

# **Prototypische Realisierung einer mobilen Anwendung für die simultane Aktivitätsmessung mit Schrittzähler und EMG-Sensoren**

Bachelorarbeit

Frühlingssemester 2018

Autor: Raphael Fuchs

Email: fuchsra1@students.zhaw.ch

Matrikelnummer: S15532617

Zurich University of Applied Sciences

School of Management and Law

Technischer Betreuer: David Grünert

Fachlicher Betreuer: Philipp Stalder

Eingereicht am 24. Mai 2018

## Management Summary

Die Messung der körperlichen Aktivität ist Bestandteil diverser wissenschaftlicher Disziplinen, wie beispielsweise den Sport- und Gesundheitswissenschaften, wo die Erfassung von Aktivität zur Prävention und Rehabilitation eingesetzt wird. Diesbezüglich entwickelten sich im Laufe der Zeit eine Reihe von Technologien zur Erfassung unterschiedlicher Formen von körperlicher Aktivität. Die Elektromyographie (EMG) ermöglicht die spezifische digitale Erfassung der elektrischen Muskelaktivität von Lebewesen. Mit sogenannten Schrittzählern wird heutzutage die allgemeine körperliche Aktivität von Personen aufgezeichnet. In der vorliegenden Bachelor-Thesis wurden die beiden genannten Technologien in einer mobilen Software miteinander kombiniert, um so den Aktivitätsverlauf zwischen Schritten und Gesten digital abzubilden und zu analysieren. Die Erkenntnisse dieser Arbeit fliessen letztlich die Entwicklung einer Software ein, welche im Umfeld der Ergotherapie für die Analyse von Bewegungsabläufen verwendet wird.

Im Rahmen der vorliegenden Bachelor-Thesis wurde zentral die Frage untersucht, ob die allgemeine Aktivitätsmessung durch die simultane Erfassung von Handbewegungen mittels der Elektromyographie ergänzt werden kann. Hierfür wurde ein Prototyp entwickelt der anhand von Sensordaten zusätzlich zur Schritttaktivität auch diverse Handgesten, deren Dauer und Intensität bestimmen kann. Aufgrund der vom Prototypen generierten Messdaten wurde evaluiert, ob die Intensität und Dauer von Gesten erfasst werden kann und ob die technische Umsetzung die Erfassung eines Aktivitätsverlaufs von Schritten und Gesten ermöglicht.

Für die Untersuchung der genannten Forschungsfragen wurden anhand des entwickelten Prototyps zwei unabhängige Versuche mit Probanden durchgeführt. Die Auswertung der Daten zeigte, dass sowohl die Erhebung des Aktivitätsverlaufs als auch die Erfassung der Intensität und Dauer von Gesten unter Berücksichtigung von Abweichungen grundsätzlich möglich ist. Bei der Erfassung der Gestendauer ist mit einer mittleren Abweichung von 210 Millisekunden zu rechnen. Die Evaluation der Intensitätsbestimmung zeigte, dass deren Präzision von der Erfassungsdauer abhängt. Entlang der steigenden Gestendauer verbesserte sich die Erkennungsquote der Intensitäten von 58 bis auf 77 Prozent. Die Auswertungen hinsichtlich der Erfassung des Aktivitätsverlaufs von Gesten und Schritten zeigten, dass die Messpräzision vom allgemeinen Aktivitätsmass abhängt. Je aktiver ein Proband war, desto tiefer war die quantitative Erkennungsrate der Gesten.

Abschliessend kann zusammengefasst werden, dass mittels EMG-Sensoren die allgemeine Aktivitätsmessung ergänzt werden kann. Es sollte jedoch Berücksichtigt werden, dass die

Messresultate aufgrund diverser Faktoren hinsichtlich ihrer Präzision stark variieren können. Aufgrund der Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit besteht die Möglichkeit durch weiterführende Anpassungen des Softwarecodes die Messpräzision zu steigern. Demnach bietet die Kombination von EMG-Sensoren und Schrittzählern eine aussichtsreiche Basis für weiterführende Entwicklung im Bereich der allgemeinen Aktivitätsmessung.

## Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	1
1.1	Problemstellung.....	1
1.2	Forschungsfragen.....	2
1.3	Zieldefinition.....	2
1.4	Abgrenzung.....	3
1.5	Methodik.....	3
1.6	Gliederung.....	4
1.6.1	Einführung in die Thematik.....	4
1.6.2	Verwandte Systeme und Arbeiten.....	4
1.6.3	Anforderungen und Rahmenbedingungen.....	4
1.6.4	Konzeption und Systemdesign.....	4
1.6.5	Technische Dokumentation.....	5
1.6.6	Evaluation.....	5
1.6.7	Fazit.....	5
2	Einführung in die Thematik.....	6
2.1	Definitionen und Konzepte zu Aktivität.....	6
2.2	Einsatz und Relevanz der Aktivitätsmessung.....	9
2.3	Grundlagen zur Aktivitätsmessung.....	10
2.4	Grundlagen zur Schrittzählung.....	11
2.5	Grundlagen zur Elektromyographie.....	12
2.5.1	Methoden der Elektromyografie.....	13
2.5.2	Einflüsse auf das EMG-Signal.....	14
3	Verwandte Abreiten und Systeme.....	15
3.1	Elektromyographie im eLearning.....	15
3.2	EMG-basierte Handtherapie.....	15
3.3	EMG-basierte Anwendungen in der Ergotherapie.....	16
3.4	Messverfahren zur Erfassung körperlicher Aktivität im Kindesalter.....	16
3.5	Erkenntnisse.....	17
4	Anforderungen und Rahmenbedingungen.....	18
4.1	Der vorgegebene EMG-Sensor.....	18
4.2	Gestenerfassung.....	19

4.3	Zieldefinition .....	20
4.4	Anforderungen.....	21
5	Konzeption und Systemdesign.....	24
5.1.1	Hauptübersicht .....	24
5.1.2	Hauptmenu .....	25
5.1.3	Aufnahme einer Messung.....	26
5.1.4	Auswertung einer Messung.....	27
6	Technische Dokumentation .....	30
6.1	Verwendete Technologien.....	30
6.1.1	Programmiersprache.....	30
6.1.2	Integrierte Entwicklungsumgebung .....	31
6.1.3	Build-Management und Dependency Automatisierung.....	32
6.1.4	Verwendete Frameworks.....	32
6.1.5	EMG-Sensor.....	33
6.1.6	Schrittsensor .....	33
6.1.7	Übersicht der eingesetzten Technologien .....	34
6.2	Allgemeine Datenverarbeitung.....	35
6.3	Allgemeine Datenstruktur.....	37
6.4	Benutzeroberfläche .....	39
6.5	Gestenerkennung .....	40
6.5.1	Erfassung der Gesten.....	40
6.5.2	Bestimmung der Dauer.....	43
6.6	Berechnung der Intensität.....	43
6.7	EMG Rohdatenverarbeitung.....	46
6.7.1	Gleichrichtung.....	47
6.7.2	Glättung.....	47
6.8	Schritt- und Aktivitätserfassung .....	49
6.9	Persistenz.....	50
6.9.1	Persistenz für den Betrieb des Prototyps.....	50
6.9.2	Export für externe Analysen .....	51
6.10	Auswertung und Konsolidierung.....	52
7	Evaluation .....	54
7.1	Evaluation der Dauer und Intensität von Gesten.....	55

7.2	Gestendauer .....	56
7.3	Gestenintensität .....	58
7.3.1	Gestenintensität in Abhängigkeit zur Dauer .....	61
7.3.2	Gestenintensität in Abhängigkeit zum Gestentyp .....	62
7.4	Evaluation der Aktivitätsabläufe .....	63
7.4.1	Evaluation der Gestenerkennung .....	64
7.4.2	Evaluation der Schrittfrequenz .....	66
7.5	Erkenntnisse.....	66
8	Fazit.....	68
9	Literaturverzeichnis .....	70

## Anhänge

Anhang A: Komplettes Klassendiagramm .....	75
Anhang B: Beispiel einer persistierten aajh-Datei .....	76
Anhang C: SQL-Framework zur MVC-Kalibrierung von Intensitäten .....	77
Anhang D: Evaluationsszenarien .....	78
Anhang E: Vergleichsschlüssel zu den Evaluationsszenarien .....	79
Anhang F: Detaillierte Auswertungen zur Evaluation des Aktivitätsverlaufs .....	80
Anhang G: Installations- und Betriebsanleitung .....	81
Anhang H: Quellcode des Prototyps .....	92
Anhang I: Messdaten zur Evaluation .....	92
Anhang J: Anleitungsvideo .....	92

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Konzept von körperlicher Aktivität (Eckert et al., 2014, S. 102) .....	7
Abbildung 2: Gefiltertes und ungefiltertes EMG Signal (Ayache et al., 2015, S. 478).....	13
Abbildung 3: Schematische Darstellung des Thalmic Myo Gesture Control Armbands (Thalmic Labs, o.J.c) .....	18
Abbildung 4: Unterstützte Gesten des Myo Armbands eigene Grafik in Anlehnung an Thalmic Labs (2016) .....	19
Abbildung 5: Übersicht der geplanten Benutzeroberflächen als Mockup .....	24
Abbildung 6: Mockup zur initialen Verbindung des EMG-Sensors .....	25
Abbildung 7: Mockup zur Erfassung neuer Messungen .....	26
Abbildung 8: Mockup zur Einsicht von bestehenden Messungen .....	27
Abbildung 9: Mockup eines Diagramms zur Darstellung von Messwerten .....	28
Abbildung 10: Mockup der detaillierten Auswertung einer Geste .....	29
Abbildung 11: Aktivitätsdiagramm der allgemeinen Datenverarbeitung .....	36
Abbildung 12: Klassendiagramm der Grundstruktur für die Verarbeitung der Messungen ....	37
Abbildung 13: Aktivitätsdiagramm zur Erfassung einer neuen Geste .....	41
Abbildung 14: Aktivitätsdiagramm für die Erfassung des EMG-Rohdatenstroms.....	42
Abbildung 15: Swift Funktion für die Berechnung der Gestendauer.....	43
Abbildung 16: Gefilterte EMG-Daten zu einer Faustgeste .....	44
Abbildung 17: Aktivitätsdiagramm für die Berechnung der mittleren Intensität einer Geste .	45
Abbildung 18: Errechnung der mittleren Intensität der einzelnen Pods .....	45
Abbildung 19: Algorithmus zur Definition der aktiven Sensordaten einer Geste .....	45
Abbildung 20: Code zur Erstellung der konsolidierten Intensität.....	46
Abbildung 21: Rohes und gleichgerichtetes EMG-Signal (Zurmühle, 2017, S. 38) .....	47
Abbildung 22: Formel zur Berechnung des Root Mean Square .....	48
Abbildung 23: Code zur Berechnung des Root Mean Square .....	48
Abbildung 24: Code zur Erfassung der getätigten Schritte .....	49
Abbildung 25: Klassendiagramm für die Messungskonsolidierung .....	52
Abbildung 26: Positionierung des Myo Armbands.....	55
Abbildung 27: Häufigkeitsverteilung der Abweichungen zur Zieldauer .....	57
Abbildung 28: Normalverteilung der Intensitäten aller Messungen .....	60
Abbildung 29: Häufigkeitsverteilung der Intensitäten aller Messungen.....	60
Abbildung 30: Intensitätserkennungsrate nach Gestendauer .....	61



Abbildung 31: Intensitätserkennungsrate nach Gestentyp .....	62
Abbildung 32: Erkennungsrate und Abweichungen im Total.....	64
Abbildung 33: Erkennungsraten und Abweichungen pro Schrittclassen.....	65

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Beschreibung der Lieferobjekte .....	3
Tabelle 2: Zwingende funktionale Anforderungen .....	22
Tabelle 3: Fakultative funktionale Anforderungen .....	23
Tabelle 4: Zusammenfassung der eingesetzten Technologien .....	34
Tabelle 5: Gestenklassifikationen von dem iOS MyoKit SDK in Anlehnung an Thalmic Labs (o.J.b).....	40
Tabelle 6: Dateitypen des Prototyps.....	50
Tabelle 7: Dateitypen beim CSV-Export .....	51
Tabelle 8: Aktivitätstypen und ihre Eigenschaften .....	54
Tabelle 9: Auswertung der Gestendauer .....	56
Tabelle 10: Schlüssel zur Kategorisierung der prozentualen Intensitäten .....	59
Tabelle 11: Messresultate zur Intensitätsbestimmung .....	59
Tabelle 12: Schlüssel zur Kategorisierung von Schrittfrequenzen .....	64

## Abkürzungsverzeichnis

ADL.....	<i>Activities of Daily Living</i>
API .....	<i>Application Programming Interface</i>
BADL.....	<i>Basic Activities of Daily Living</i>
CSV .....	<i>Comma Seperated Value</i>
EMG.....	<i>Elektromyographie</i>
IADL .....	<i>Instrumental Activities of Daily Living</i>
IDE .....	<i>Integrated Development Environments</i>
JSON .....	<i>JavaScript Object Notation</i>
MVC.....	<i>Maximum Voluntary Contract</i>
PA.....	<i>Pyhsical Activity</i>
RMS .....	<i>Root Mean Square</i>
SQL .....	<i>Structured Query Language</i>

# 1 Einleitung

In den folgenden Abschnitten dieses Kapitels wird auf den wissenschaftlichen Bezug dieser Arbeit eingegangen, dabei wird der Wissenschaftskontext begründet und das weitere Vorgehen skizziert.

