Achse und der z-Achse zu erkennen. Die Werte der x-Achse erhöhen sich und die Werte der z-Achse verringern sich. Beim Absetzen des Smart Mug geschieht dieser Prozess genau umgekehrt [330-520]. Beim Abstellen [520 -540] des Smart Mug lässt sich ein großer Ausschlag in allen drei Achsen feststellen. Danach [540-601] befindet sich der Smart Mug wieder in einer stationären Position. Die Ausschläge beim ergreifen und Abstellen des Smart Mug müssen für eine Algorithmusentwicklung berücksichtigt werden. Auch muss überlegt werden, ob eine Glättung des Signals notwendig ist, da dieses stark zittert, sobald sich der Smart Mug in der Hand des Nutzers befindet. Hierfür bieten sich verschiedene Vorverarbeitungsmethoden an.

Aus anderen Datenerhebungen (siehe Anhang) mit anderer Henkelausrichtung ergibt sich ein

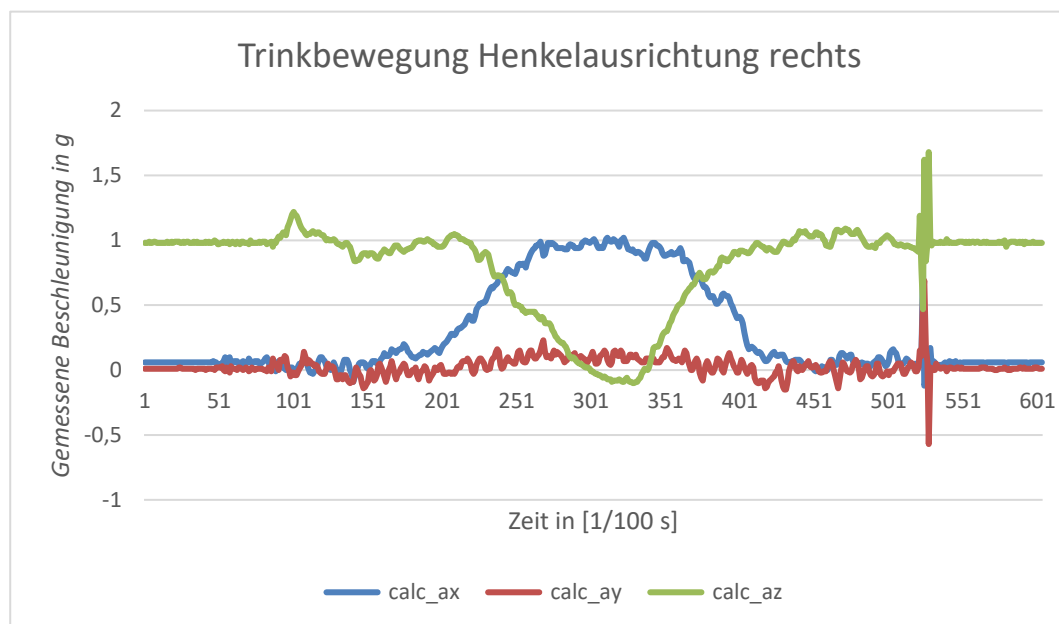


Abbildung 1: Beispielhafte Trinkbewegung

weiterer wichtiger Aspekt, welcher berücksichtigt werden muss. Diese Änderung bewirkt, einen Vorzeichen- oder Achsenwechsel, bei der Trinkbewegung. Die Auswirkung der Neigung auf die z-Achse bleibt gleich. Jedoch ist ein anderer Ausschlag auf der x- und der y-Achse zu erkennen. Das liegt an der Ausrichtung der IMU. Diese wurde wie oben beschrieben, an dem Henkel der Tasse ausgerichtet. Eine Vorverarbeitung der Daten muss also folgende Aspekte

berücksichtigen: Einzelne abweichende Datenpunkte, vorzeichenbehaftete Daten, zitterndes Signal.

Bei dem Mediacup wurde aus den Beschleunigungssensoren, eine Orientierung berechnet. Dieser Ansatz wird auch in dieser Arbeit aufgegriffen. Jedoch reicht es aus, einen Neigungswinkel zu berechnen. Bildet man die Werte im 3-dimensionalen Raum ab, ergibt sich folgende Formel für den Winkel zwischen dem Vektor der Messwerte und der z-Achse:

$$angle_{acc_z} = \left( \arccos \left( \frac{acc_z}{r} \right) \right) * \frac{180}{\pi}$$

$$\text{mit } r = \sqrt{acc_x^2 + acc_y^2 + acc_z^2}$$

$r$  ist die Länge im Euklidischen Raum eines Vektors. Durch den Faktor  $\frac{180}{\pi}$  wird der Winkel von Bogenmaß in  $^\circ$  umgerechnet. Hierdurch ergeben sich mehrere Vorteile. Zum einen ist das Vorzeichen der Werte nicht mehr relevant, da sie quadriert werden. Zum anderen kann so die Dimension der Daten des Bewegungssensors auf eine reduziert werden. Abbildung 2 zeigt die gleiche Trinkbewegung wie Abbildung 1. Jedoch wurde hier die Umwandlung der Werte in den Winkel durchgeführt. Auch bei diesem Signal ist ein Zittern zu erkennen. Außerdem bewirkt der starke Ausschlag beim Absetzen des Smart Mug einen sehr großen Winkel, welcher jedoch falsch ist. Durch eine Glättung können diese Verhaltensweisen kontrolliert werden. Die Glättung wird durch einen gleitenden Mittelwert durchgeführt. Hierbei wird das Arithmetische Mittel über eine gewisse Anzahl der letzten Werte berechnet. Es kann zudem eine Gewichtung der Werte über die Zeit vorgenommen werden. In dem Diagramm wird dieser Mittelwert mit abgebildet. Es ist zu erkennen, dass dieses Signal kaum zittert und auch der Peak deutlich flacher, dafür aber länger verläuft. Ein Nachteil dieser Methode ist, dass dieses berechnete Signal auf den vergangenen Daten beruht und somit verzögert ist.

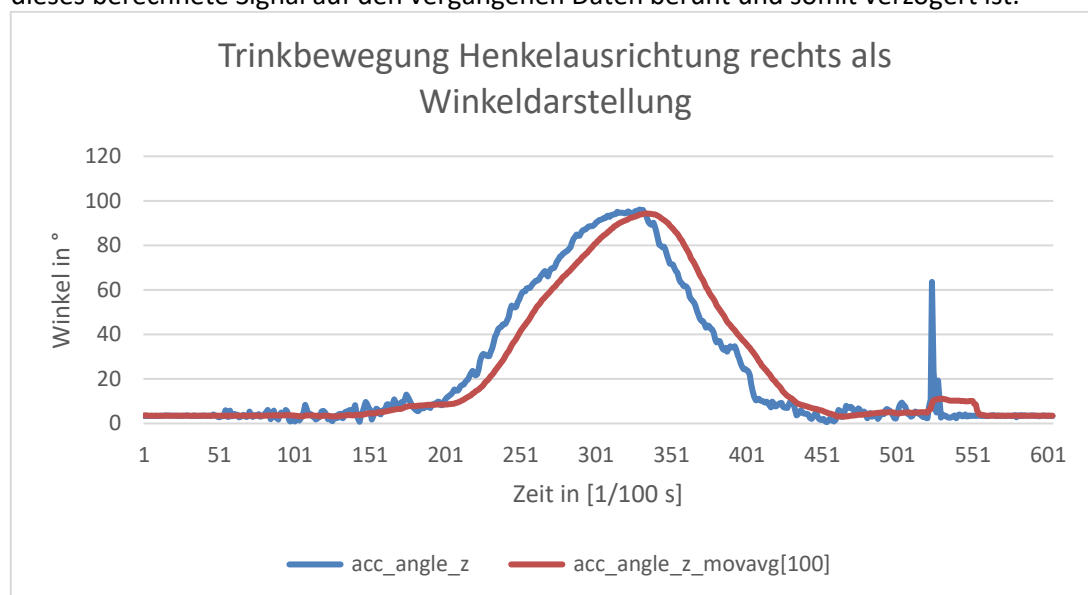


Abbildung 2: Trinkbewegung Winkeldarstellung

Mit der Winkelberechnung wurden weitere Experimente durchgeführt (siehe Anhang). Daraus ergab sich, dass eine Trinkbewegung folgende Charakteristiken aufweist: Zunächst steigt der Winkel bis zu einem gewissen Punkt. Danach fällt dieser wieder auf einen Basiswert ab. Auf Grund von Erschütterungen, kann es zu ähnlichen Signalausschlägen kommen. Durch die Winkelberechnung ist es irrelevant, wie der Henkel beziehungsweise die IMU ausgerichtet ist, solange sie parallel zum Boden eingebaut ist.



Als nächstes werden die Daten des Beschleunigungssensors genauer betrachtet. Die Analyse ergab auch hier ein starkes zittern des Signals. Zudem sind die Daten des Gyroskops ebenfalls vorzeichenbehaftet. Hier ergeben sich, ähnlich wie beim Beschleunigungssensor, Vorverarbeitungsmöglichkeiten. Das Signal wird daher ebenso durch einen gleitenden Mittelwert geglättet. Zudem wird der Absolutwert berechnet, um die Henkelausrichtung zu berücksichtigen, jedoch die Daten vorzeichenlos betrachten zu können. Abbildung 3 zeigt einen typischen Datenverlauf einer Trinkbewegung im Gyroskop.

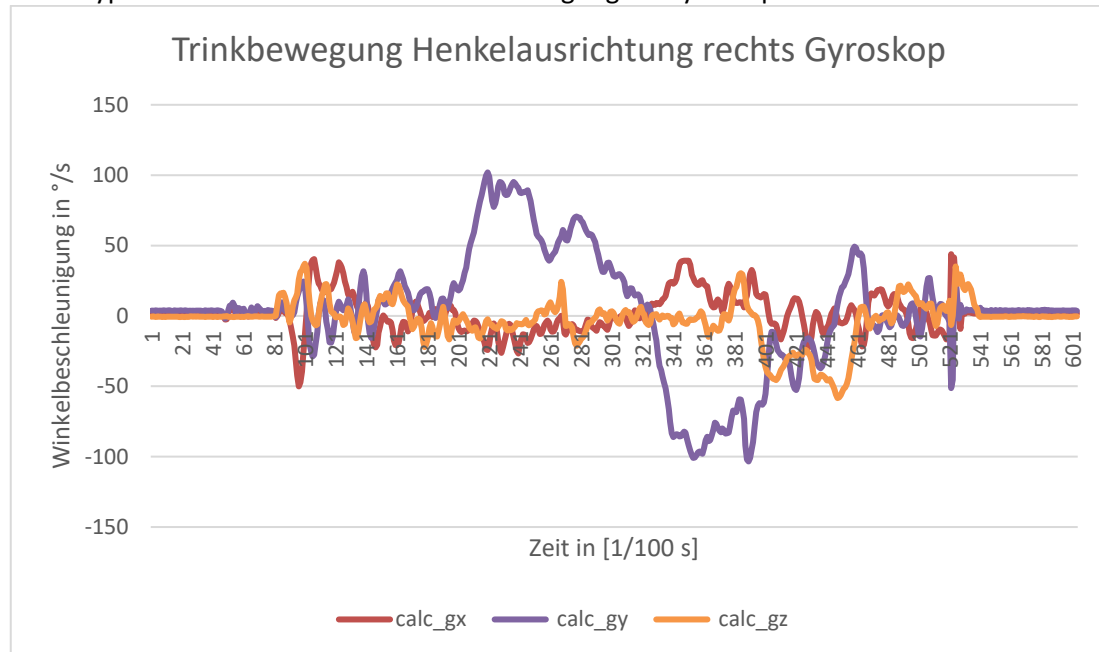


Abbildung 3: Trinkbewegung im Gyroskop

Aus den Daten des Gyroskops lassen sich zunächst keine neuen Erkenntnisse für eine Trinkbewegung erkennen. Dennoch können Erschütterungen durch einen großen Ausschlag in den Daten erkannt werden. Eine Reduktion der Dimension ist nicht möglich (siehe Anhang).

Abschließend soll eine Auswertung der Daten des Magnetometers erfolgen. Dieser Sensor ist besonders anfällig für Messfehler durch Einwirkungen der Umgebung. Außerdem werden durch diesen Sensor keine weiteren Ergebnisse gewonnen. Im Anhang ist ein beispielhafter Signalverlauf mehrerer Trinkbewegungen zu finden. Dabei entsprechen Änderungen auf der z-Achse des Magnetometers, Änderungen des, aus dem Beschleunigungssensor berechneten, Winkels. Aus diesen Gründen wird dieser Sensor für den Algorithmus nicht weiter betrachtet.

Auch für das zweite Kriterium, die Erkennung anderer Smart Mugs in einem bestimmten Umkreis, werden Experimente durchgeführt. Dabei wird der RSSI in festgelegten Abständen gemessen. Zusätzlich wird die Umgebung an ein Meetingsszenario angepasst. Durchgeführt werden diese Experimente mit ESP32-Mikrocontrollern. Auch hier muss überprüft werden, ob eine Vorverarbeitung der Daten durchzuführen ist. Dabei könnte der RSSI in eine Distanzabschätzung umgerechnet werden. Hierdurch würde die Verständlichkeit der Werte erhöht werden. Als Ziel dieser Experimente soll ein Grenzwert bestimmt werden, der für die Erkennung anderer Smart Mugs genutzt werden kann (siehe Anhang). Aus den Experimenten ergibt sich, dass alle drei benutzten Mikrocontroller verschiedene Messergebnisse liefern. Dieser Aspekt muss berücksichtigt werden.

Durch die Aufteilung der Erkennung in die zwei Kriterien müssen im finalen Schritt diese erarbeiteten Algorithmen zusammengeführt werden. Ein Meeting besteht also dann, wenn sowohl andere Smart Mugs in einem bestimmten Umkreis sind und wenn aus dem Smart Mug getrunken wird. Hierbei müssen außerdem zeitliche Abstimmungen beachtet werden. Diese Abstimmungen beziehen sich auf die Berechnungsdauer des Algorithmus, die Frequenz, mit der diese durchgeführt und wie lange Teilergebnisse gehalten werden sollen.

## 3.2 Umsetzung

In diesem Unterkapitel werden nun die erarbeiteten Algorithmen vorgestellt. Es werden, wie im vorherigen Teil, zunächst beide Kriterien, die Trinkererkennung und die Erkennung anderer Smart Mugs in der Umgebung, einzeln betrachtet. Danach wird der kombinierte Algorithmus geprüft.

Für die Trinkererkennung wurde zunächst nur der Beschleunigungssensor benutzt. Hier wurde, wie im vorherigen Unterkapitel beschrieben, der Neigungswinkel berechnet. Aus der Datenanalyse ergibt sich eine erste Version eines Algorithmus, welcher in Abbildung 4 als Automat dargestellt ist. Diese Darstellung wurde gewählt, da so ein iterativer Prozess stattfinden kann und Zustände hinzugefügt oder entfernt werden können. Außerdem ergibt sich eine Reihenfolge von Zuständen, welche ein Signal durchlaufen muss, damit es als Trinkbewegung erkannt wird. Der Smart Mug kann sich in vier verschiedenen Zuständen befinden. Da es sich um einen Echtzeitprozess handelt, wird in jedem Zustand der Winkel berechnet. Der erste Zustand ist der Zustand **Stationär**. In diesem Zustand ist der Winkel kleiner als ein Startwert ( $25^\circ$ ), sodass man davon ausgehen kann, dass der Smart Mug annähernd waagrecht steht. Dieser Schwellwert wurde durch die Datenanalyse bestimmt und berücksichtigt mögliche Ausschläge durch Stöße oder andere Einflüsse auf den Smart Mug. Dieser Zustand wurde als Startzustand festgelegt. Sobald der Startwert überschritten ist, beginnt der eigentliche Algorithmus. Im Zustand **Geneigt** wird zusätzlich zu dem Winkel auch die Änderung des Winkels bestimmt. Hierbei wird der aktuelle Wert mit dem vorherigen Wert verglichen. Daraus ergeben sich mehrere Ereignisse. Zum einen kann sich der Winkel verringert haben. Das löst das Event *Signal fallend* aus. Dadurch wird die Sequenz beendet und der Zustand wechselt zurück in **Stationär**.