## 1.1 Problemstellung

Die Bedeutung der körperlichen Aktivität nimmt in verschiedenen wissenschaftlichen Disziplinen zu. Beispiele hierfür sind die Sport- und Gesundheitswissenschaften, wo die Messung körperlicher Aktivität im Sinne der Prävention und Rehabilitation eingesetzt wird, oder im Bereich der Informatik, in der die körperliche Aktivität hinsichtlich der Mensch-Maschinen-Schnittstellen für die gestenbasierte Steuerung von Computern verwendet wird (Freiwald, Baumgart & Konrad, 2007, S. 38; Reis & Silva Maximiano, 2017, S. 100). Jeder dieser Anwendungsszenarien verlangt nach validen und zuverlässigen Messmethoden für die Erfassung von körperlicher Aktivität als Voraussetzung gültiger Messresultate (Fuchs, Klaperski, Gerber & Seelig, 2015, S. 60). Aus diesem Grund formte sich beispielsweise in der Sportwissenschaft ein kompletter Forschungs- und Technologiebereich für die Erfassung von allgemeiner körperlicher Aktivität (Rosenbaum, D., 2012, S. 90). Dementsprechend entwickelte sich eine grosse Bandbreite an Messinstrumenten, die verschiedene Typen körperlicher Aktivität mit unterschiedlicher Genauigkeit erfassen (Rosenbaum, D., 2012, S. 90). Diese Messinstrumente können folglich auch in anderen wissenschaftlichen Disziplinen, wie der Ergotherapie zum Einsatz kommen. Die Ergotherapie beschäftigt sich mit der Förderung von Menschen mit physischen Beeinträchtigung, wobei das primäre Ziel darin liegt, den Personen die Teilnahme an den Aktivitäten des täglichen Lebens zu ermöglichen (Scheepers, Steding-Albrecht, Jehn & Berting-Hüneke, 2007, S. 3–4).

Durch die Kombination der Elektromyographie für die Erfassung von Handbewegungen und einer geeigneten Technologie für die Erhebung von Schritten, soll im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein Prototyp für das Forschungsumfeld der Zürcher Fachhochschule entwickelt werden, welcher primär für die Analyse des Aktivitätsverlaufs von gesunden Menschen verwendet werden kann. Die daraus gewonnen Erkenntnisse können in die Entwicklung einer Applikation einfließen, welche im Umfeld der Ergotherapie eingesetzt wird.

## 1.2 Forschungsfragen

Im Zentrum dieser Bachelorarbeit steht die Frage, ob die allgemeine Aktivitätsmessung durch die simultane Erfassung von Handbewegungen und Schritten mittels EMG-Sensoren und Schrittzähler für die Evaluation eines Aktivitätsverlaufs ergänzt werden kann. Dabei wird eine der konventionellen Techniken der allgemeinen Aktivitätsmessung mit der Elektromyographie kombiniert, um so den zeitlichen Zusammenhang zwischen Schritten und Gesten erkennbar zu machen. Die allgemein definierte Fragestellung wird nachfolgend weiter unterteilt, wobei der Fokus dieser Arbeit in der Beantwortung der nachfolgend präzisierten Forschungsfragen liegt:

- Kann aufgrund der Elektromyographie die Dauer und Intensität von Gesten bestimmt werden?
- Kann aufgrund der simultanen Datenerfassung mittels Schrittzähler und EMG-Sensoren ein Aktivitätsverlauf von Schritten und Gesten abgebildet werden?

## 1.3 Zieldefinition

Das Ziel dieser Arbeit liegt in der Konzeptionierung und Entwicklung einer mobilen Anwendung für die simultane Erfassung von Gesten und Schritten und der anschliessenden Auswertung zur Evaluation der Messungen. Als Datenquelle für die Erhebung der Gesten dient das Myo Gesture Control Armband von Thalmic Labs. Für die Erfassung der Schrittaktivität wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit ein geeigneter Sensor evaluiert. Nachfolgend werden in der Tabelle 1 die einzelnen Lieferobjekte definiert, die im Rahmen dieser Arbeit erstellt werden:

### **Beschreibung der Lieferobjekte**

---

Die Entwicklung eines mobilen Prototyps, welcher die simultane Datenerfassung von Gesten und Schritten und deren Auswertung ermöglicht.

**Lieferobjekt:** Source Code des Prototyps (Anhang H)

---

Erstellung einer umfassenden Dokumentation, welche neben den Grundlagen der Thematik auch die technische Funktionsweise der Anwendung vertieft.

**Lieferobjekt:** Schriftliche Arbeit und Kommentare im Source Code

---

Evaluation der generierten Messdaten, durch ein geeignetes Test-Framework. Das Ziel besteht in der Überprüfung der Messpräzision hinsichtlich der erhobenen Merkmale.

**Lieferobjekt:** Dokumentation der Evaluation und ihrer Resultate

---

Erstellung eines Videos zur Demonstration des Prototyps.

**Lieferobjekt:** Video (Anhang J)

---

Die Erstellung einer kurzen und prägnanten Installations- und Betriebsanleitung für die Verwendung des entwickelten Prototyps.

**Lieferobjekt:** Installations- und Betriebsanleitung (Anhang G)

---

Tabelle 1: Beschreibung der Lieferobjekte

## 1.4 Abgrenzung

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird ein Prototyp für die Datenerhebung von Gesten und Schritten erstellt, um anschliessend deren Aktivitätsverlauf evaluieren zu können. Das Endprodukt ist folglich keine Anwendung, die im praktischen Umfeld der Ergotherapie oder einer anderen Disziplin zum Einsatz kommt. Hingegen wird der Prototyp im Rahmen dieser Bachelorarbeit für das Forschungsumfeld der Zürcher Fachhochschule entwickelt. Dabei untersucht diese Arbeit die Frage, ob die allgemeine Aktivitätsmessung durch die simultane Erfassung von Handbewegungen und Schritten mittels EMG-Sensoren und Schrittzähler zur Analyse von Aktivitätsverläufen ergänzt werden kann. Hierfür wird auf konventionelle Techniken der Aktivitätsmessung zurückgegriffen und mit der Elektromyographie kombiniert. Im Zentrum der Arbeit steht die prototypische Umsetzung einer mobilen Applikation, welche die Daten der beiden Sensortechniken kombiniert und darstellt.

## 1.5 Methodik

Die Methodik zur Klärung der vorliegenden Forschungsfragen besteht aus einem mehrphasigen Vorgehen. Zuerst werden unterschiedliche Ausprägungen und Definitionen von Aktivität analysiert und verglichen, damit dem weiteren Vorgehen ein einheitliches Verständnis zugrunde liegt. Anschliessend werden Techniken der allgemeinen Aktivitätsmessung analysiert und in dessen Kontext ein geeigneter Sensor für die Erfassung der Aktivität evaluiert. Durch die Entwicklung eines betriebsfähigen Prototyps wird anschliessend die Grundlage zur Klärung der einleitenden Forschungsfragen geschaffen.

Im Rahmen der Evaluation wird eine Ist-/Soll-Analyse durchgeführt. Hierfür wird ein vollumfängliches und in sich konsistentes Testszenario konstruiert, welches unter Verwendung des Prototyps von einem Probanden durchgespielt wird. Die erhobenen

Daten werden anschliessend mit den Soll-Werten des Szenarios verglichen, wodurch die einleitenden Forschungsfragen geklärt werden können.

Zusätzlich werden für die vertiefte Evaluation der Intensitätsberechnung die zugrundeliegenden Daten oppositärer Gestenausführungen miteinander verglichen. Die Ergebnisse dessen werden im Fazit zusammengefasst.

## **1.6 Gliederung**

Die vorliegende Arbeit beinhaltet neben der technischen Umsetzung des Prototyps und dessen Dokumentation eine umfassende Literaturrecherche, welche die Theorien und Erkenntnisse zugrundeliegender Forschungen aufgreift und miteinfließen lässt. Folglich unterteilt sich die Arbeit in unterschiedlich Abschnitte, welche anschliessend kurz erläutert werden.

### **1.6.1 Einführung in die Thematik**

In diesem Teil der Arbeit werden grundlegende Theorien und Erkenntnisse aus bestehenden wissenschaftlichen Arbeiten zusammengefasst. Einerseits wird auf die allgemein gültigen Definitionen der Aktivität eingegangen, andererseits werden die technologischen Erkenntnisse im Bereich der Aktivitätsmessung und der Elektromyographie aufgegriffen. Ziel dabei ist die Schaffung einer einheitlichen Wissensbasis als Grundlage für das Verständnis der vorliegenden Arbeit.

### **1.6.2 Verwandte Systeme und Arbeiten**

In diesem Kapitel werden aufgrund einer Literaturrecherche Systeme und Forschungsarbeiten untersucht, welche einen Bezug zum Kontext dieser Arbeit aufweisen. Anschliessend werden die gewonnenen Erkenntnisse zusammengefasst.

### **1.6.3 Anforderungen und Rahmenbedingungen**

Dieses Kapitel befasst sich mit den grundlegenden Anforderungen an den umzusetzenden Prototypen.

### **1.6.4 Konzeption und Systemdesign**

Ausgehend der gewonnenen Erkenntnisse aus der Literaturrecherche und den vorhergehenden Abschnitten, wird in diesem Kapitel das technische Grundkonzept des Prototyps entworfen. Hierfür beinhaltet dieser Teil der Arbeit die Planung der Benutzeroberfläche und diversen Ausgaben.

### **1.6.5 Technische Dokumentation**

Die technische Dokumentation beinhaltet die Entscheidungsgrundlagen weiterführende Informationen zu den eingesetzten Technologien, sowie die wichtigsten Bestandteile für das grundlegende Verständnis der Funktionsweise des Prototyps.

### **1.6.6 Evaluation**

In diesem Teil der Arbeit werden die Einleitenden Forschungsfragen beantwortet, welche sich mit der Validierung des Prototyps und dessen erzeugten Informationen befassen.

### **1.6.7 Fazit**

Im Fazit werden die gewonnen Resultate und Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit zusammengefasst und festgehalten.



## **2 Einführung in die Thematik**

Bevor die Validität der simultanen Messmethodik mittels Schrittzähler und EMG-Sensorik in der allgemeinen Aktivitätsmessung evaluiert werden kann, gilt es in einem ersten Schritt ein einheitliches konzeptionelles Verständnis von körperlicher Aktivität und der Elektromyografie zu schaffen. Aus diesem Grund werden in der Folge die Grundlagen zu den einzelnen Themengebieten erläutert, die mit der vorliegenden Arbeit in Verbindung stehen. Zum einen wird das Merkmal Aktivität im Kontext dieser Arbeit eingegrenzt und seine Eigenschaften ausgeführt, zum anderen werden grundlegende Informationen zur Messung von Aktivität, der Elektromyographie und der verwendeten Technologien verdeutlicht.

### **2.1 Definitionen und Konzepte zu Aktivität**

Aktivität ist ein weit gefasster Begriff und lässt sich in zahlreichen Bereichen des täglichen Lebens wiederfinden. Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Messung von humaner körperlicher Aktivität. Aus diesem Grund beschränkt sich diese Arbeit auf die wissenschaftlichen Grundlagen von physischer Aktivität und deren Messung in der Humanmedizin. Eine der meist zitierten Definitionen stammt von Caspersen, Powell und Christenson (1985, S. 126). Sie definieren den Begriff körperliche Aktivität, in Englisch *physical activity (PA)*, als Oberbegriff für jede körperliche Bewegung, die durch Muskelarbeit produziert wird und einen Energieverbrauch zur Folge hat (Caspersen et al., 1985, S. 126). Diese Definition umfasst somit sämtliche Bewegungen des menschlichen Körpers und beinhaltet neben sportlichen Aktivitäten wie Laufen, Schwimmen oder Radfahren auch alltägliche Aktivitäten wie beispielsweise Gehen, Tragen einer Tasche oder Treppensteigen (Eckert, Lange & Wagner, 2014, S. 99). Der Begriff «*activities of daily living*» (ADL), bildet einen in der gesamten Medizin gültigen Sammelbegriff für menschliche Aktivität (Troyer, 2011, S. 29). Es handelt sich hierbei um wiederkehrende Tätigkeiten zur Erhaltung der Gesundheit und der Erfüllung von physischen und psychischen Grundbedürfnissen (Mlinac & Feng, 2016, S. 506). ADLs werden weiter in grundlegende und instrumentelle Aktivitäten (BADLs und IADLs) unterteilt (Troyer, 2011, S. 29). *Basic activities of daily life (BADLs)*, sind lebenserhaltende Selbsthilfetätigkeiten wie Essen, Pflegen, Baden, Ankleiden, Toilettengang und Gehen (Troyer, 2011, S. 29). *Instrumental activities of daily life (IADLs)* sind komplexere Aktivitäten, die für ein unabhängiges Leben notwendig sind (Troyer, 2011, S. 29). Beispiele hierfür sind Tätigkeiten wie Essen zubereiten, telefonieren, Finanzen verwalten,

Einkaufen, Auto fahren und Termine vereinbaren (Troyer, 2011, S. 29). Im Verlaufe der Zeit haben sich noch weitere Definitionen bezüglich physischer Aktivität entwickelt. Eckert et al. (2014, S. 101) verdeutlichen jedoch, dass die besagten Definitionen und Modelle der Komplexität von körperlicher Aktivität nur bedingt gerecht werden (Eckert et al., 2014, S. 101). Hinsichtlich der technologischen Fortschritte und der wachsenden Anwendungsmöglichkeiten sehen Gabriel, Morrow und Woolsey (2012, S. 12–13) die Notwendigkeit eines erweiterten konzeptionellen Rahmens, der als allgemeine Grundlage für die Forschung in der Aktivitätsmessung dienen kann und den verschiedenen Ansprüchen gerecht wird.