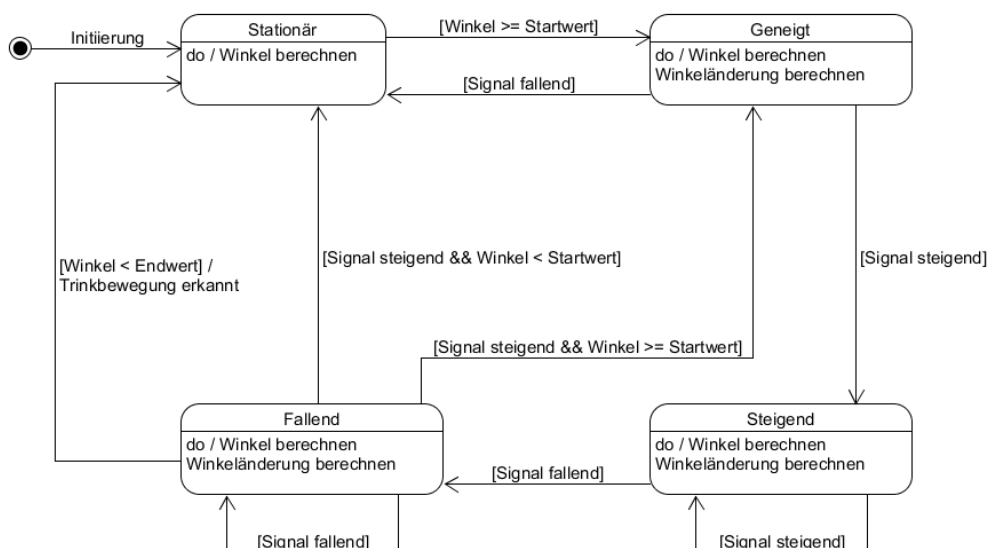


Abbildung 4: Automat zur Trinkererkennung nur Beschleunigungssensor

Bleibt der Winkel gleich oder erhöht sich, wird das Event *Signal steigend* ausgelöst. Durch dieses Event gelangt man in den Zustand **Steigend**. Auch hier wird die Winkeländerung berechnet. Während das Event *Signal steigend* anhält, ändert sich der Zustand nicht. In den Zustand **Fallend** gelangt man mit dem Event *Signal fallend*. Dieser Zustand hat vier Ausgangstransitionen. Eine Transition, auf sich selbst, mit dem Event *Signal fallend*. Bei einem fallenden Signal wird der Winkel mit dem Startwert verglichen. Wenn der aktuelle Winkel größer ist, ändert sich der Zustand zu **Geneigt**, während bei einem kleineren Winkel in den Zustand **Stationär** gewechselt wird. Desweiteren geschieht eine Zustandsänderung in diesen Zustand, wenn ein Endwert (12°) unterschritten wird. Hierdurch wird die Aktion *Trinkbewegung erkannt* ausgelöst, welche eine Benachrichtigung ausführt. Zudem wird das Ereignis für einen bestimmten Zeitraum gespeichert. Zusammenfassend muss ein Signal größer sein als ein Schwellwert, zunächst kontinuierlich ansteigen oder gleich bleiben, bis es kontinuierlich bis unter einen weiteren Schwellwert abfällt. Explorative Tests ergaben, dass dieser Algorithmus Trinkbewegungen gut erkennt. Auch ein Mehrfachtrinken, bei dem der Smart Mug zwischenzeitlich nur halb abgesetzt wird, wird detektiert. Diese Tests ergaben jedoch, dass nicht Trinkbewegungen als falsch positiv erkannt wurden. Ein solches Ereignis ist das Herumlaufen mit einem leeren Smart Mug. Dabei kann es passieren, dass der Smart Mug geneigt umhergetragen wird. Eine Beispielsituation ist das Aufstehen, um den Smart Mug an der entfernt stehenden Kaffeemaschine aufzufüllen (siehe Abbildung 6/Anhang). Um diesen Fehler des Algorithmus zu beheben, wird in einem nächsten Iterationsschritt das Gyroskop mit einbezogen. Wie oben beschrieben, können hier in den Daten Erschütterungen erkannt werden. Dadurch eignet sich diese Fusion der Sensoren für den Algorithmus. In Abbildung 5 ist der verbesserte Algorithmus dargestellt.

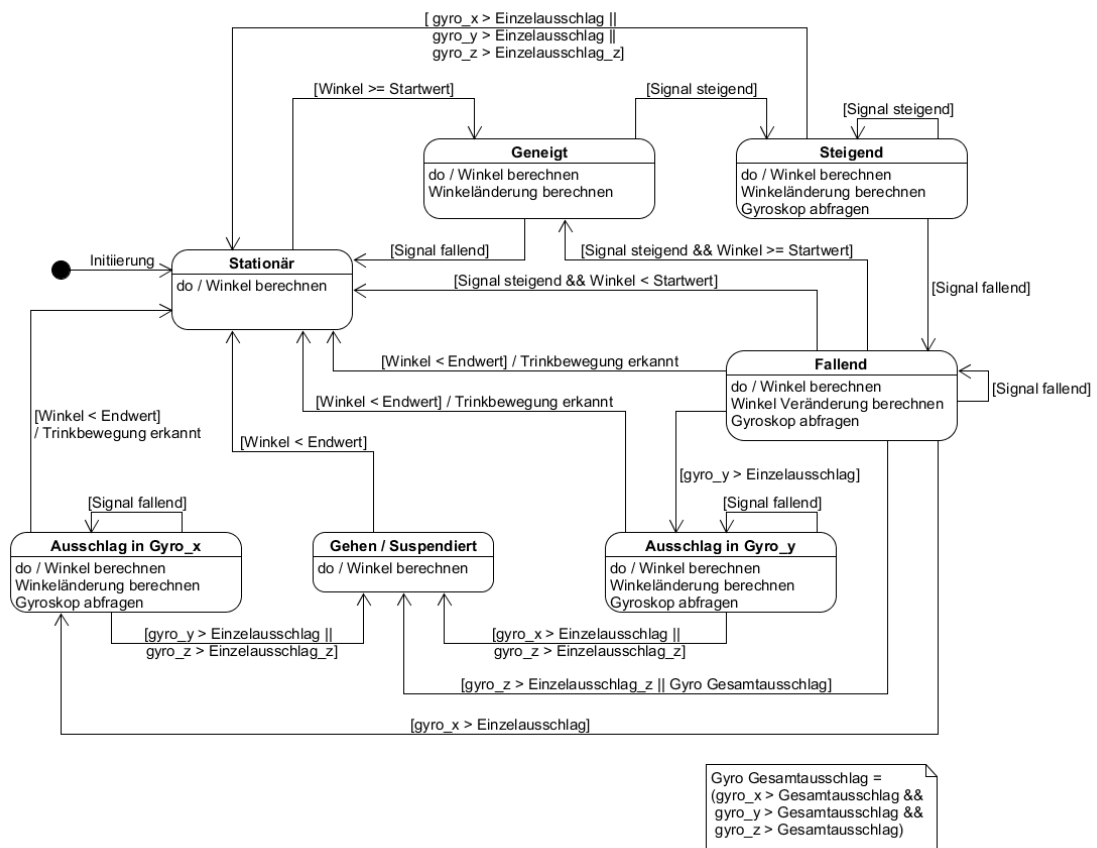


Abbildung 5: Verbessertes Algorithmus zur Erkennung einer Trinkbewegung mit Beschleunigungssensor und Gyroskop

In dieser verbesserten Version wird das Gyroskop eingesetzt, um große Ausschläge zu erkennen. Die vorherige Datenanalyse ergab, dass diese ein Zeichen für Erschütterungen sein können. Auch beim Gehen mit dem Smart Mug, konnten zum Teil große Ausschläge festgestellt werden. Daraus ergeben sich einige neue Zustände und Transitionen. Die Zustände **Stationär** und **Geneigt** bleiben unverändert. Der erste Unterschied ist bei dem Zustand **Steigend** zu erkennen. Hier ergibt sich durch das Gyroskop eine neue Transition. Wird ein großer Ausschlag in einer beliebigen Achse des Gyroskops gemessen, wechselt der Zustand in **Stationär**. Die Daten ergaben, dass Ausschläge auf der z-Achse des Gyroskops ein stärkeres Anzeichen einer Nichttrinkbewegung ist. Deshalb wird hier ein anderer Schwellwert ( $80 \text{ }^\circ/\text{s}$ ) genutzt, als für die beiden anderen Achsen ( $100 \text{ }^\circ/\text{s}$ ). Bei einer Trinkbewegung wird in diesem Zustand der Smart Mug entweder zum Mund geführt oder es wird bereits aus ihm getrunken. In beiden Situationen ist eine hohe Winkelgeschwindigkeit untypisch, da sonst Flüssigkeit verschüttet werden könnte. Ähnliches lässt sich auch für den nächsten Zustand sagen. In **Fallend** wird der Smart Mug bei einer Trinkbewegung vom Mund zurück in eine horizontale Position gebracht. Anders als beim Zustand **Steigend** ist jedoch möglich, dass eine leere Tasse mit einer größeren Winkelbeschleunigung abgesetzt wird. Daraus ergibt sich, dass ein großer Ausschlag auf der x- oder y-Achse zwar eine Zustandsänderung bewirken kann, jedoch weiterhin eine Trinkbewegung möglich ist. Diese beiden neuen Zustände sind **Ausschlag auf Gyro\_x** und **Ausschlag auf Gyro\_y**. Ein hoher Ausschlag auf der z-Achse würde eine schnelle Rotation des Smart Mug um die eigene Achse bedeuten. Dieses Verhalten ist bei einer Trinkbewegung untypisch. Ein weiteres Verhalten, was auf eine Nichttrinkbewegung hinweist, ist ein mittelhoher Ausschlag ( $45 \text{ }^\circ/\text{s}$ ) auf allen drei Achsen des Gyroskops. Durch diese beiden Events ändert sich der Zustand in **Gehen/ Suspendiert**. Dieser Zustand zeigt an, dass keine Trinkbewegung stattfindet, sondern vermutlich eine Gehbewegung, bei der der Smart Mug geneigt getragen wird. Verlassen wird dieser Zustand, wenn der Endwert unterschritten ist, um ein mehrfaches nichterkennen zu vermeiden. In den Zuständen **Ausschlag auf Gyro\_x** und **Ausschlag auf Gyro\_y** wird eine Trinkbewegung erkannt, wenn der Winkel kleiner als der Endwert ist. Ein anderer Übergang erfolgt, sobald auf einer anderen Achse des Gyroskops ein großer Ausschlag festgestellt wird. Hier ändert sich der Zustand zu **Gehen/ Suspendiert**. Nach der Entwicklung wurde dieser Algorithmus getestet. In Abbildung 6 ist ein Testergebnis mit allen Sensordaten dargestellt.

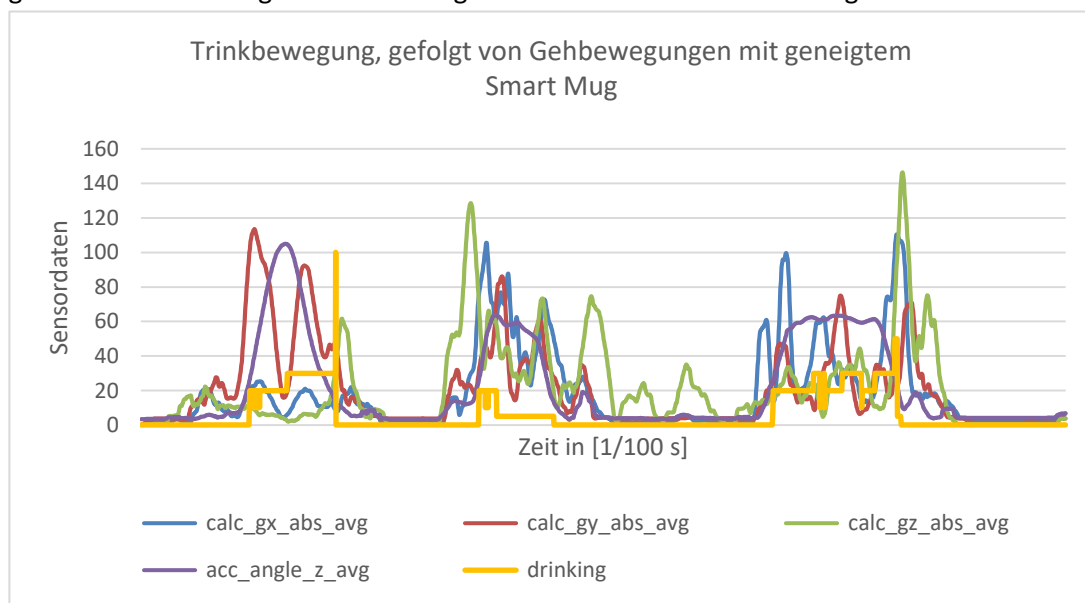


Abbildung 6: Ergebnis des verbesserten Algorithmus mit Trinkbewegung, gefolgt von Gehbewegungen

Dabei wird zunächst eine Trinkbewegung durchgeführt, welche vom Algorithmus (im Abbildung 6 orange Datenreihe) richtig erkannt wird. Darauf folgt eine kurze Gehbewegung, bei der der Smart Mug geneigt, seitlich getragen wird. Hier erkennt der Algorithmus relativ schnell eine Gehbewegung. Danach wird der Smart Mug abgestellt, bevor er wieder zurückgetragen wird. Auch hier wird er dabei geneigt gehalten. In diesem Fall wird das Nichttrinken sehr spät erkannt. Dennoch wird kein Trinken erkannt, sodass dieser Test erfolgreich abgeschlossen werden kann.

Für die Berechnungen wurden folgende Werte benutzt:

| Größe             | Wert   | Beschreibung   |
|-------------------|--------|--|
| Messfrequenz      | 100 Hz | Die Messfrequenz wurde für den Beschleunigungssensor und das Gyroskop eingesetzt     |
| MovAvg_Length     | 100    | Die Größe des Fensters für den gleitenden Mittelwert für den Winkel und das Gyroskop |
| Startwert         | 25°    | Winkel, der zu Beginn überschritten werden muss                                      |
| Endwert           | 12°    | Winkel, der am Ende unterschritten werden muss                                       |
| Einzelausschlag   | 100°/s | Grenzwert für Ausschlag der x- und y-Achse des Gyroskops                             |
| Einzelausschlag_z | 80°/s  | Grenzwert für Ausschlag der z-Achse des Gyroskops                                    |
| Gesamtausschlag   | 45°/s  | Grenzwert für Ausschlag aller Achsen zum selben Zeitpunkt                            |

Um andere Smart Mugs in der Umgebung wahrzunehmen, wurden RSSI-Werte in unterschiedlichen Distanzen gemessen. Aus diesen Experimenten ergab sich, dass die Mikrokontroller stark abweichende Werte bei gleichem Abstand gemessen haben. Um dieses Ergebnis zu berücksichtigen, wurden die ESP32 einzeln behandelt. So wurden für jeden Mikrokontroller, einzelne Referenzwerte ermittelt. Eine Umwandlung der RSSI-Werte in eine Distanzabschätzung blieb aus, da dieses einen hohen Rechenaufwand bedarf. Es wurde auch auf eine Lookup-Table verzichtet, da so eine Berechnung gespart werden konnte. Die Problematik der Formel ergibt sich daraus, dass der RSSI-Wert logarithmisch skaliert ist, sodass eine Potenzierung mit der Basis zehn in der Berechnung nötig ist. Der Algorithmus wurde wie folgt aufgebaut: Zunächst wurden die ESP32 mit einem allgemeinen Namen (*SmartMugXX*) versehen. Dieser soll als Klassifizierung dienen. Dieser Name wird mit einer Eindeutigen ID abgeschlossen. Somit ergibt sich eine klare Identifizierung der einzelnen Mikrokontroller. Im BLE-Scan kann zunächst die Klassenzugehörigkeit bestimmt werden, und anschließend der genaue ESP32. Anschließend wird der RSSI-Wert abgespeichert und später mit einem Referenzwert verglichen. Da negative Werte vorliegen, bedeutet ein größerer Wert, dass sich der gescannte ESP32 dichter an dem scannenden Mikrokontroller befindet. Wenn der Schwellwert überschritten wird, wird eine Benachrichtigung ausgegeben und eine Zustandsvariable entsprechend angepasst. Der Umkreis wurde auf circa 4 Meter festgelegt. Der Referenzwert wurde an den kleineren Wert angepasst, um auch bei schlechten Bedingungen eine Wahrnehmung zu gewährleisten. Der Code kann mithilfe von Preprozessoranweisungen entsprechend an den jeweiligen Smart Mug angepasst werden.

Bei der Zusammenführung der beiden Algorithmen musste einiges berücksichtigt werden. Zum einen mussten zusätzliche Zeitvariablen und Intervalle festgelegt werden. Es ist nicht sinnvoll, bei jedem Schleifendurchlauf einen BLE-Scan oder eine Sensorabfrage durchzuführen. Andere Intervalle mussten für die Speicherung der jeweiligen Teilergebnisse überlegt werden. Des Weiteren musste der BLE-Algorithmus geändert werden, da hier Probleme auftraten. Diese Änderung betrifft das Erkennen der Smart Mug im BLE-Scan. Eine Klassifizierung über den Namen wurde durch eine explizite Erkennung über die Adresse ersetzt, da der Name nur einmal zu Beginn erkannt wurde. Zu Testzwecken wird der BLE-

Algorithmus mit Scan alle 30 Sekunden durchgeführt. Die Scandauer beträgt 3 Sekunden. Dies ist auch die Speicherdauer für gefundene Smart Mugs. Jedoch wird ein anderer Smart Mug erst nach wiederholtem Finden beim Scan, als im Umkreis befindend, betrachtet. In der restlichen Zeit wird mit einer Frequenz von 100 Hz die Trinkerkennung durchgeführt. Ein erkanntes Trinken wird für 60 Sekunden gespeichert. Ein Meeting wird erkannt, wenn beide Kriterien erfüllt und somit die Variablen *true* als Wahrheitswert besitzen. Sobald ein Meeting erkannt ist, wird dieses Ergebnis nur einmal ausgegeben, bis sich einer der beiden Unterzustände ändert. Der Code der drei Algorithmen wird nur in digitaler Form der Arbeit angefügt.

### 3.3 Auswertung

Wie in den vorhergehenden Kapiteln, werden zunächst die Algorithmen für die Erkennung der beiden aufgestellten Kriterien ausgewertet. Im Anschluss wird der kombinierte Algorithmus betrachtet.

Die Trinkerkennung funktioniert und erkennt sogar eine weitere Bewegung, wobei eine genaue Abgrenzung nicht erfolgt ist. Hier müssten weitere Analysen durchgeführt werden. Des Weiteren wurde der Algorithmus durch eine Sensorfusion verbessert. Zudem sind die Berechnungen einfach und nachvollziehbar. Das liegt daran, dass die Daten in verständliche Größen umgewandelt wurden. Ein weiterer positiver Aspekt ist, dass er unabhängig von der Ergreifung und Handhabung des Smart Mug ist. Man kann mit rechts, mit links oder irgendwie trinken, die Bewegung wird richtig in den Neigungswinkel umgerechnet. Daraus folgt, dass es nicht notwendig ist, die IMU an dem Henkel der Tasse auszurichten. Das einzige was beachtet werden sollte, ist die Parallelität zum Boden. Aber auch das ist nicht notwendig. Bei Nichteinhaltung muss lediglich ein Offset des Winkels berechnet werden. Negativ an dem Algorithmus ist zum einen, dass er auf festen Werten beruht. Diese müssten für einen anderen Aufbau und andere Sensoren angepasst werden. Außerdem wurde der Algorithmus nur von einer Person und nur mit einer Lesefrequenz (100 Hz) getestet. Um eine bessere Aussage über die Funktionalität machen zu können, müssten diese beiden Faktoren stärker beachtet werden und weitere Test durchgeführt werden.

Der BLE-Algorithmus zur Erkennung anderer Smart Mugs in der Umgebung funktioniert ohne Komplikationen. Jedoch musste hier auf feste Adressen als Identifikation zurückgegriffen werden. Vielleicht hätte die Nutzung eines Protokolls wie iBeacon oder Eddystone hierfür eine bessere Lösung geliefert. Durch keine Nutzung dieser aufbauenden Protokolle würde jedoch der Algorithmus für Weiterentwicklung offen bleiben. Mit diesen Spezifikationen ist es zum Teil schwierig, ein Pairing durchzuführen, sodass ein Datenaustausch nur beschränkt möglich wäre.