Bezüglich dieser Anforderungen entwickelten Gabriel et al. (2012, S. 13) ein Modell, welches Aktivität als ein komplexes und multidimensionales Merkmal betrachtet, dass in drei übergeordnete Dimensionen wie Verhalten, Charakter und Outcome eingeteilt werden kann. Zudem differenzieren die Autoren Aktivität auf der Verhaltensdimension weiter in drei Subkategorien, bestehend aus körperlicher Aktivität, Sitzen oder Schlafen (Gabriel et al., 2012, S. 13). Des Weiteren wird auch eine Unterscheidung vorgenommen, in welchen Domänen körperliche Aktivität ausgeübt wird (Gabriel et al., 2012, S. 13).

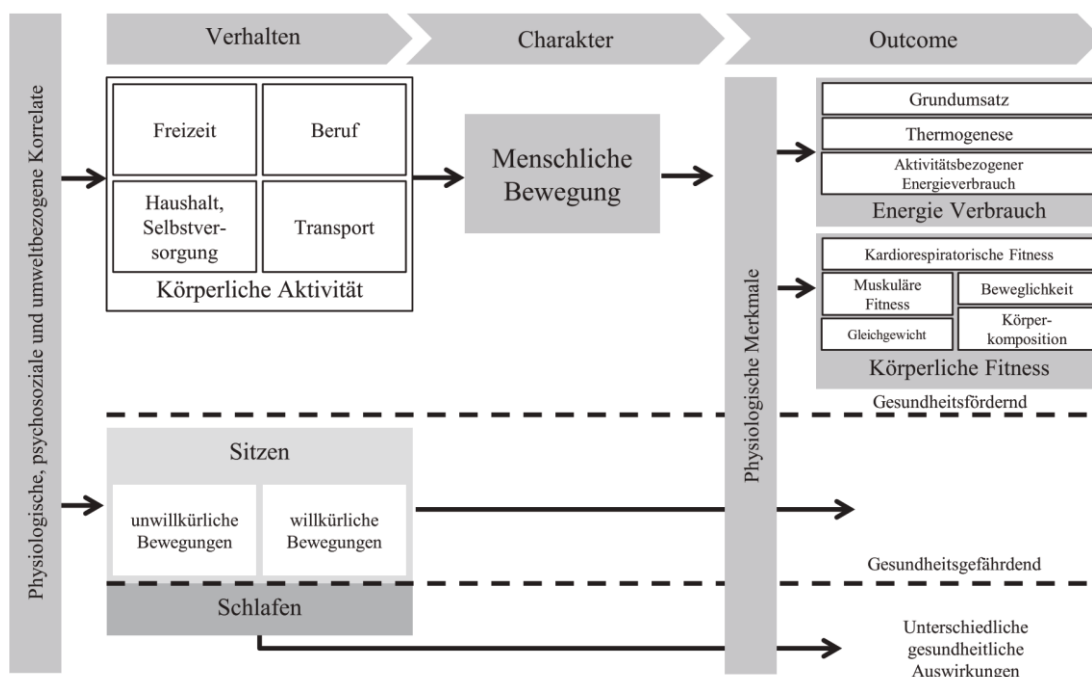


Abbildung 1: Konzept von körperlicher Aktivität (Eckert et al., 2014, S. 102)

Diesbezüglich schlagen die Autoren eine Kategorisierung für die folgenden Aktivitätsdomänen vor: Freizeit, Beruf, Haushalt und Transport (Gabriel et al., 2012, S. 13). Das beschriebene Modell wird in Abbildung 1 visualisiert.

Neben der Zuteilbarkeit in Dimension und Domänen weist eine Aktivität auch konkrete Charaktereigenschaften auf (Gabriel et al., 2012, S. 13). Gabriel et al. (2012, S. 13) charakterisieren menschliche Bewegung durch Frequenz, Intensität und Dauer. Die Frequenz kann als die Häufigkeit definiert werden, mit der eine Aktivität mit einer definierten Intensität innerhalb einer zuvor definierten Zeitspanne durchgeführt wird (Gabriel et al., 2012, S. 13). Die Intensität beschreibt nach Gabriel et al. (2012, S. 13) das Mass der Anstrengung, welches benötigt wird, um eine spezifische Aktivität durchzuführen. Die Dauer ist die Zeit, in der eine Aktivität mit einem bestimmten Grad an Intensität durchgeführt wird (Gabriel et al., 2012, S. 15).

In einem Bericht über die wissenschaftliche Messung von menschlicher Bewegung der American Heart Association (AHA) wird körperliche Aktivität ebenfalls in verschiedene Dimensionen und Domänen eingeteilt (Strath et al., 2013, S. 2260–2261). Jedoch unterschieden sich hier die einzelnen Dimensionen im Vergleich zum Modell von Gabriel et al. (2012, S. 12–15), indem die Charaktereigenschaften der Aktivität wie die Häufigkeit, Dauer und Intensität als einzelne Dimensionen angesehen werden. Die Dimensionen nach Strath et al. (2013, S. 2260) bestehen folglich aus der Art der Aktivität, der Häufigkeit, Dauer und Intensität der Durchführung. Daneben sind die Domänen, in denen eine Bewegung stattfindet, auch wieder von zentraler Bedeutung für das Verständnis der körperlichen Aktivität (Strath et al., 2013, S. 2260–2261). Wie auch schon im Modell von Gabriel et al. (2012, S. 12–15) bestehen die Aktivitätsdomänen bei Strath et al. (2013, S. 2260–2261) aus Beruf, Haushalt, Transport und Freizeit. Im direkten Vergleich der beiden beschriebenen Modelle präsentiert sich das Aktivitätsmodell von (Gabriel et al., 2012, S. 12–15) umfassender und präziser, da es die Charaktereigenschaften von Aktivität in einer einzigen Dimension zusammenfasst und zusätzlich den Outcome von körperlicher Bewegung miteinbezieht. Daher stützt sich die vorliegende Arbeit auf das Aktivitätsmodell von Gabriel et al. (2012, S. 12–15).

Die komplexe und multidimensionale Betrachtungsweise von körperlicher Bewegung eröffnet eine differenzierte Sicht auf den weitgefassten Begriff der physischen Aktivität und ermöglicht somit eine präzisere Identifikation und Definition derjenigen Eigenschaften von körperlicher Aktivität, die für ein Anwendungsszenario wirklich von Interesse sind. Auch im Kontext der vorliegenden Arbeit liefert dieses Modell eine einheitliche Ausgangslage und fungiert zu einem späteren Zeitpunkt als Basis für die Ausarbeitung verschiedener Testszenarios. Neben dem besagten Modell von Gabriel et al. (2012, S. 12–15) behandelte das vorliegende Kapitel auch die aktuell gültigen

Definitionen von Aktivität. Abschliessend wird festgehalten, dass körperliche Aktivität als ein Überbegriff zu verstehen ist, der menschliche Tätigkeiten aus verschiedenen Dimensionen und Domänen zusammenfasst. Das einheitliche und konzeptionelle Verständnis von körperlicher Aktivität liefert die Grundlagen für die weiterführenden Kapitel dieser Arbeit.

## **2.2 Einsatz und Relevanz der Aktivitätsmessung**

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird auf die allgemeine Aktivitätsmessung Bezug genommen, welche im Bereich der Sport- und Gesundheitswissenschaften Anwendung findet und dort stetig an Bedeutung zu nimmt (Kohl & Murray, 2012, S. 4). Grund für die zunehmende Wichtigkeit von menschlicher Bewegung und deren Messung in den Gesundheitswissenschaften ist auf eindeutige Studien zurückzuführen, die belegen, dass sich körperliche Aktivität positiv auf den langfristigen Erhalt der Gesundheit auswirkt (Bouchard, Blair & Haskell, 2012; U. S. Department of Health Human Services, 1996). Zu den Einsatzgebieten zählen beispielweise die epidemiologische Überwachung von Sport und Bewegung in der Bevölkerung oder die Analyse der Einflüsse auf die Gesundheit durch regelmässige körperliche Aktivität (Fuchs et al., 2015, S. 60). Beispielweise stellte die Weltgesundheitsorganisation im Jahr 2003 die «Move-for-Health» Initiative vor (World Health Organization, 2003). Neben nationalen Behörden wie in Kanada und den USA publizieren das American College of Sports Medicine (ACSM) und die American Heart Association (AHA) Richtlinien und Grenzwerte für ein gesundes Mass an körperlicher Aktivität (Lewis, Napolitano, Buman, Williams & Nigg, 2017; Rosenbaum, D., 2012, S. 88). Das Problem bei genannten Richtlinien liegt in der Einhaltung und Überprüfung einerseits durch Personen, die sich im Sinne ihrer eigenen Gesundheit an solchen Vorgaben ausrichten möchten, andererseits aber auch durch Therapeuten und Ärzte, die aufgrund dieser Informationen ihre Patienten therapieren wollen (Rosenbaum, D., 2012, S. 89–90). Jeder dieser Anwendungsszenarien verlangt nach einer validen und zuverlässigen Messmethode für körperliche Aktivität (Fuchs et al., 2015, S. 60). Auch für Forschungszwecke in den genannten Wissenschaften sind valide Messmethoden eine unabdingbare Voraussetzung für zukünftige Studien (Fuchs et al., 2015, S. 61). Aus diesem Grund entwickelte sich ein kompletter Forschungs- und Technologiebereich für die Erfassung von körperlicher Aktivität (Rosenbaum, D., 2012, S. 90).

### 2.3 Grundlagen zur Aktivitätsmessung

Die Herausforderung bei der Messung von Aktivität liegt darin, für ein bestimmtes Anwendungsszenario geeignete Messmethoden zu finden, die in der Lage sind, das Verhalten von körperlicher Arbeit qualitativ und quantitativ zu erfassen (Müller, Winter & Rosenbaum, 2010, 11). Im Laufe der Zeit haben sich für die Aktivitätsmessung eine Vielzahl von Messmethoden und Technologien entwickelt, die nach Benke und Leithäuser (2008, S. 216) in drei Kategorien eingeteilt werden können.

Die erste Kategorie wird auch als Referenzmethoden oder Goldstandards bezeichnet und beinhaltet labortechnische Verfahren, die aufgrund ihrer hohen Messpräzision als Referenzinstrumente bei der Bestimmung des Energieverbrauchs gelten (Müller et al., 2010, 11). Zusammen mit der direkten Beobachtung dient die erste Kategorie auch zur Validierung von Methoden der zweiten und dritten Kategorie (Benke & Leithäuser, 2008, S. 216).

Die zweite Kategorie, auch objektive Verfahren genannt, beinhaltet Messmethoden, die Aktivität ausserhalb des Körpers bewerten (Müller et al., 2010, 13). Die Messverfahren lassen sich nach (Müller et al., 2010, 13) auch als Aktivitätsmonitore zusammenfassen und beinhalten Schrittzähler (Pedometer), Beschleunigungssensoren (Akzelerometer) und Herzfrequenzmonitore. Die zunehmende Reduktion der Grösse und des Gewichts dieser Geräte erleichtern die Anwendung in Alltagsaktivitäten, sodass Probanden weniger beeinträchtigt werden (Müller et al., 2010, 13). Die objektiven Verfahren werden auch zur Evaluation der Methoden der dritten Kategorie genutzt (Benke & Leithäuser, 2008, S. 217).

Die dritte Kategorie, auch subjektive Verfahren genannt, beinhalten Methoden wie Fragebogenerhebungen, Interviews und das Führen von Tagebüchern, die vor allem für epidemiologische Untersuchungen verwendet werden (Müller et al., 2010, 11).

Die vorliegende Arbeit befindet sich mit der Forschungsfrage im Gebiet der objektiven Messverfahren und beinhaltet die simultane Erfassung von Schritten mit einem geeigneten Sensor sowie der Handbewegungen durch einen Elektromyographen. Folglich werden in den nachfolgenden Kapiteln die Grundlagen und Informationen zu den Techniken für die Erfassung der genannten körperlichen Aktivitäten verdeutlicht.

## 2.4 Grundlagen zur Schrittzählung

Für die objektive und quantitative Erfassung von Schritten haben sich mit dem Pedometer und dem Accelerometer zwei Sensoren etabliert, die breit angewendet werden (Rosenbaum, D., 2012, S. 92).

Im 15. Jahrhundert entwickelte Leonardo da Vinci bereits eine erste Variante des Pedometers (Gibbs-Smith & Rees, 1978). Heute wird der Fachausdruck Pedometer als ein Sammelbegriff für Schrittzähler verwendet, die auf unterschiedlichen Technologien wie der Pendelarmtechnologie, Magnettechnologie oder dem Piezokristall basieren (Müller et al., 2010, 13). Trotz unterschiedlicher Technologien definieren alle Pedometer körperliche Aktivität über die Anzahl von Schritten (Müller et al., 2010, 13). Herkömmliche Pedometer eignen sich hauptsächlich für die Erfassung von Schritten beim Gehen oder Rennen (Müller et al., 2010, 13). Diesbezüglich führt Müller et al. (2010, 13) einige Studien auf, die beschreiben, dass die Präzision einer Messung mit zunehmender Geschwindigkeit steigt. Sollen jedoch andere Aktivitätstypen wie beispielsweise Schwimmen oder Radfahren erfasst werden, so stossen die hier beschriebenen Pedometer an ihre Grenzen (Müller et al., 2010, 13).