Auch der kombinierte Algorithmus erfüllt seine Bestimmung und erkennt ein Meeting unter den, in dieser Arbeit festgelegten, Kriterien und der Definition. Auch hier sollten weitere Tests, beziehungsweise eine echte Probephase, durchgeführt werden, um die Zeitintervalle richtig einzustellen, sodass nicht jede Minute das selbe Meeting erkannt wird.

## 4 Fazit

In diesem Kapitel werden die Einstiegsfragen der Arbeit beantwortet. Außerdem wird eine Bewertung und Einordnung in den Gesamtkontext vorgenommen. Abschließend wird ein Ausblick für mögliche Weiterentwicklungen gegeben.

*Lassen sich Szenarien erkennen und unterscheiden, in welchen sich der Smart Mug befindet?* Kapitel drei zeigt, dass es möglich ist, Szenarien zu erkennen. Da sich diese Ausarbeitung auf ein Szenario beschränkt hat, kann die Frage nur zum Teil beantwortet werden. Denn es hat sich gezeigt, dass eine Gehbewegung erkannt wurde. Jedoch kann hierfür nicht gesagt werden, ob sich diese Situation von anderen, außer einer Trinkbewegung, unterscheidet.

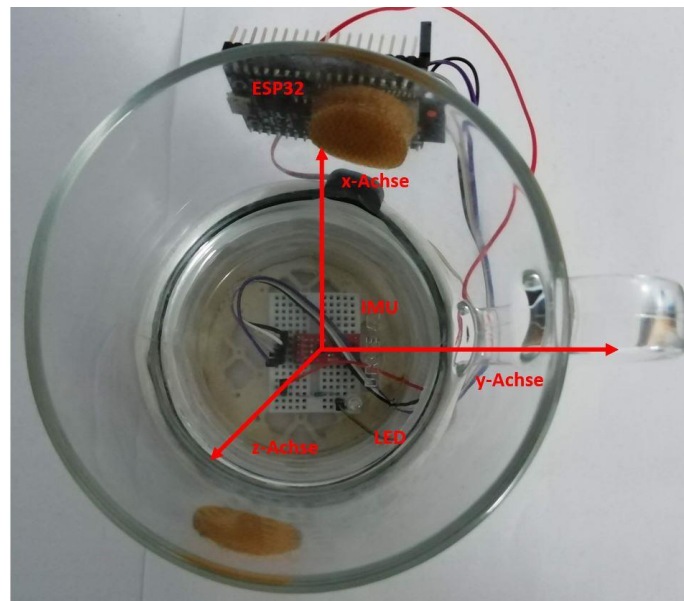
*Welche Sensorik ist für diese Szenarienerkennung notwendig?* Die Frage nach der Sensorik wurde beantwortet. Für die Erkennung des Meetings wurden ein Beschleunigungssensor, ein Gyroskop und ein BLE-Modul eines ESP32 benötigt. *Welche Elemente können von vorherigen Arbeiten genutzt werden?* Aus alten Ausarbeitungen wurde auf Hardwareebene lediglich das Untermodul der ersten Version verwendet. Durch die Verwendung anderer Bauteile im Vergleich zu den vorherigen Versionen des Smart Mug konnte nicht auf alte Software zurückgegriffen werden. Es konnte aber mit der Hilfe der ersten Ausarbeitung ein guter Einblick in die Thematik der intelligenten Tassen gefunden werden.

Da der Schwerpunkt dieser Arbeit auf der Erkennung eines Meetingszenarios lag, wurden Aspekte eines Everyday-Used-Object vernachlässigt. Hierdurch wird ein Vergleich mit anderen Ausarbeitungen schwierig. Es sollte eine kurze Einschätzung gegeben werden. Im Vergleich zu den Vorgängerversionen wurde der Smart Mug mit einem bestimmten Ziel entwickelt, sodass diese Version im Vergleich zu den anderen weniger Hardware verbaut hat. Jedoch ist durch diese Arbeit das erste Mal eine Datenerfassung und -verarbeitung durch den Smart Mug erfolgt. Ein Nachteil der aktuellen Version ist, dass sie zur Kommunikation mit einem externen Gerät eine serielle Verbindung benötigt. Die anderen Versionen waren in der Lage, ihre Ergebnisse über Wifi an einen Server zu schicken. Ein weiterer Nachteil ist, dass dem Prototypen die Elektronik angesehen werden kann, da der ESP32 von außen an der Tasse montiert ist. Dieser Aspekt sollte in Weiterentwicklungen berücksichtigt werden. Als nächster Vorschlag einer Weiterentwicklung kann geprüft werden, ob es möglich ist, den berechneten Winkel an eine Interruptleitung zu leiten, oder ob es andere Möglichkeiten gibt, sodass der Winkel nur abgefragt wird, wenn sich die Tasse bewegt, wie bei dem Mediacup. Auch zum Thema Selbstauskunftsfähigkeit gibt es Weiterentwicklungsmöglichkeiten. Durch die berechnete Neigung kann ein Füllstand abgeschätzt werden. So könnte auch ein Trinktracking des Nutzers entwickelt werden. Über BLE kann ein Datenaustausch stattfinden. Es könnten zum Beispiel digitale Visitenkarten ausgetauscht werden, sodass später Kontaktdaten zur Verfügung stehen. Die Meetingerkennung kann als Grundlage weiterer Arbeiten dienen. Es ist zum Beispiel denkbar eine Anzeige an der Tasse anzubringen, um Sprechzeiten oder die Zeit bis zum nächsten Termin anzuzeigen. Hierfür wäre eine Verbindung mit dem Smartphone oder Computer notwendig. Abschließend lässt sich festhalten, dass es viele Weiterentwicklungsmöglichkeiten in diesem Bereich und auf Grundlage dieser Arbeit gibt, welche den Smart Mug zu einem optimalen Begleiter einer arbeitstätigen Person machen können.

## 5 Anhang

### Prototyp

Draufsicht mit Einzeichnung der Achsen des Beschleunigungssensors und Gyroskops

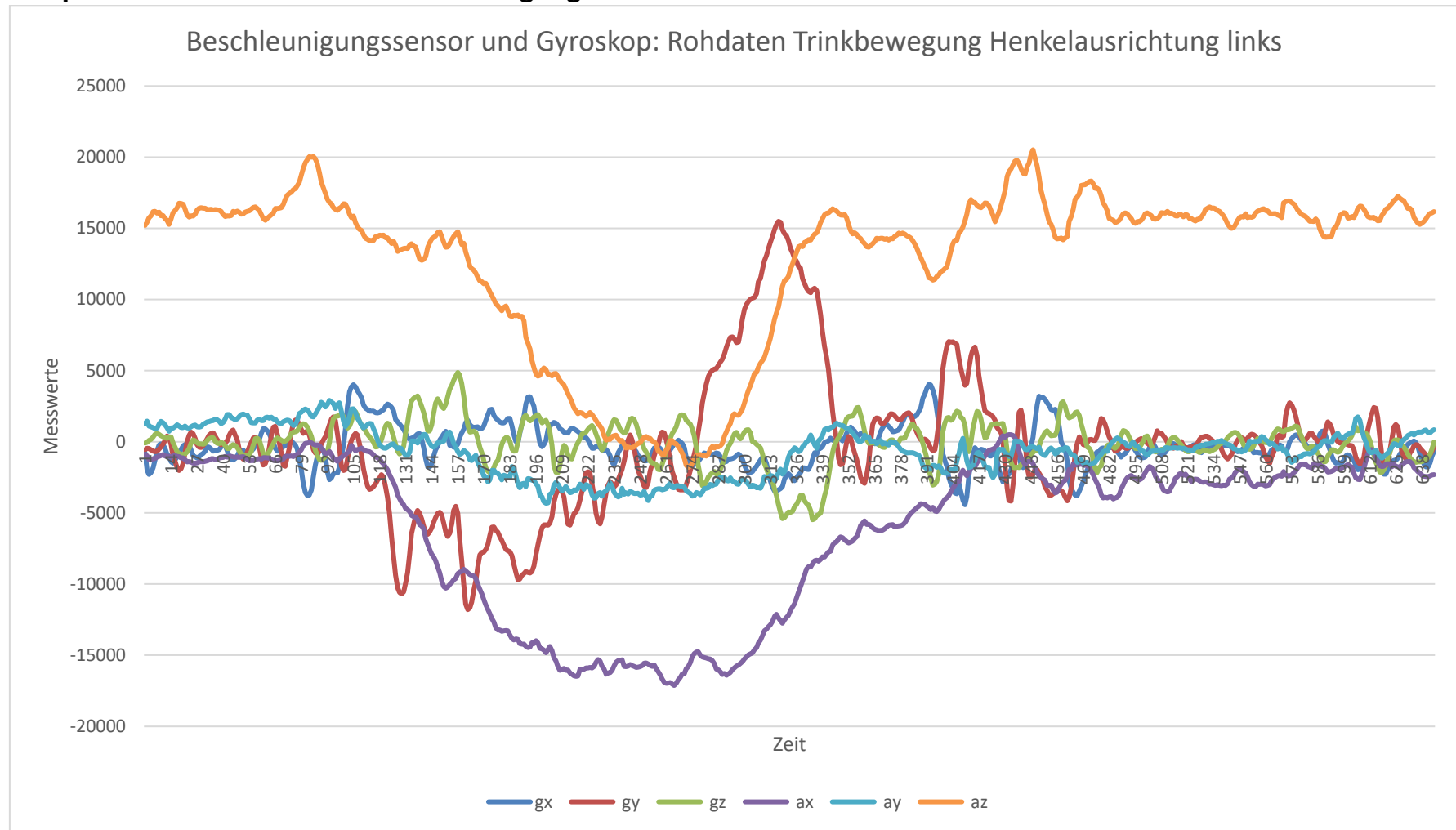


Seitenansicht des Prototyps; Unter Teil Modul von der ersten Version des Smart Mug

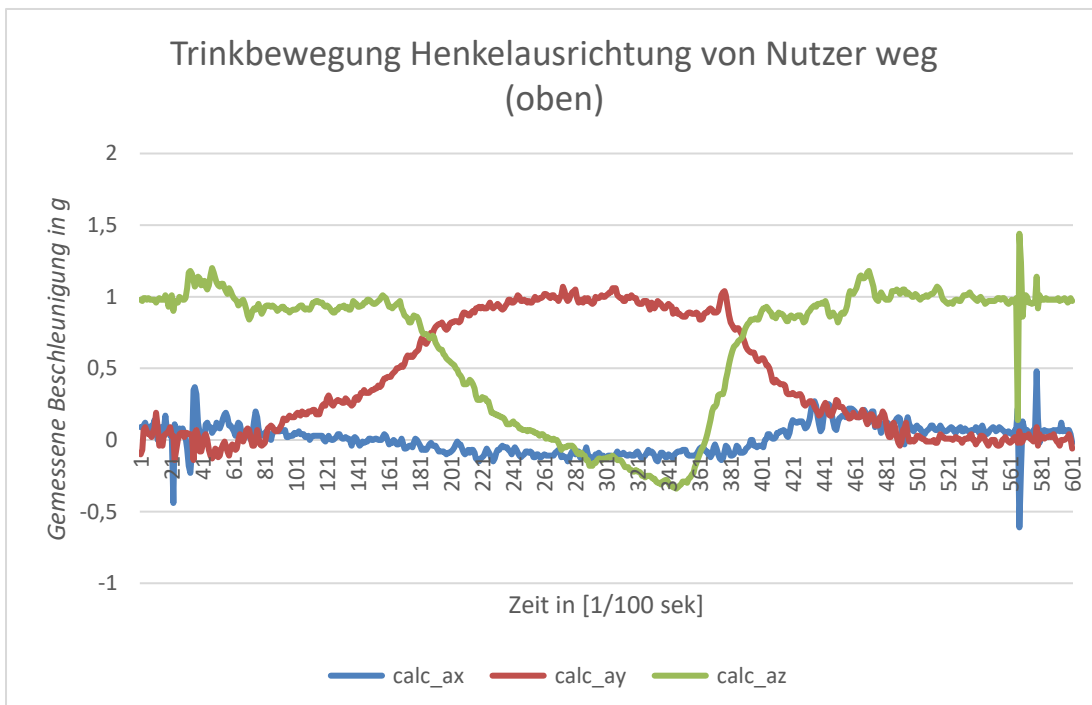
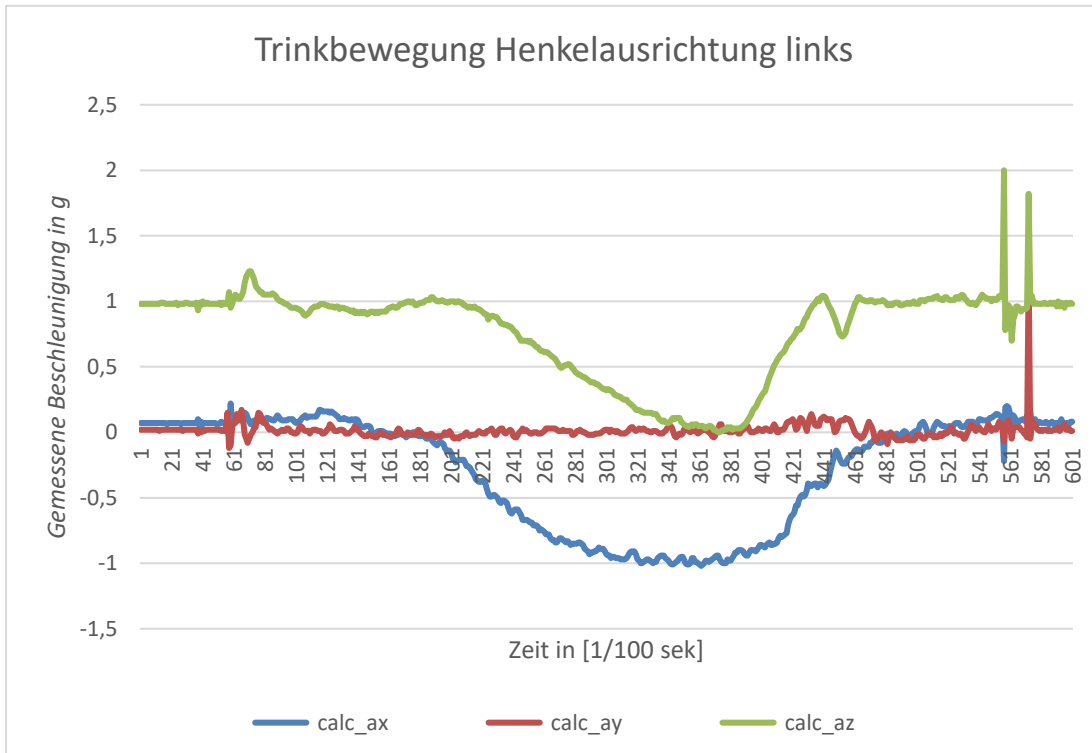




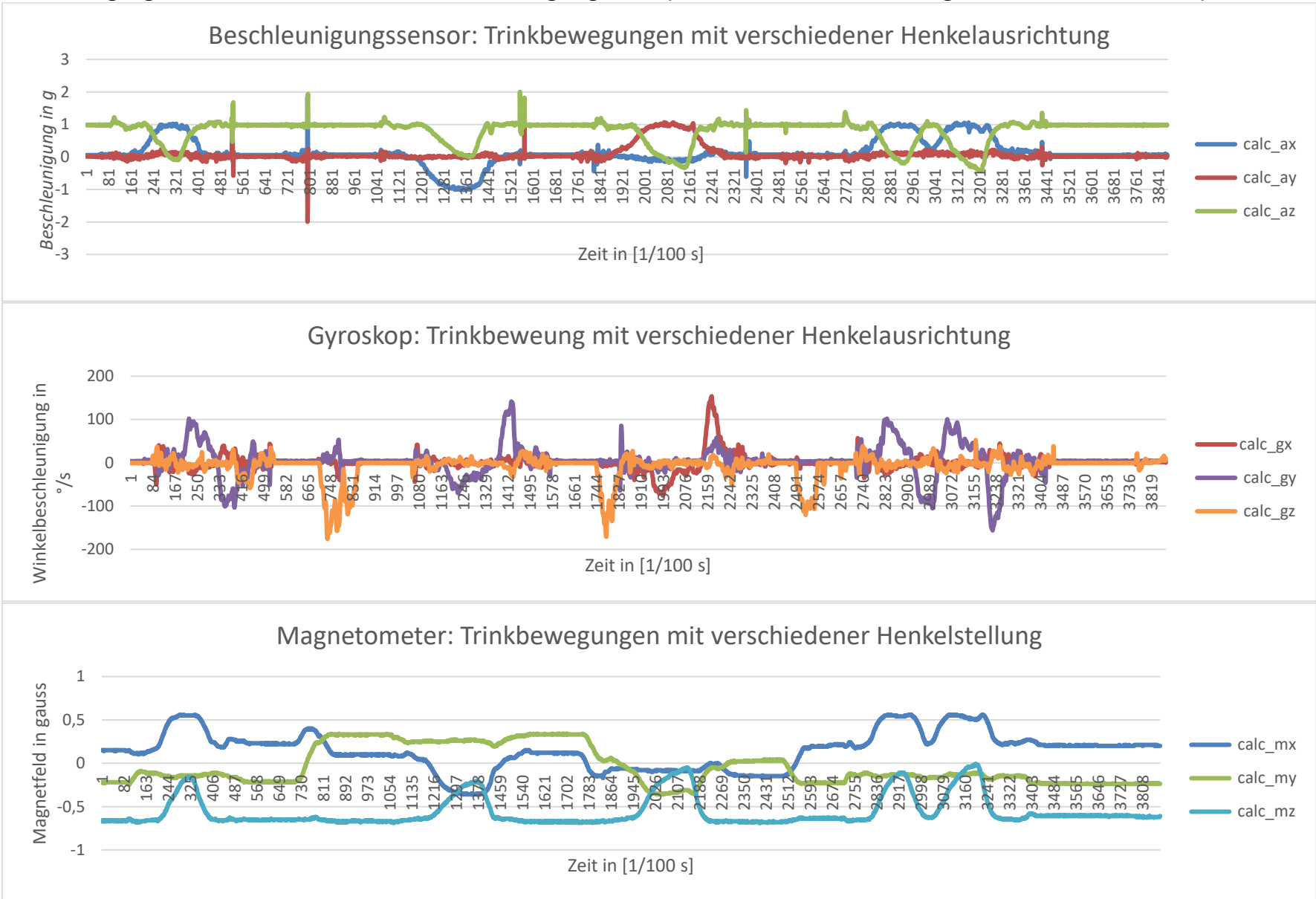
## Beispielhafte Rohdaten einer Trinkbewegung