Accelerometer, auch Beschleunigungssensoren genannt, haben in der Bewegungsforschung enorme Fortschritte und Wachstum erfahren (Troiano, McClain, Brychta & Chen, 2014, S. 1022). Im Gegensatz zu den Pedometern ermöglicht der Beschleunigungssensor die Erfassung unterschiedlicher Bewegungstypen sowie deren Frequenz, Intensität und Dauer (Welk, Blair, Wood, Jones & Thompson, 2000, 489). Die Accelerometer sind mit einer Elektronik ausgestattet, welche die Beschleunigung ihres Körpers über eine oder mehrere Dimensionen erfassen kann (Jekauc, Reimers & Woll, 2014, S. 82). Die durch eine Beschleunigung ausgelösten Druckschwankungen werden von den piezoelektrischen Sensoren eines Accelerometers in elektrische Signale umgewandelt und als Rohdaten, auch activity-counts genannt, abgespeichert (Chen & Basset, 2005, 490). Diese werden anschliessend vom einem System durch unterschiedliche Verarbeitungsprozesse in aussagekräftige Informationen umgerechnet (Chen & Basset, 2005, 490).

## 2.5 Grundlagen zur Elektromyographie

Die Elektromyographie, kurz EMG, wird als ein Überbegriff für die Erfassung der elektrischen Aktivität von Muskeln verwendet (Krechel, 2002, S. 106). Der Elektromyograph fungiert hierbei als Verstärker der elektrischen Impulse, auch Aktivitätspotentiale genannt, welche sich über einen Muskel ausbreiten (Krechel, 2002, S. 106). Die Aktivitätspotentiale entstehen in den motorischen Endplatten, welche für die Übertragung eines Impulses von einer Nervenzelle auf den Muskel zuständig sind (Weitz, 2006, S. 8). Freiwald et al. (2007, S. 34–38) unterscheiden zwischen der klinischen Elektromyographie, welche sich mit der Erfassung und Diagnose von elektrischen Potentialen einzelner oder mehrerer Muskelfasern beschäftigt und der biomechanischen Elektromyographie, welche sich mit der oberflächlichen Erfassung und Analyse der willkürlichen Muskelaktivität befasst.

Die klinische Elektromyographie findet hauptsächlich Anwendung in der Neurologie zur Identifikation von Nerven- oder Muskelerkrankungen (Freiwald et al., 2007, S. 31–32). Hierfür werden grundsätzlich Nadel- und Fadenelektroden verwendet, welche direkt in das Muskelgewebe eingeführt werden (Freiwald et al., 2007, S. 31–32).

Die biomechanische Elektromyographie wird in der Sportmedizin, der Motorikforschung, sowie der Prävention und Rehabilitation verwendet (Freiwald et al., 2007, S. 38). Hierfür werden hauptsächlich oberflächliche Elektromyographen verwendet (Freiwald et al., 2007, S. 38). Beispielweise erwähnt Weitz (2006, S. 1) den Einsatz bei Leistungssportlern zur Kontrolle ihres Muskeltrainings. Ein weiteres Anwendungsszenario nach Weitz (2006, S. 1) sind Schnittstellen zwischen Mensch und Maschine. Die vorliegende Arbeit bewegt sich ebenfalls im Bereich der biomechanischen Elektromyographie und schneidet teilweise das Anwendungsgebiet der Rehabilitation, wobei der Elektromyograph von Thalmic Labs, welcher im Rahmen dieser Arbeit verwendet wird, nach Reis und Silva Maximiano (2017, S. 100) im Sinne der Mensch-Maschinen-Schnittstellen ursprünglich für die gestenbasierte Interaktion mit Computern, Smartphones oder Tablets konzipiert wurde.

Die Abbildung 2 zeigt exemplarisch ein EMG-Signal in unterschiedlicher Form. Das obere Signal ist die geglättete Version des unteren Rohsignals.

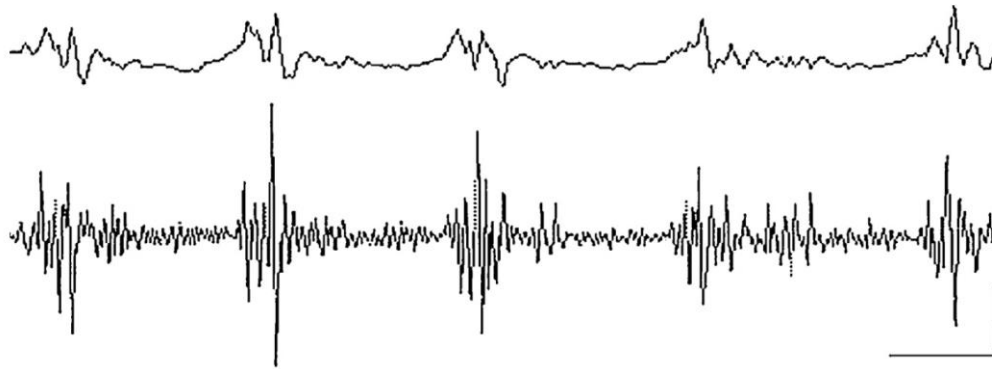


Abbildung 2: Gefiltertes und ungefiltertes EMG Signal (Ayache et al., 2015, S. 478)

### 2.5.1 Methoden der Elektromyografie

Für die Erfassung myoelektrischer Signale werden Elektroden mit unterschiedlicher Größe und Beschaffenheit verwendet (Weitz, 2006, S. 24–33). Die Elektromyographie unterscheidet grundsätzlich zwischen zwei Elektrodentypen (Tanjour, 2009, S. 28). Je nach Fragestellung wird einer der beiden Typen priorisiert (Freiwald et al., 2007, S. 50). Die Verwendung einer Nadel- oder Fadenelektrode, welche direkt in den Muskel eingeführt wird, ermöglicht die präzise Untersuchung einer gezielten Muskelregion (Weitz, 2006, S. 24). Wie bereits erläutert, werden diese hauptsächlich im Bereich der klinischen Elektromyographie eingesetzt, um Muskel- oder Nervenkrankheiten zu diagnostizieren (Freiwald et al., 2007, S. 31–32). Obwohl die Nadel- und Fadenelektroden werkseitig sterilisiert sind, ist ihr Einsatz ein Eingriff in den menschlichen Organismus und muss deshalb unter Einhaltung der gesetzlichen Hygienevorschriften durch einen Arzt durchgeführt werden (Freiwald et al., 2007, S. 50). Die Oberflächenelektroden finden im Bereich der biomechanischen Elektromyographie Anwendung (Freiwald et al., 2007, S. 40–41). Hierbei werden Elektroden auf der Haut platziert, welche die darunterliegenden Aktionspotentiale erfassen (Weitz, 2006, S. 24–25). Dabei gibt es die monopolare Messung unter Verwendung einer Elektrode und die bipolare Messung anhand zweier Elektroden (Freiwald et al., 2007, S. 50). Nach Freiwald et al. (2007, S. 50) ist die bipolare gegenüber der monopolen Messung weniger anfällig für Störungen, die aus tieferen Muskelschichten stammen.

Die vorliegende Arbeit beschränkt sich aufgrund der Anforderungen auf die Messungen mit bipolaren Oberflächenelektroden. Aus diesem Grund werden die abweichenden Messmethoden nicht weiter vertieft.



### 2.5.2 Einflüsse auf das EMG-Signal

Wie bereits einleitend erläutert, werden unter Aktivitätspotentiale die Impulse zusammengefasst, welche von den Nerven auf einen Muskel übertragen werden (Weitz, 2006, S. 8). Bei der elektromyographischen Erfassung überlagern sich einzelne Aktivitätspotentiale verschiedener Muskelfasern zu sogenannten Summenaktivitätspotentiale (Weitz, 2006, S. 20). Die Erfassung der Summenaktivitätspotentiale auf der Hautoberfläche wird immer durch diverse Faktoren beeinflusst (Freiwald et al., 2007, S. 26–29). Die Einflussfaktoren werden in diesem Abschnitt zusammengefasst.

Die menschlichen Gewebeeigenschaften variieren zwischen unterschiedlichen Personen und beeinflussen somit die elektrische Leitfähigkeit, die für eine elektromyographische Erfassung ausschlaggebend ist (Freiwald et al., 2007, S. 26). Dabei spielen Eigenschaften, wie der Gewebetyp bestehend aus Haut, Fett und Sehnen, die Gewebedicke, die Veränderungen des Gewebes durch Krankheiten, oder die Temperatur des Gewebes eine Rolle (Freiwald et al., 2007, S. 26). Ein weiterer Einflussfaktor ist die Distanz zwischen der Elektrode und der Muskelfaser (Freiwald et al., 2007, S. 27). Je grösser der Abstand zwischen den beiden, desto schwächer ist das elektrische Signal, wobei das Gewebe dazwischen wie ein Tiefpassfilter wirkt (Freiwald et al., 2007, S. 27). Mit Cross Talk oder Übersprechung werden elektrische Signale benachbarter Muskelpartien beschrieben, die in die Messung hineinstreuen (Freiwald et al., 2007, S. 29). Dies ist an Gliedmassen der Fall, wo die Muskelpartien dicht aneinander liegen, wie beispielsweise am Rücken oder dem Unterarm (Freiwald et al., 2007, S. 29). Hinsichtlich der beschriebenen Einflussfaktoren auf EMG-Signale, werden im Rahmen dieser Arbeit Filtermethoden verwendet, die es ermöglichen eine quantitative Datenanalyse entsprechend der Anforderungen durchzuführen. Die eingesetzten Methoden werden im Kapitel 6.7 weiter vertieft.

### **3 Verwandte Abreiten und Systeme**

Der Zweck dieses Kapitels liegt darin, verwandte Arbeiten und Forschungen in den Bereichen der Elektromyographie und der allgemeinen Aktivitätsmessung aufzugreifen und deren Erkenntnisse in die vorliegende Arbeit miteinfließen zu lassen. Dabei werden nicht nur wissenschaftliche Arbeiten, sondern auch Konzepte, Technologien und Systeme berücksichtigt, die einen Zusammenhang mit der Gestenerkennung, Intensitätserhebung oder Aktivitätsmessung haben.

#### **3.1 Elektromyographie im eLearning**

In einer Forschungsarbeit der Universität Aachen wurde im Sinne eines neuartigen Ansatzes im Bereich des eLearnings eine Anwendung entwickelt, welche die Schulung des WHO-Hygieneroutine-Trainings vereinfachen soll (Kutafina, Laukamp, Bettermann, Schroeder & Jonas, 2016, S. 1–2). Die Handhygiene ist laut Kutafina et al. (2016, S. 1–2) seit einigen Jahren ein priorisiertes Thema für Forscher, denn viele der im Krankenhaus erworbenen Infektionen können auf unzureichende Handhygiene zurückgeführt werden. Durch die Kombination der theoretischen Lerninhalte im Bereich der Handhygiene und der Erfassung der myoelektrischen Signale des Unterarms über das Myo Armband von Thalmic Labs, gelang es ihnen, eine mobile Anwendung zu entwickeln, welche eine komplette Schulung mit anschließender Evaluation der manuellen Ausführung des Lerninhaltes ermöglicht (Kutafina et al., 2016, S. 2–3). Aufgrund einer tiefen Fehlerrate kamen die Autoren zum Schluss, dass die tragbaren EMG-Sensoren erfolgreich für das Training manueller Fähigkeiten eingesetzt werden können (Kutafina et al., 2016, S. 9). Die Arbeit von Kutafina et al. (2016) weist aufgrund der Verwendung des selben tragbaren EMG-Sensors Ähnlichkeiten zur vorliegenden Arbeit auf. Wie auch der Prototyp der vorliegenden Arbeit, erfasst die Anwendung von Kutafina et al. (2016) einzelne Gesten, wobei diese neben den EMG-Rohdaten zusätzlich auch noch die Rohdaten des IMU-Sensors abfängt und evaluiert.

#### **3.2 EMG-basierte Handtherapie**

Tommy Vinh Lam entwickelte im Rahmen einer Masterarbeit an der Hochschule Heilbronn einen Prototyp zur Vereinfachung der heimbasierten Handtherapie (Lam, 2016, S. 1). Durch die Verwendung der Elektromyographie soll der Fortschritt des heimbasierten Handtrainings überwachbar gemacht werden (Lam, 2016, S. 1). Hierfür wurde das Myo Control Armband von Thalmic Labs verwendet, welches ebenfalls in der vorliegenden Arbeit zur Anwendung kommt (Lam, 2016, S. 1). Der für Android

entwickelte Prototyp ermöglicht es einem Patient, ohne ärztliche Betreuung, Bewegungsübungen durchzuführen (Lam, 2016, S. 1). Diese werden vom Prototypen erfasst und zur Überprüfung dem betreuenden Therapeuten zur Verfügung gestellt (Lam, 2016, S. 1).

Aufgrund der Verwendung desselben EMG-Sensors weist die Arbeit von Lam (2016) einige Gemeinsamkeiten mit der vorliegenden Arbeit auf. Beide Arbeiten zielen darauf ab, Gesten aufgrund myoelektrischer Signale zu erkennen. Sie differenzieren sich jedoch im Kontext und der zugrundeliegenden Fachrichtungen. Während der Prototyp von Lam (2016) eine unterstützende Funktion im Bereich der Physiotherapie einnimmt, befindet sich die vorliegende Arbeit im Bereich der Aktivitätsmessung und liefert Ergebnisse, welche später für die Entwicklung einer Anwendung im Bereich der Ergotherapie verwendet werden können.

### **3.3 EMG-basierte Anwendungen in der Ergotherapie**

Im Rahmen einer Bachelorarbeit der Zürcher Fachhochschule entwickelte Patrick Zurmühle einen Prototyp für die Evaluation verschiedener Anwendungen in der Ergotherapie (Zurmühle, 2017, S. 78). Die Aufgaben des Prototyps bestanden in der Erkennung von Gesten und der Winkelbestimmung der Hand (Zurmühle, 2017, S. 78). Hierfür wurde das von Thalmic Labs entwickelte Myo Control Armband verwendet, welches auch im Rahmen der vorliegenden Arbeit zur Anwendung kommt (Zurmühle, 2017, S. 1). Folglich existieren im Bezug zur vorliegenden Arbeit Parallelen in der Verarbeitung der elektromyographischen Daten des EMG-Sensors. Im Gegensatz zum Prototypen dieser Arbeit vertieft sich Zurmühle (2017) in die erweiterte Analyse der myoelektrischen Daten zur Bestimmung unterschiedlicher Winkel der Hand und der Finger. Der Kontext der vorliegenden Arbeit liegt hingegen in der zusätzlichen Erfassung der Daten eines Schrittzählers im Sinne der ergänzten Aktivitätsmessung zur Analyse von Aktivitätsverläufen.

### **3.4 Messverfahren zur Erfassung körperlicher Aktivität im Kindesalter**

Eine Studie der Universität von Essex befasste sich im Sinne der Prävention gegen Übergewicht und Fettleibigkeit im Kindesalter mit verschiedenen Messmethoden zur Erfassung der körperlichen Aktivität (Benke & Leithäuser, 2008, S. 215). Die Motivation der Studie lag in der Zusammenfassung aktueller Messmethoden für die Bestimmung von körperlicher Aktivität als Grundlage für weitere Forschungen (Benke & Leithäuser, 2008, S. 218–219). Benke und Leithäuser (2008, S. 218–219) teilten die Messverfahren in drei

Kategorien ein, wobei die Messverfahren der tieferen Kategorien jeweils als Evaluationsmethoden der nächst höheren Kategorie genutzt werden können (Benke & Leithäuser, 2008, S. 216).

Die Arbeit von Benke und Leithäuser (2008) weist somit Korrelationen zur vorliegenden Arbeit im Bereich der allgemeinen Aktivitätsmessung auf. Die Erkenntnisse ihrer Arbeit lieferten grundlegende Hintergrundinformation und Vorgehensempfehlungen, welche vor allem in das Kapitel der Evaluation des Prototyps miteinfließen.

### **3.5 Erkenntnisse**

Die Recherche nach verwandten Forschungsarbeiten und Systemen hat ergeben, dass der Einsatz von tragbaren EMG-Sensoren in unterschiedlichen Fachrichtungen Anwendung findet. Neben der konventionellen Verwendung in therapeutischen Anwendungen wird die Elektromyographie bereits auch für neuartige Konzepte wie Beispielweise im Bereich des eLearnings erfolgreich angewendet.

## 4 Anforderungen und Rahmenbedingungen

Im folgenden Kapitel werden die Anforderungen und Rahmenbedingungen für die Entwicklung des Prototyps festgehalten, die sich aus den Vorgaben der Zürcher Fachhochschule und der Zusammenarbeit mit der technischen und fachlichen Betreuung dieser Bachelorarbeit ergeben haben. Dieses Kapitel bildet somit die Basis des zu entwickelnden Prototyps und beinhaltet neben dem Nutzungskontext und der Zieldefinition eine Ausarbeitung der Anforderungen.

### 4.1 Der vorgegebene EMG-Sensor

Aus den Rahmenbedingungen der Zürcher Fachhochschule geht hervor, dass der Prototyp unter Verwendung des Myo Gesture Control Armbands vom kanadischen Unternehmen Thalmic Labs entwickelt werden soll.

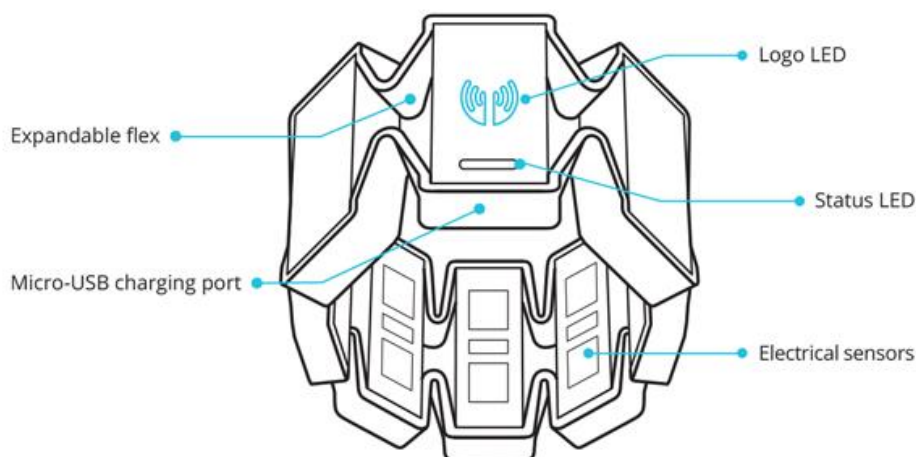


Abbildung 3: Schematische Darstellung des Thalmic Myo Gesture Control Armbands (Thalmic Labs, o.J.c)

Ursprünglich wurde das Armband, welches am Unterarm getragen wird, für den Anwendungsfall der Gestensteuerung entwickelt (Reis & Silva Maximiano, 2017, S. 100). Das Armband besteht aus verschiedenen Sensoren, die es durch die Kombination ihrer Messergebnisse erlauben, Bewegungen der Hand zu identifizieren. Darunter befinden sich acht EMG Sensorpaare aus Edelstahl, welche auch für medizinische Zwecke eingesetzt werden (Rossi, Mavelli, Stano & Caivano, 2016, S. 128). Zusätzlich wurde ein neunachsiger Inertialsensor verbaut, der es ermöglicht, die Orientierung,

Drehung und die Beschleunigung des Arms zu registrieren (Lam, 2016, S. 24). Nach Omatu et al. (2016, S. 196) integriert dieser Inertialsensor neben einem dreiachsigen Accelerometer, der für die Messung der Beschleunigung zuständig ist, auch einen dreiachsigen Gyroskop für die Messung der Drehung und einen dreiachsigen Magnetometer für die Messung des magnetischen Feldes. Da die die Verwendung des Inertialsensors im Rahmen dieser Arbeit nicht von primärer Bedeutung ist, wird dieser Sensor nicht weiter vertieft. Im Gegensatz zu anderen EMG Messgeräten ist das Myo Gesture Control Armband kompakt aufgebaut, wodurch keine vertieften Kenntnisse für das Anbringen des Sensors am Unterarm benötigt werden (Naik, 2014, S. 341). Das Armband besteht aus acht einzelnen Komponenten, die man auch Pods nennt (Thalmic Labs, o.J.c). Diese werden von einem elastischen Band zusammengehalten und können somit bei einem Unterarmumfang zwischen 19 und 34 Zentimetern getragen werden (Thalmic Labs, 2016). In den einzelnen Pods befindet sich die gesamte Hardware bestehend aus den beschriebenen Sensoren, dem Akku und dem Prozessor (Thalmic Labs, 2016). Insgesamt wiegt das Armband 93 Gramm und verfügt neben den genannten Komponenten über haptische Feedbacks, um dem Anwender mittels Vibrationen spürbare Rückmeldungen übermitteln zu können (Thalmic Labs, 2016). Die Datenübertragung zwischen dem Armband und anderen Geräten erfolgt über eine drahtlose Verbindung per Bluetooth 4.0 Low Energy (Thalmic Labs, o.J.c). Die Abbildung 3 visualisiert einige der Komponenten des Sensors in einer schematischen Darstellung.

## 4.2 Gestenerfassung

Aktuell unterstützt das Myo Armband fünf verschiedene Gesten, welche über eine Softwareschnittstelle genutzt werden können (Thalmic Labs, 2016). Die Abbildung 4 visualisiert die von Thalmic Labs bereitgestellten Gesten Fist, Finger Spread, Wave In, Wave Out, Double Tap (Thalmic Labs, 2016). Die genannten Gesten werden im Rahmen dieser Arbeit erfasst und weiter analysiert.

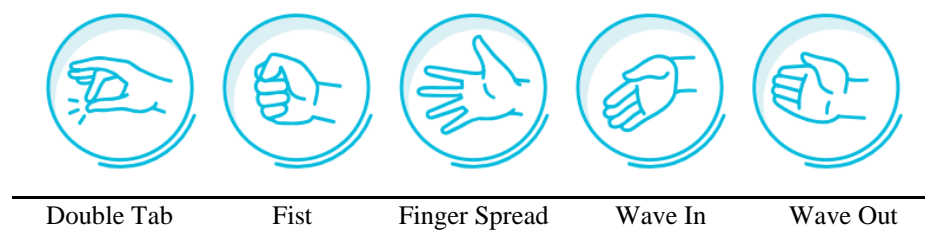


Abbildung 4: Unterstützte Gesten des Myo Armbands eigene Grafik in Anlehnung an Thalmic Labs (2016)

### 4.3 Zieldefinition

Das Festlegen der Ziele hat einen Einfluss auf den Erfolg einer Entwicklung, da Ziele eine Ausgangslage für die anschliessende Anforderungsanalyse bilden. Zudem betont Rupp (2014, S. 76), dass eine fehlende Zieldefinition die Gefahr erhöht, Anforderungen an den ursprünglichen Zielen vorbei zu spezifizieren. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurden die Ziele von der Zürcher Fachhochschule vorgegeben und nachfolgend zusammengefasst:

1. Der Prototyp soll die simultane Datenakquise von Handbewegungen und Schritten mittels einer Smartphone-App ermöglichen. Die Rohdaten der Handbewegungen liefert das von Thalmic Labs entwickelte Myo Armband, wobei der Prototyp alle Daten per Bluetooth empfangen soll. Die Schrittaktivität soll ein weiterer Sensor liefern. Die Wahl der Technologie für die Schrittmessung ist nicht vorgeben.
2. Der Prototyp soll die erfassten Schritte und Handbewegungen so aufbereiten, dass sie für ein Zeitintervall von eins bis fünf Minuten zusammengefasst, klassifiziert und quantifiziert werden können. Dabei soll der Prototyp zwischen den aktuell vom Myo Armband unterstützen Gesten aus Kapitel 4.2 unterscheiden können. Neben der Klassifizierung soll für jede Geste die entsprechende Dauer und Intensität aus den Rohdaten ermittelt werden.
3. Die erhobenen Daten sollen in einer für die Auswertung geeigneten Form gespeichert werden können. Zusätzlich soll der Prototyp eine Schnittstelle zur Verfügung stellen, die es ermöglicht, die gespeicherten Rohdaten sowie die Ergebnisse der Klassifizierung und der Quantifizierung auszulesen.

Die simultane Datenakquise stellt die Erste von zwei grundlegenden Funktionen der zu entwickelnden Anwendung dar. Hier sollen Daten von zwei unabhängigen Sensoren zeitgleich erhoben werden und nachträglich miteinander in einer geeigneten Datenstruktur kombiniert werden. Sobald die Sensoren von der Anwendung erkannt und initialisiert wurden, soll es möglich sein, jederzeit eine neue Messung zu starten und diese nach beliebiger Laufzeit wieder zu stoppen. Nach der Erfassung sollen die Rohdaten bereinigt und in ein für die Auswertung geeignetes Datenformat umgerechnet und vorverarbeitet werden. Anschliessend sollen die bereinigten Daten in einer passenden Form gespeichert werden können. Die bereits gespeicherten Messungen sollen ebenfalls jederzeit wieder einsehbar sein.

Die Auswertung der Messungen stellt somit die Zweite der beiden grundlegenden Funktionen dar. Im Auswertungsmodus soll die Möglichkeit bestehen, die Daten einer Messung für unterschiedliche Zeitintervalle zu konsolidieren. Hierfür wird von Intervallen zwischen einer bis fünf Minuten ausgegangen.

Neben der Datenakquise und deren Auswertung ergeben sich hinsichtlich der Usability aus Nutzersicht weitere Herausforderungen. Da zwei unterschiedliche Sensoren verwendet werden, wobei die Kopplung zum Myo Armband kabellos verläuft, sollte die Anwendung selbsterklärend aufgebaut sein. Mittels geeigneten Statusanzeigen, automatisierten Eingabeelementen sowie Rückmeldungen könnte die Nutzung vereinfacht werden.

#### 4.4 Anforderungen

Basierend auf den Informationen den Erkenntnissen der letzten Kapitel, visualisiert die Tabelle 2 eine Übersicht der funktionalen Anforderungen, die durch den Prototyp zwingend abgebildet werden müssen.