## Trinkbewegungen mit unterschiedlicher Henkelausrichtung Beschleunigungssensor

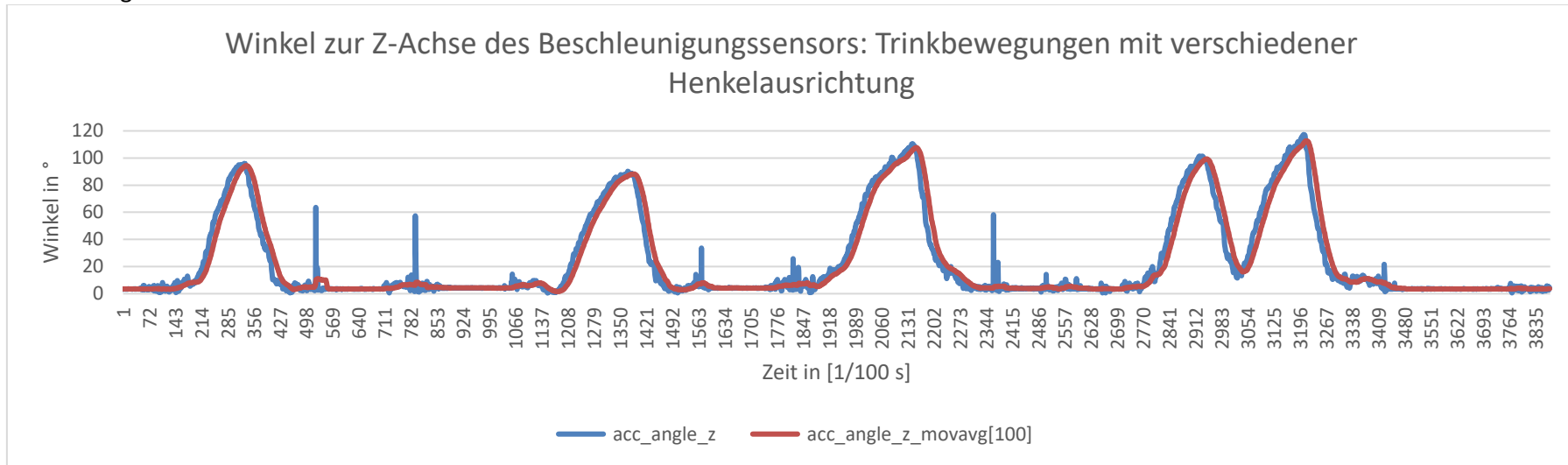


Trinkbewegungen mit verschiedenen Henkelausrichtungen gesamt (recht, links, vom Nutzer weg, Mehrfachtrinken rechts)

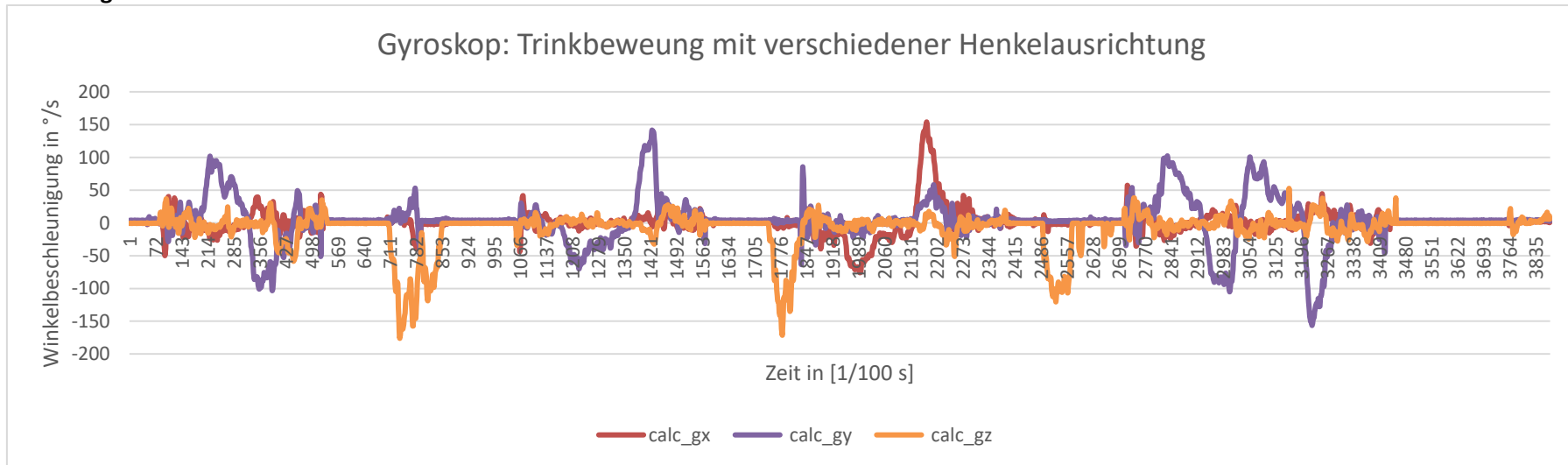


**Trinkbewegungen mit verschiedenen Henkelausrichtungen gesamt (recht, links, vom Nutzer weg, Mehrfachtrinken rechts)**

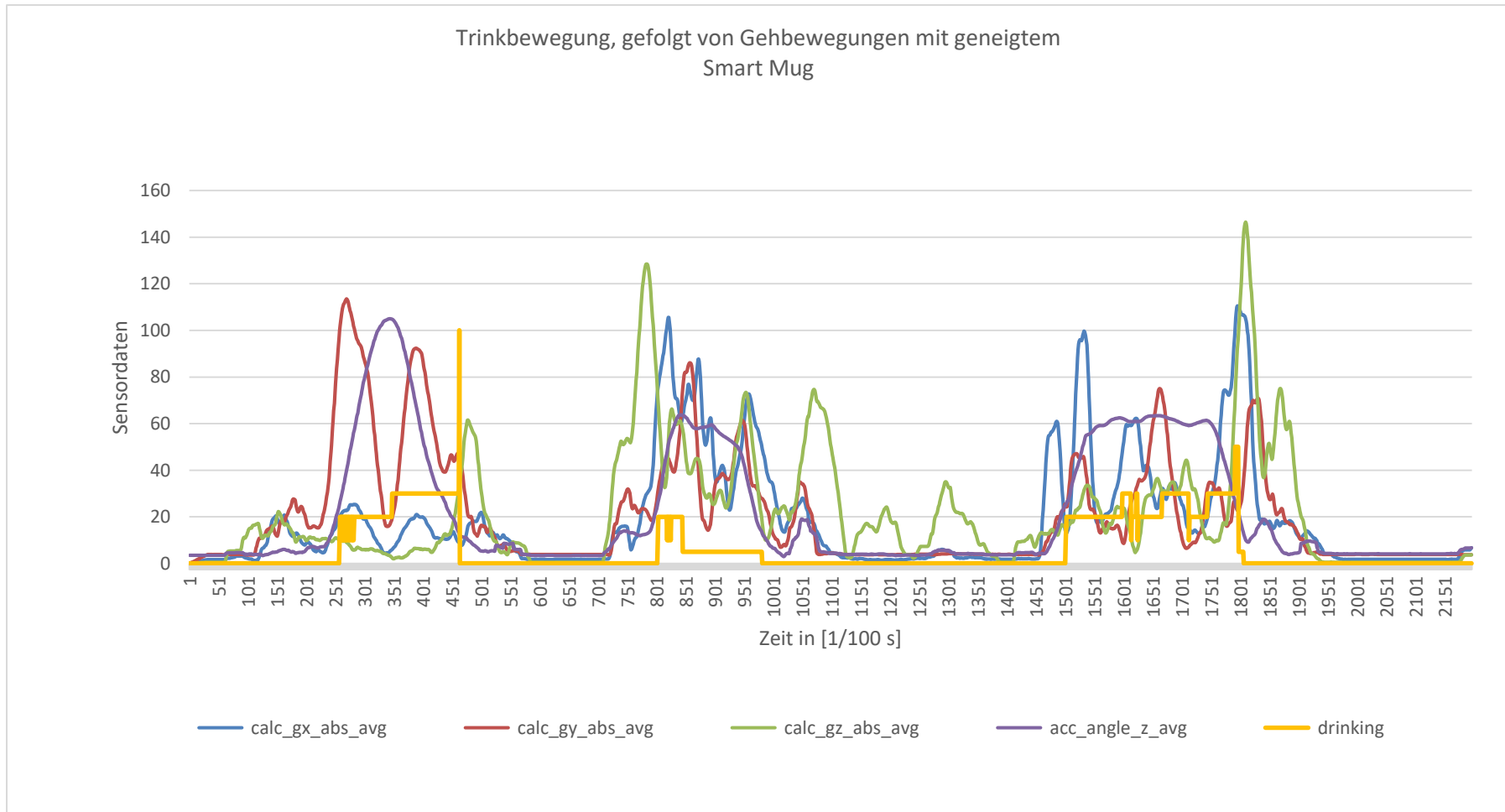
Ausrichtung wirkt sich nicht auf den Winkel aus