<b>ID</b>	<b>Bezeichnung</b>	<b>Beschreibung</b>
F1	Ein Myo-Armband koppeln	Die Anwendung soll über ein Menu das Koppeln und Entkoppeln von unterschiedlichen Myo Armbändern ermöglichen. Dabei soll immer nur ein Myo Armband zur Laufzeit verwendet werden können.
F2	Einen Schrittsensor koppeln	Um die Schrittaktivität erfassen zu können, soll ein passender Schrittsensor gekoppelt werden können.
F3	Eine Messung starten und stoppen	Die gezielte Datenerhebung von simultanen Quellen erfolgt durch den manuellen Start und Stopp einer Messung.
F4	Rohdaten des Myo-Armbands simultan auslesen	Sobald eine Messung gestartet wurde, soll die Anwendung einerseits die vom Myo Armband unterstützten Gesten Double Tap, Fist, Wave In, Wave Out und Finger Spread auslesen. Zusätzlich soll für jede Geste die Dauer sowie die myoelektrischen Rohsignale ausgelesen werden.



F5	Rohdaten des Schrittsensors auslesen	simultan	Die Anwendung hat die Aufgabe neben der Erhebung von Gesten auch die Schrittaktivität zu erfassen. Hierfür soll die Anzahl der getätigten Schritte zur Laufzeit erfasst werden.
F6	Rohdaten einer Messung vorverarbeiten und umrechnen	und	Nach der Erhebung sollen die Daten bereinigt und in eine Form gebracht werden, welche eine weitere Auswertung ermöglicht. Zusätzlich sollen im Rahmen der Gestenauswertung die Gestendauer und ihre Intensität berechnet werden.
F7	Alle Daten einer Messung speichern		Nach der Erhebung und Verarbeitung sollen die gewonnenen Daten persistiert werden, damit sie zu einem späteren Zeitpunkt wieder geladen werden können.
F8	Messung löschen		Es soll die Möglichkeit bestehen, gespeicherte Messungen wieder zu löschen.
F9	Gespeicherte Messung öffnen		Die bereits persistierten Messungen sollen über die Benutzeroberfläche für eine detaillierte Anzeige wieder geladen werden können.
F10	Darstellung einer geeigneten Auswertung		Die Auswertung von bereits erfassten Messungen soll die erhobenen Daten in einer geeigneten Form darstellen. Dabei sollen die zugrundeliegenden Daten des gesamten Messungszeitraums für einzelne Zeitabschnitte, auch Konsolidierungsintervalle genannt, von einer bis fünf Minuten zusammengefasst werden können.
F11	Konsolidierungsintervall einer Auswertung ändern		Es soll zusätzlich die Möglichkeit bestehen, dass Konsolidierungsintervall zur Laufzeit ändern zu können, wodurch sich die Auswertung entsprechend anpasst.
F12	Gespeicherte Rohdaten und Auswertungen auslesen		Es soll die Möglichkeit bestehen, die persistierten Daten einer Messung und Auswertung aus der Applikation exportieren zu können.

Tabelle 2: Zwingende funktionale Anforderungen

Neben den zwingenden Anforderungen haben sich im Verlaufe der Entwicklung zusätzlich fakultative Anforderungen herauskristallisiert. Diese werden in der Tabelle 3 abgebildet.

<b>ID</b>	<b>Bezeichnung</b>	<b>Beschreibung</b>
N1	Detaillierte Ansicht der Messresultate	Zusätzlich zur konsolidierten Auswertung soll eine detaillierte Ansicht erstellt werden, welche die einzelnen Gesten und Schritte in ihrem zeitlichen Verlauf abbilden.
N2	Detaillierte Darstellung jeder erfassten Geste inklusive der bereinigten EMG-Rohdaten	Die Berechnung der Intensität auf der Basis der EMG-Rohdaten durchläuft einige Rechenschritte. Durch die Darstellung der Zwischenresultate kann das Verständnis der Auswertung gesteigert werden. Aus diesem Grund soll die Anwendung, die gewonnenen Zwischenresultate zur Berechnung der Gestenintensität in der Auswertung abbilden.
N3	Anzeigeoptionen in der Auswertung	Je mehr Daten in einer Auswertung angezeigt werden, desto unübersichtlicher wird diese. Aus diesem Grund soll der Prototyp die Möglichkeit beinhalten, die einzelnen Gesten über ein Eingabeelement anzeigen oder verstecken zu können.
N4	Anpassung von Berechnungsparametern	Für die Änderung von einzelnen Konstanten und Werten, welche im Rahmen der Umsetzungen verwendet werden, soll eine Benutzerschnittstelle zur Verfügung gestellt werden.
N5	Erstellung von Testmessungen aufgrund von Beobachtungen	Der Prototyp soll eine Oberfläche bereitstellen, welche die Erstellung von Testmessungen aufgrund von Beobachtungen für einen späteren Vergleich ermöglicht.

Tabelle 3: Fakultative funktionale Anforderungen

## 5 Konzeption und Systemdesign

Basierend auf den Anforderungen und Rahmenbedingungen aus dem Kapitel 4 und den Hintergrundinformationen aus dem Kapitel 2 wird im Folgenden die Benutzeroberfläche des Prototyps beschrieben. Es ist jedoch zu beachten, dass die nachfolgenden Abschnitte eine Planung darstellen, wobei die finale Version des Prototyps durchaus Abweichungen zur Konzeption aufweisen kann.

### 5.1.1 Hauptübersicht

Da der Platz in einer mobilen Applikation begrenzt ist, besteht der Prototyp aus unterschiedlichen Ansichten, welche die Funktionalitäten aus der Anforderung abdecken. Die Abbildung 5 stellt eine Übersicht der geplanten Benutzeroberflächen als Mockup dar. Sobald die mobile Applikation gestartet wird, erscheint das Hauptmenu als erste Ansicht. Es beinhaltet verschiedene Navigationsmöglichkeiten und fungiert als Kontenpunkt zwischen den umliegenden Ansichten. In der zweiten Ansicht kann eine Verbindung zu einem Myo Armband aufgebaut werden. Sobald das Armband manuell verbunden wurde, kann in der dritten Ansicht eine neue Messung aufgenommen und gespeichert werden.

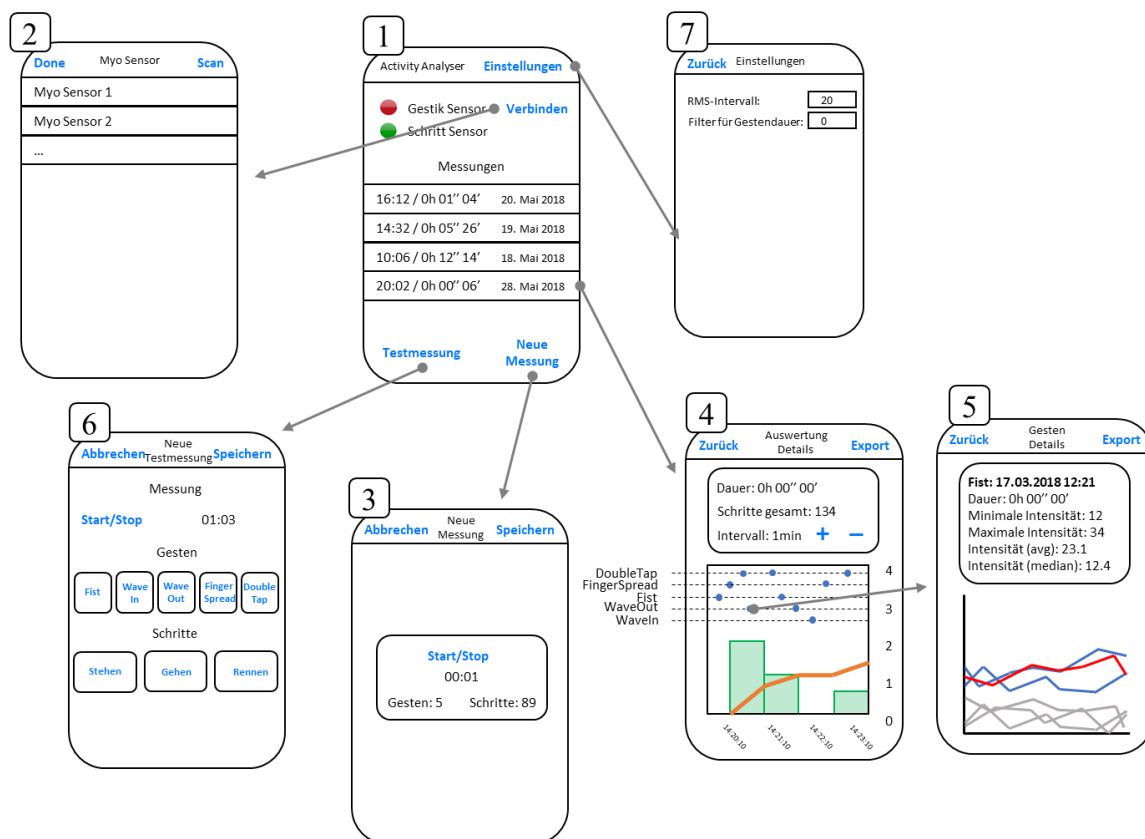


Abbildung 5: Übersicht der geplanten Benutzeroberflächen als Mockup

Die vierte Ansicht ist über die Liste mit den Messungen aus dem Hauptmenu erreichbar und visualisiert die Ergebnisse der bereits erfassten Messungen. Durch die Interaktion mit den Gesten auf dem Diagramm der Auswertung kann auf die fünfte Ansicht gewechselt werden, welche im Sinne der fakultativen Anforderung N2 eine detaillierte Darstellung der berechneten EMG-Daten visualisiert. Die sechste Ansicht ermöglicht die Aufnahme von Referenzmessungen aufgrund von Beobachtungen und deckt somit die fakultative Anforderung (N5) zur Erfassung von Testmessungen ab. Aufgrund der fakultativen Anforderung (N4) wird definiert, dass die Möglichkeit bestehen soll, Änderung an Berechnungsparametern vorzunehmen. Dies erfolgt über die sechste Ansicht, welche durch das Hauptmenu über den abgebildeten Button erreicht wird.

### 5.1.2 Hauptmenu

Bevor in einer neuen Messung Handbewegungen erfasst werden können, soll zuerst manuell eine Verbindung mit dem EMG-Sensor aufgebaut werden. Dies entspricht der Anforderung F1 und wird durch die Benutzeroberfläche im Mockup der Abbildung 6 visualisiert. Durch die farbigen Bullets hinter dem jeweiligen Sensor, ist der aktuelle Verbindungsstatus ersichtlich. Die Anforderung F2 verlangt die Koppelung eines Schrittsensors. Im Gegensatz zum Myo Armband wird der Schrittsensor automatisch verbunden.

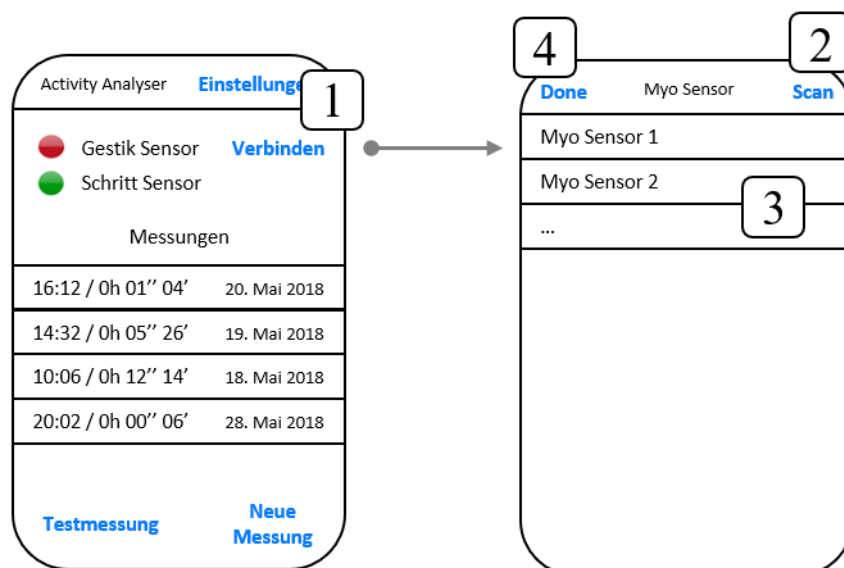


Abbildung 6: Mockup zur initialen Verbindung des EMG-Sensors

**Myo Gesture Control Armband verbinden (1):** Mit diesem Button gelangt man auf die Übersicht, welche die Anzeige und Koppelung der umliegenden Myo Armbänder ermöglicht.

**Nach Armbändern in der Umgebung suchen (2):** Bevor jedoch ein EMG-Sensor angezeigt wird, muss auf den Scan-Button gedrückt werden. Dieser löst den Bluetooth Suchprozess aus.

**Nach Armbändern in der Umgebung suchen (3):** Sobald das gewünschte Myo Armband ersichtlich wird, soll durch einen einzigen Klick auf den Eintrag in der Liste eine Verbindung aufgebaut werden.

**Zum Hauptmenu zurückkehren (4):** Dieser Button soll die Rückkehr auf das Hauptmenu ermöglichen.

### 5.1.3 Aufnahme einer Messung

Die Anforderung F3 definiert, dass die Datenerhebung durch einen manuellen Start und Stopp erfolgen soll. Die entsprechenden Benutzeroberflächen und deren Elemente sind in der Abbildung 7 ersichtlich.

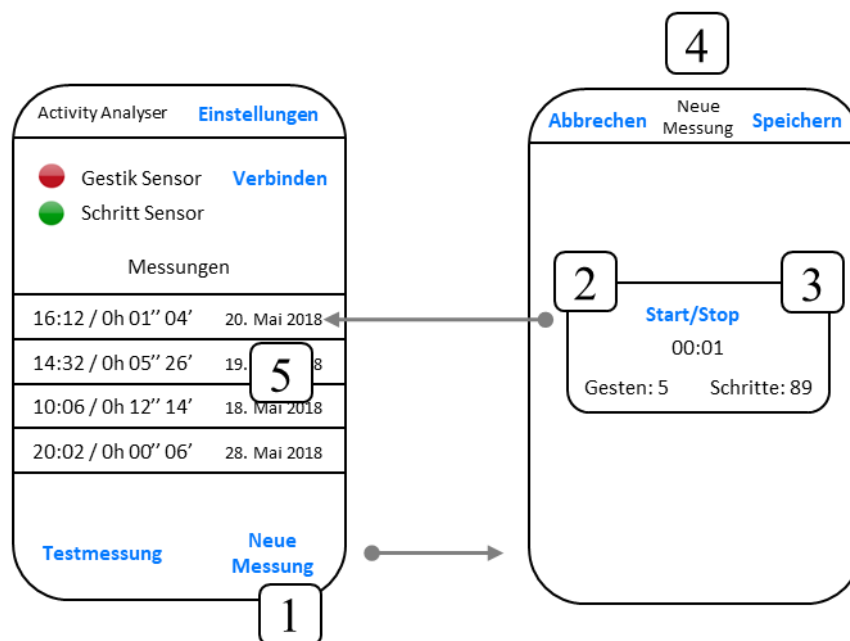


Abbildung 7: Mockup zur Erfassung neuer Messungen

**Zur Ansicht einer neuen Messung wechseln (1):** Mit dem «Neue Messung» Button wird auf die Ansicht gewechselt, die es ermöglicht eine neue Aufnahme zu starten und zu stoppen.

**Messung starten (2):** Sobald eine Messung gestartet werden soll, kann mit dem «Start» Button die Aufnahme von Gesten und Schritten initialisiert werden. Entsprechend der Anforderung F4 und F5 werden ab diesem Zeitpunkt die Schritt- und Handaktivitäten simultan vom Prototypen ausgelesen. Während der Aufnahme wird im selben Feld ein

Timer anzeigt, der zur Orientierung der vergangenen Zeit dienen soll. Unterhalb dessen wird zusätzlich die Anzahl der erkannten Schritte und Gesten zur Laufzeit visualisiert.

**Messung stoppen (3):** Entsprechend der Anforderung F3 kann die Messung manuell mit dem «Stop» Button beendet werden.

**Messung speichern oder verwerfen (4):** Nachdem Aktivitäten durch den Prototyp erfasst wurden, soll die Messung entweder gespeichert oder verworfen werden können. Durch die Betätigung des «Speichern» Buttons werden entsprechend der Anforderungen F6 und F7, die Rohdaten zuerst bereinigt, vorverarbeitet und anschliessend persistiert. Wenn jedoch der «Abbrechen» Button ausgelöst wird, so werden alle erfassten Daten dieser Messung verworfen.

**Gespeicherte Messung darstellen (5):** Sobald der Prozess des Vorverarbeitens und Speicherns durchlaufen wurde, kehrt der Prototyp automatisch zum Hauptmenu zurück und fügt die neue Messung als oberster Eintrag der Liste hinzu.

#### 5.1.4 Auswertung einer Messung

Im Sinne der Anforderung F9, sollen die bereits persistierten Messungen über die Benutzeroberfläche für eine detaillierte Anzeige geladen werden können. Die entsprechenden Oberflächen und Elemente sind in der Abbildung 8 ersichtlich.

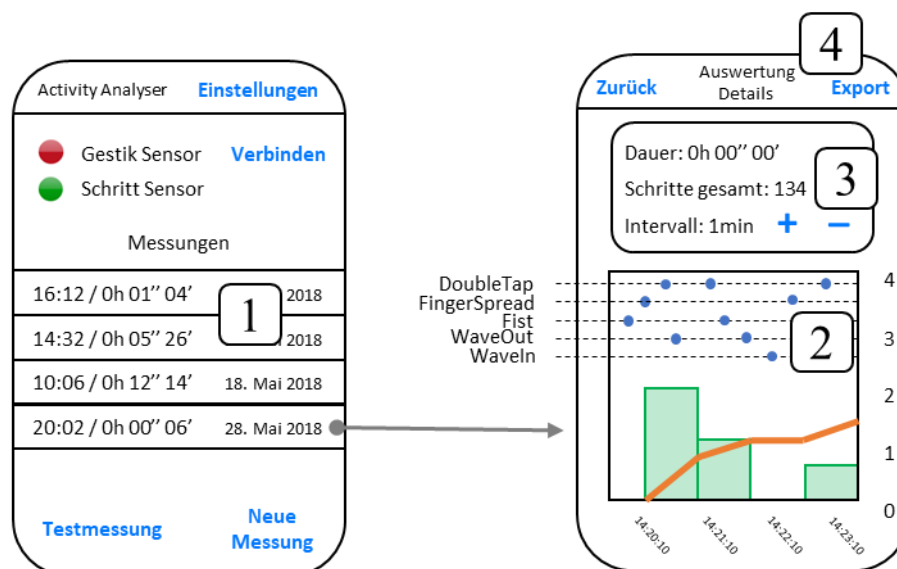


Abbildung 8: Mockup zur Einsicht von bestehenden Messungen

**Anzeigen oder Löschen einer Messung (1):** Entsprechend der Anforderung F8, sollen gespeicherte Messungen auch gelöscht werden können. Dies wird anhand der Liste ermöglicht, indem ein Eintrag nach links gewischt wird. Durch diese Interaktion soll ein

«Löschen» Button erscheinen. Um die persistierten Messung entsprechend der Anforderung F9 für eine detaillierte Auswertung zu laden und die Ansicht zu wechseln, reicht das einmalige Betätigen des jeweiligen Messungseintrags aus der Liste des Hauptmenüs.

**Auswertung der Messdetails in einem Diagramm (2):** Entsprechend der Anforderung F10 sollen die Messwerte einer Aufnahme in einem Diagramm dargestellt werden. Entsprechend der Anforderungen sollen durch den Prototyp zwei Ansichten ermöglicht werden. Die erste Diagrammansicht beinhaltet die detaillierte Darstellung aller Gesten und Schritte eines Messzeitraums, die durch den Prototyp erfasst werden und erfüllt somit die fakultative Anforderung N1. Im Sinne der Anforderung F10 werden in der zweiten Ansicht die Messergebnisse entsprechend dem selektierten Intervall zusammengefasst und in konsolidierter Form dargestellt.

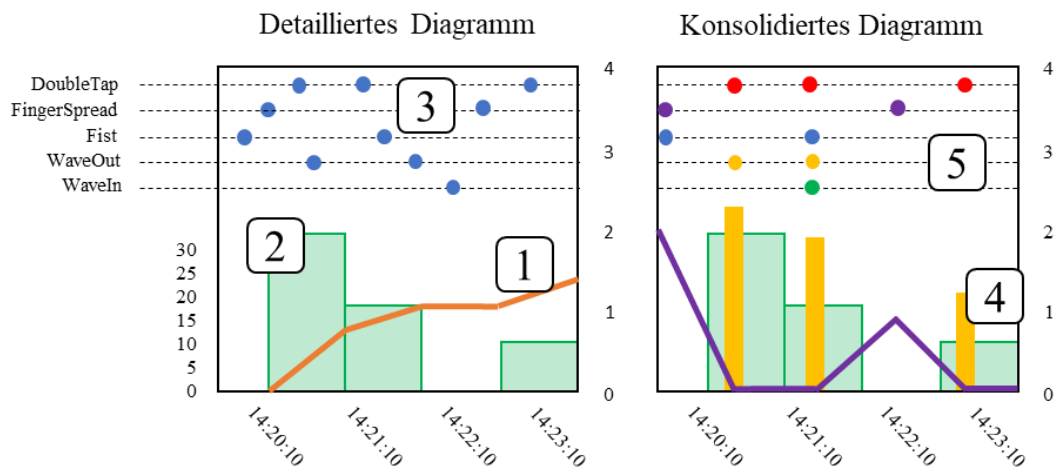


Abbildung 9: Mockup eines Diagramms zur Darstellung von Messwerten

Das Diagramme in Abbildung 9 werden durch zwei vertikale Achsen definiert. Die linke Vertikalachse, dient beim detaillierten Diagramm zur Visualisierung der kumulierten Anzahl der Schritte in einem Liniendiagramm (1). In der konsolidierten Ansicht werden anhand der vertikalen Achse die Schrittfrequenz als Balkendiagramm (4) und die quantifizierten Gesten per Liniendiagramm dargestellt. Die rechte Vertikalachse definiert anhand der grün ausgefüllten Linien (2) in beiden Diagrammtypen, die allgemeinen Aktivitätszustände: Stehen bei null, Gehen bei eins und Rennen bei zwei. Die Gesten im Punktdiagramm (3,5) werden sowohl in der detaillierten als auch in der konsolidierten Ansicht aufgrund der rechten Achse dargestellt und befinden sich zwischen den Werten

2.5 und vier. Die Abbildung 9 visualisiert zudem zu jeder Linie den entsprechenden Gestentyp. Die Horizontalachse definiert immer die Zeitdimension einer Messung.

Aus der fakultativen Anforderung N2 geht hervor, dass für jede einzelne Geste eine Übersicht bereitgestellt werden soll, welche es ermöglicht, ihre Eigenschaften und die Zwischenresultate der Intensitätsberechnung darzustellen. Die Planung hierfür befindet sich in der Abbildung 10, welche neben einigen errechneten Eigenschaften zur Geste auch die geglätteten EMG-Kurven der acht Sensoren des Myo Armbands darstellt. Dabei sollen diejenigen Pods grau eingefärbt werden, welche nicht in die Berechnung der Intensität einbezogen werden. Alle anderen Kurven werden folglich blau eingefärbt und die errechnete Intensitätskurve soll die Farbe Rot tragen.

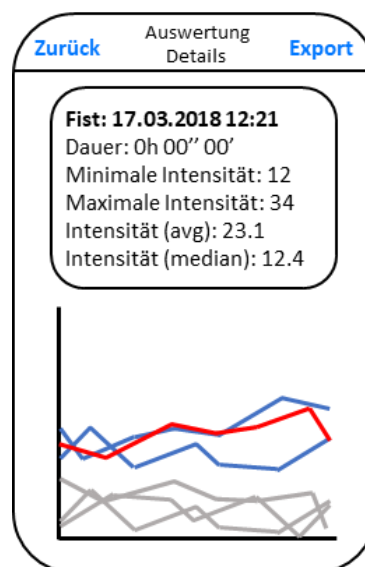


Abbildung 10: Mockup der detaillierten Auswertung einer Geste

**Zusammenfassung und Anzeigintervall ändern (3):** In diesem Bereich der Auswertungsansicht werden einige Details zur Messung dargestellt. Zudem soll durch das Betätigen der «+» und «-» Buttons das dargestellte Konsolidierungsintervall entsprechend der Anforderung F11 verändert werden können

**Messungsdetail exportieren (4):** Im Sinne der Anforderungen F12 sollen mit dem «Export» Button, die Messdaten für eine externe Analyse exportiert werden können.



## 6 Technische Dokumentation

In diesem Kapitel werden die technischen Grundlagen zur Entwicklung des Prototyps beschrieben. Zum einen werden die Faktoren erläutert, welche zur Entscheidungsfindung der verwendeten Technologien geführt haben und zum anderen werden die eingesetzten Lösungsansätze der wichtigsten Kernfunktionen beschrieben.

### 6.1 Verwendete Technologien

Der folgende Abschnitt beinhaltet Informationen und Entscheidungsgrundlagen zu den verwendeten Technologien.

#### 6.1.1 Programmiersprache

Die Auswahl einer geeigneten Programmiersprache für die Umsetzung des Prototyps richtet sich nach den Anforderungen, die sich aus der Zieldefinition ergeben. Wie bereits im Kapitel 4 festgehalten wurde, liegt der Schwerpunkt dieser Arbeit hauptsächlich in der Entwicklung einer mobilen Applikation, die neben der Erfassung der Schrittaktivität auch die aktuell unterstützten Gesten des Myo Gesture Control Armbands per Bluetooth erheben soll. Diese Tatsache stellt eine erste Einschränkung bezüglich der Auswahlmöglichkeiten einer geeigneten Programmiersprache dar. Für den beschriebenen Datenaustausch zwischen dem Myo Armband und dem Prototyp bietet Thalmic Labs Schnittstellen, auch Application Programming Interfaces (API) genannt, an. Im Rahmen einer detaillierten Analyse der offiziellen APIs für Android und iOS wurde jedoch festgestellt, dass der Datentransport der benötigten Sensorrohdaten nur bei der iOS API zur Verfügung steht. Der Thalmic Labs (2018) nimmt folgende Stellung dazu: “Currently only the Windows, Mac and iOS SDKs have access to raw EMG data. We do not have a timeline for when the Android SDK will receive access.”