**Ausschlag bei circa 720 zu erkennen**



Trinkbewegung gefolgt von Gehbewegungen mit geneigtem Smart Mug



**BLE RSSI-Messungen in bestimmten Abständen**

| Distanz [m] | 01 zu 02 | 01 zu 03 | 02 zu 01 | 02 zu 03 | 03 zu 01 | 03 zu 02 |
|-------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1           | -77      | -71      | -46      | -48      | -51      | -55      |
|             | -61      | -74      | -45      | -48      | -51      | -51      |
|             | -59      | -72      | -45      | -48      | -41      | -49      |
|             | -71      | -71      | -44      | -51      | -42      | -65      |
|             | -59      | -70      | -43      | -51      | -42      | -64      |
|             | -60      | -67      | -45      | -55      | -42      | -64      |
|             | -62      | -69      | -42      | -56      | -42      | -46      |
|             | -60      | -57      | -44      | -54      | -41      | -45      |
|             | -50      | -57      | -42      | -54      | -41      | -53      |
|             | -60      | -64      | -42      | -48      | -41      | -53      |
|             | -63      | -66      | -44      | -49      | -41      | -60      |
|             | -61      | -67      | -42      | -49      | -42      | -61      |
|             | -60      | -68      | -44      | -47      | -42      | -52      |
|             | -60      | -61      | -43      | -47      | -41      | -52      |
|             | -59      | -69      | -43      | -49      | -41      | -60      |
|             | -58      | -59      | -42      | -49      | -40      | -60      |
|             | -59      | -63      | -44      | -48      | -42      | -52      |
|             | -62      | -62      | -44      | -48      | -42      | -59      |
|             | -60      | -58      | -44      | -49      | -42      | -52      |
|             | -59      | -57      | -42      | -46      | -41      | -59      |
| Mittelwert  | -61      | -65,1    | -43,5    | -49,7    | -42,4    | -55,6    |
| 2           | -62      | -71      | -45      | -55      | -53      | -67      |
|             | -63      | -66      | -45      | -53      | -46      | -58      |
|             | -62      | -73      | -49      | -59      | -51      | -61      |
|             | -73      | -65      | -47      | -50      | -48      | -58      |
|             | -63      | -69      | -55      | -62      | -48      | -57      |
|             | -64      | -67      | -55      | -55      | -44      | -61      |
|             | -72      | -77      | -52      | -58      | -52      | -61      |
|             | -69      | -68      | -50      | -61      | -53      | -64      |
|             | -62      | -70      | -53      | -50      | -43      | -63      |
|             | -71      | -73      | -45      | -54      | -45      | -58      |
|             | -71      | -76      | -44      | -51      | -53      | -59      |
|             | -65      | -76      | -44      | -50      | -45      | -60      |
|             | -69      | -69      | -46      | -56      | -45      | -65      |
|             | -68      | -69      | -53      | -57      | -49      | -58      |
|             | -64      | -75      | -51      | -56      | -51      | -60      |
|             | -67      | -75      | -45      | -54      | -44      | -57      |
|             | -69      | -70      | -44      | -52      | -48      | -68      |
|             | -72      | -76      | -49      | -54      | -50      | -60      |
|             | -63      | -68      | -46      | -55      | -47      | -57      |
| Mittelwert  | -66,7    | -71,2    | -48,3    | -54,9    | -48,2    | -60,6    |
| 3           | -80      | -77      | -51      | -50      | -53      | -67      |

|            |       |       |       |       |       |       |
|------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|            | -65   | -75   | -45   | -59   | -51   | -69   |
|            | -64   | -74   | -61   | -67   | -59   | -68   |
|            | -63   | -68   | -49   | -62   | -57   | -65   |
|            | -76   | -76   | -58   | -59   | -48   | -72   |
|            | -70   | -74   | -44   | -66   | -58   | -65   |
|            | -80   | -71   | -62   | -67   | -48   | -71   |
|            | -77   | -77   | -53   | -58   | -56   | -74   |
|            | -68   | -67   | -59   | -51   | -46   | -65   |
|            | -61   | -83   | -57   | -55   | -44   | -69   |
|            | -69   | -79   | -56   | -66   | -43   | -72   |
|            | -71   | -74   | -47   | -67   | -43   | -72   |
|            | -78   | -80   | -57   | -57   | -48   | -70   |
|            | -66   | -78   | -56   | -52   | -51   | -70   |
|            | -79   | -82   | -49   | -53   | -61   | -57   |
|            | -69   | -70   | -50   | -60   | -52   | -71   |
|            | -65   | -70   | -46   | -64   | -45   | -70   |
|            | -77   | -68   | -58   | -52   | -56   | -67   |
|            | -79   | -68   | -49   | -68   | -54   | -73   |
| Mittelwert | -71,3 | -74,4 | -52,9 | -59,7 | -51,3 | -68,9 |
| 4          | -72   | -71   | -59   | -61   | -60   | -71   |
|            | -66   | -85   | -47   | -69   | -65   | -83   |
|            | -67   | -71   | -58   | -71   | -55   | -69   |
|            | -63   | -80   | -67   | -71   | -50   | -66   |
|            | -83   | -73   | -58   | -52   | -63   | -72   |
|            | -83   | -86   | -49   | -73   | -60   | -73   |
|            | -74   | -83   | -54   | -64   | -43   | -77   |
|            | -81   | -87   | -53   | -67   | -52   | -66   |
|            | -61   | -79   | -60   | -53   | -75   | -58   |
|            | -84   | -72   | -54   | -73   | -52   | -76   |
|            | -81   | -78   | -56   | -69   | -54   | -78   |
|            | -69   | -76   | -65   | -57   | -66   | -60   |
|            | -66   | -76   | -57   | -69   | -62   | -72   |
|            | -80   | -66   | -61   | -74   | -44   | -72   |
|            | -72   | -81   | -58   | -65   | -48   | -59   |
|            | -77   | -80   | -55   | -62   | -48   | -67   |
|            | -77   | -81   | -50   | -56   | -81   | -70   |
| -70        | -78   | -75   | -79   | -44   | -78   |       |
| -73        | -68   | -54   | -64   | -66   | -80   |       |
| Mittelwert | -73,6 | -77,4 | -57,5 | -65,8 | -57,3 | -71,0 |

## Versicherung über Selbstständigkeit

*Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe.*

Hamburg, den \_\_\_\_\_



## Literatur

1. Anders A (2016) Indoor-Positionsbestimmung mit Hilfe von Bluetooth-Low-Energy-Beacons und Pedestrian Dead Reckoning. Bachelorarbeit, Otto von Guericke Universität Magdeburg
2. Beigl M, Gellersen H-W, Schmidt A (2001) Mediacups: experience with design and use of computer-augmented everyday artefacts. *Computer Networks* 35(4):401–409. doi:10.1016/S1389-1286(00)00180-8
3. Bethge M (2014) Optimierung einer magnetischen Orientierungskompensation durch Magnetfeldfehlererkennung, Julius-Maximilians-Universität Würzburg
4. Bloch A (2018) Optimierung der kontextsensitiven Tasse. Studienarbeit, Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
5. Bluetooth SIG (2019) Technology Radio Versions. <https://www.bluetooth.com/bluetooth-technology/radio-versions/>. Zugegriffen: 04. Juli 2019
6. Chung H, Lee C-HJ, Selker T (2006) Lover's cups. In: Olson G, Jeffries R (Hrsg) CHI '06 extended abstracts on Human factors in computing systems - CHI EA '06. ACM Press, New York, New York, USA, S 375
7. Coatta T (2006) The (not so) hidden computer. *Queue* 4(3):22. doi:10.1145/1127854.1127866
8. Espressiv Systems (2019) ESP32-WROVER-B Datasheet v1.2. <https://www.espressif.com/en/support/download/documents/modules>. Zugegriffen: 06. Juli 2019
9. Kao H-L, Schmandt C (2015) MugShots. In: Verplank B, Ju W, Antle A, Mazalek A, Mueller F" F" (Hrsg) Proceedings of the Ninth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction - TEI '14. ACM Press, New York, New York, USA, S 57–60
10. Lady ada (2012) Tilt Sensor. Adafruit. <https://learn.adafruit.com/tilt-sensor>
11. Lindemann A, Schnor B, Sohre J, Vogel P (2016 - 2016) Indoor Positioning: A Comparison of WiFi and Bluetooth Low Energy for Region Monitoring Proceedings of the 9th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies. SCITEPRESS - Science and and Technology Publications, S 314–321
12. Meisel A (2018) Neural Networks und Deep Learning. MOV05. Modellierung dynamischer Systeme
13. Sarle WS (1994) Neural Networks and Statistical Models
14. Sondhof J (2017) Selbstauskunfts-fähigkeit von Alltagsgegenständen. Studienarbeit, Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
15. sparkfun electronics Accelerometer, Gyro and IMU Buying Guide. [https://www.sparkfun.com/pages/accel\\_gyro\\_guide](https://www.sparkfun.com/pages/accel_gyro_guide). Zugegriffen: 26. Juni 2019
16. STMicroelectronics (2015) iNEMO inertial module: 3D accelerometer, 3D gyroscope, 3D magnetometer. Datasheet. <https://www.st.com/resource/en/datasheet/DM00103319.pdf>. Zugegriffen: 29. Juni 2019
17. Tamm G, Tribowski C (2010) RFID. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg
18. Want R (2004) The magic of RFID. *Queue* 2(7):40. doi:10.1145/1035594.1035619