Um derzeit per Android an die unverarbeiteten EMG-Daten zu gelangen, muss das Bluetooth-Protokoll implementiert werden, welches Thalmic Labs veröffentlicht hat (Lam, 2016, S. 33). Eine eigenständige Recherche auf GitHub hat ergeben, dass bereits inoffizielle Android APIs existieren, welche das Bluetooth-Protokoll implementiert haben. Nachteile bei der Verwendung der genannten APIs liegen in der fehlenden Dokumentation und einem nicht vorhandenen Support. Zudem besteht bei der Verwendung von inoffiziellen Softwarepaketen das Risiko, dass Anpassungen für kommende Updates ausbleiben und somit die langfristige Funktionsfähigkeit nicht garantiert ist. Aus diesem Grund wurde im Rahmen dieser Arbeit entschieden, die offizielle Myo Gesture Control API für iOS zu verwenden. Um eine iOS-Applikation

implementieren zu können, wird die Entwicklungsumgebung Xcode von Apple benötigt (Apple, 2018f). Xcode unterstützt die Programmiersprachen Objective-C und Swift (Apple, 2018f). Objective-C ist eine Weiterentwicklung von C und ergänzt diese mit Elementen, die eine objektorientierte Programmierung erlauben (Ebert, 2018). Swift wurde erstmals im Jahre 2014 öffentlich vorgestellt und hat sich aufgrund seiner vereinfachten und modernen Syntax zur bevorzugten Alternative zu Objective-C etabliert (Ebert, 2018). Zudem wirbt Apple (2018e) auf seiner Webseite mit einer mehrfach besseren Leistung von Swift im Vergleich zu Objective-C und Python. Ebert (2018) erläutert jedoch, dass bei der Entwicklung der von Xcode unterstützten Sprachen auf ihre Kompatibilität geachtet wurde. Dies bedeutet, dass man in einem Projekt beide Sprachen verwenden kann.

Da es sich im Rahmen dieser Arbeit um die Entwicklung eines Prototyps handelt, stehen neben der einfachen und logischen Umsetzung auch die Aspekte der Leserlichkeit und Verständlichkeit im Vordergrund. Aus diesem Grund wird der Prototyp auf der Basis von Swift programmiert, wobei zu beachten ist, dass einzelne Programmteile aus externen Quellen auch in Objective-C geschrieben sein können.

### **6.1.2 Integrierte Entwicklungsumgebung**

Für die Entwicklung von Applikationen vereinfachen Integrated Development Environments, kurz IDE, den Entwicklungsprozess durch die integrierte Bereitstellung verschiedener Funktionen wie Autovervollständigung und Code-Formatierung (Elsholz, 2009, S. 89). Für die Entwicklung einer iOS Applikation empfiehlt sich Xcode als IDE zu verwenden, da es alle nötigen Funktionen und Editoren kostenlos bereitstellt, die für eine mobile iOS Software benötigt werden. Xcode beinhaltet neben den üblichen Funktionen wie einem Quellcodeeditor oder dem Projekt-Manager auch den Editor für die Erstellung einer komplexen Benutzeroberfläche (Apple, 2018f). Zudem beinhaltet Xcode einen mobilen Simulator, der es ermöglicht Applikationen direkt auf dem Computer auszuführen und zu testen (Apple, 2018f).

Für die Entwicklung des Prototyps wird hinsichtlich der genannten Aspekte Xcode als integrierte Entwicklungsumgebung verwendet, da so unter Berücksichtigung aller definierten Anforderungen eine einfache und verständliche Lösung bereitgestellt werden kann. Zudem beinhaltet Xcode das komplette Framework zur Erstellung der Benutzeroberfläche, wodurch der Entwicklungsprozess zusätzlich erleichtert wird.

### 6.1.3 Build-Management und Dependency Automatisierung

Build-Management beschreibt den Prozess der Zusammenstellung verschiedener Softwaredateien unterschiedlicher Projekte bestehend aus dem projekteigenem Quellcode oder auch externen Libraries (Spiller, 2011, S. 52). Da der Aufwand des Zusammenführens und Verwaltens verschiedener Projektquellen mit zunehmender Projektgrösse steigt, werden Automatisierungswerkzeuge verwendet, die diese Arbeit übernehmen (Spiller, 2011, S. 52). Im Rahmen dieser Arbeit wird Xcode als integrierte Entwicklungsumgebung verwendet, welche das entsprechende Build-Management-Werkzeug beinhaltet. Somit wird keine externe Software für diesen Prozess benötigt.

Die Entwicklung des vorliegenden Prototyps beinhaltet unter anderem auch die grafische Darstellung der gewonnenen Daten in einem Diagramm. Diese Funktionalität ist nicht Teil von Apples bereitgestellten Softwarekomponenten und muss aus einer externen Quelle importiert werden. An dieser Stelle bietet sich ein Dependency-Manager an, der das importieren von Bibliotheken und Frameworks von Drittanbietern vereinfacht (Brigance, 2017). Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird CocoaPods verwendet, der nach Brigance (2017) der erste offizielle und weitverbreitetste Dependency-Manager für iOS darstellt.

### 6.1.4 Verwendete Frameworks

Nachfolgend werden die zusätzlich verwendeten Frameworks erläutert, welche im Rahmen der Umsetzung des Prototyps eingesetzt werden.

#### 6.1.4.1 MyoKit iOS SDK

Für die Kommunikation zwischen dem zu entwickelnden Prototyp und dem Myo Gesture Control Armband wird das offizielle Framework namens MyoKit von Thalmic Labs verwendet. Mit der Version 0.5.0 wurde erstmals eine vollumfängliche API mit Zugriff auf die EMG-Rohdaten für iOS veröffentlicht (Thalmic Labs, 2015). Das Projekt befindet sich aktuell in der Version 0.5.2 und ist in Objective-C geschrieben (Thalmic Labs, o.J.b). Um das Framework mit der Programmiersprache Swift zu verwenden, muss im Xcode Projekt ein Objective-C Briding Header erstellt werden (Thalmic Labs, o.J.b). Auf Thalmic Labs (o.J.b) befindet sich eine detaillierte Anleitung hierfür.

#### 6.1.4.2 Core Motion

Das Core Motion Framework von Apple beinhaltet unterschiedliche Klassen sowohl für den Zugriff auf die von der iOS-Hardware aufgezeichneten Rohwerte als auch auf die verarbeitete Version dieser Werte (Apple, 2018c). Für die Erfassung der Schrittaktivität

verwendet der Prototyp zwei Klassen aus dem Framework. Mit einem Objekt der Klasse CPedometer, welche ab der iOS Version 8.0 verfügbar ist, können zur Laufzeit die Anzahl von gemachten Schritten erfasst werden (Apple, 2018b). Die zweite Klasse CMMotionActivity, welche ab der iOS Version 7.0 verfügbar ist, liefert zur Laufzeit eine Klassifizierung der Aktivität des Anwenders (Apple, 2018a).

#### *6.1.4.3 Charts Framework*

Die von Daniel Cohen Gindi entwickelte Charts Library ermöglicht die Erstellung von dynamischen und individuell gestaltbaren Diagrammen (Gindi, 2018). Die Library ist ein Abbild des MPAndroidChart Frameworks, welches für das Android Ökosystem entwickelt wurde, wobei sich die beiden Frameworks im Aufbau und der Logik kaum unterscheiden (Gindi, 2018). Wie auch MPAndroidChart für Android ist Charts für iOS ein weitverbreitetes Framework für die Erstellung von visuellen Diagrammen (Gindi, 2018). In der Bibliothek von CocoaPods befindet sich das Projekt aktuell in der Version 3.1.1 und wurde im April 2018 zuletzt aktualisiert (Gindi, 2018). Im Rahmen dieser Arbeit wird die Charts Library für die Visualisierung der Messresultate verwendet.

#### *6.1.4.4 Multi Select Segmented Control*

Die Library Multi Select Segmented Control ist eine Erweiterung einer Standardklasse aus der Komponentenpalette von Xcode (Sharon, 2017). Entgegen der Standardausführung von Apple ermöglicht diese Erweiterung die multiple Auswahl der einzelnen Knöpfe des GUI Elements (Sharon, 2017). In der Bibliothek von CocoaPods wurde das Projekt zuletzt im November 2017 aktualisiert (Sharon, 2017). Diese Erweiterung wird im Sinne der fakultativen Anforderung N3 für die manuelle Änderung der Anzeigeoptionen des visuellen Diagramms verwendet.

### **6.1.5 EMG-Sensor**

Die grundlegenden Informationen zum Myo Gesture Control Armband wurden im Kapitel 4.1 beschrieben. Um die benötigten Sensordaten des verwendeten EMG-Sensors verarbeiten zu können, wird zwingend eine Verbindung zwischen dem Prototyp und dem Sensor benötigt. Hierfür wird das offizielle MyoKit Framework von Thalmic Labs verwendet.

### **6.1.6 Schrittsensor**

Aus den Anforderungen im Kapitel 4 geht hervor, dass neben den Gesten auch die Schrittaktivität erfasst werden soll. Hierfür wird ein geeigneter Schrittsensor benötigt.

Wie in diesem Kapitel bereits definiert, wird der Prototyp als iOS Applikation umgesetzt, die auf einem iOS fähigen Gerät wie dem Apple iPhone oder iPad ausgeführt werden kann. Apple liefert ab der iOS Version 4.0 das integrierte Core Motion Framework, welches Zugriff auf Bewegungs- und Umweltbezogene Daten von der Onboard-Hardware ermöglicht (Apple, 2018c). Im Detail erhält man durch die Verwendung des Core Motion Frameworks direkten Zugriff auf die integrierten Sensoren von iOS-Geräten wie Beschleunigungssensoren, Gyroskopen, Schrittzähler, Magnetometer und Barometer (Apple, 2018c). Hinsichtlich der Anforderung einer einfachen und verständlichen Umsetzung wird im Rahmen dieser Arbeit auf die Evaluation und Einbindung eines Sensors von Drittanbietern verzichtet und stattdessen der von Haus aus bereitgestellte Pedometer von Apple verwendet.

### 6.1.7 Übersicht der eingesetzten Technologien

In der Tabelle 4 werden alle beschriebenen Technologien und die entsprechenden Versionen zusammengefasst, die im Rahmen der Implementierung des Prototyps verwendet werden.

Name	Version	Beschreibung
Xcode	9.3	Entwicklungsumgebung
Swift	4.1	Programmiersprache für die Implementierung
CocoaPods	1.4.0	Dependency-Manager
MyoKit iOS SDK	0.5.2	iOS API für die Kommunikation mit dem Myo Gesture Control Armband
Core Motion	-	iOS Framework für den Zugriff auf die Sensoren der iOS-Hardware
Charts	3.1.1	Framework für die Erstellung von visuellen Diagrammen
Multi Select Segmented Control	-	Erweiterung eines grafischen Elements von iOS
Myo Gesture Control Armband	-	Hardware für die Erfassung von Gesten
Apple Pedometer	-	Hardware zur Erfassung von Schritten

Tabelle 4: Zusammenfassung der eingesetzten Technologien

## 6.2 Allgemeine Datenverarbeitung

Die Aufgabe des Prototyps ist die simultane Datenerfassung der beiden Sensoren, die in den vorhergehenden Kapiteln bereits ausführlich beschrieben wurden. Damit die Daten anschliessend ausgewertet werden können, müssen sie zuerst verarbeitet werden. Insbesondere die erfassten EMG-Daten der einzelnen Gesten, sind in ihrer Rohform aufgrund der beschriebenen Einflussfaktoren aus Kapitel 2.5.2 für eine anschliessende Auswertung noch nicht geeignet. Zusätzlich hat der Prototyp die Aufgabe aus den EMG-Rohdaten einerseits die Intensität als auch die Dauer abzuleiten. Es ist zu beachten, dass der Prototyp fähig sein soll, Daten für einen Messungszeitraum von mehreren Stunden zu erfassen. Im Rahmen eines Tests des vorliegenden Prototyps zur Speicherung aller Rohdaten eines mehrstündigen Messungsintervalls wurde ersichtlich, dass die Applikation eine Datei von mehreren hundert Megabytes exportierte. Implizit steigt die Datenmenge mit der zunehmenden Messungsdauer. Hinsichtlich der begrenzten Systemressourcen von iOS Geräten und der erläuterten Datenmenge wurde für die Informationsverarbeitung ein Vorgehen konzipiert, welches die rechenintensiven Datenverarbeitungsschritte nach Beendigung eines Messintervalls einmalig durchläuft, wobei die Resultate anschliessend zwischengespeichert werden. Somit ist garantiert, dass während der Auswertung keine weiteren Systemressourcen für die Verarbeitung der Rohdaten benötigt werden. Die nachfolgende Abbildung 11 beschreibt den Prozess der allgemeinen Datenverarbeitung. Ziel dabei ist die Visualisierung der wichtigsten Prozessschritte im Sinne der Verständlichkeit und nicht der technisch korrekten Abbildung der Implementation. Aus diesem Grund ist zu beachten, dass die definierten Aktivitäten einen zusammenfassenden Charakter aufweisen. Die grauhinterlegten Aktivitäten aus Abbildung 11 werden in den kommenden Abschnitten dieses Kapitels noch weiter vertieft.

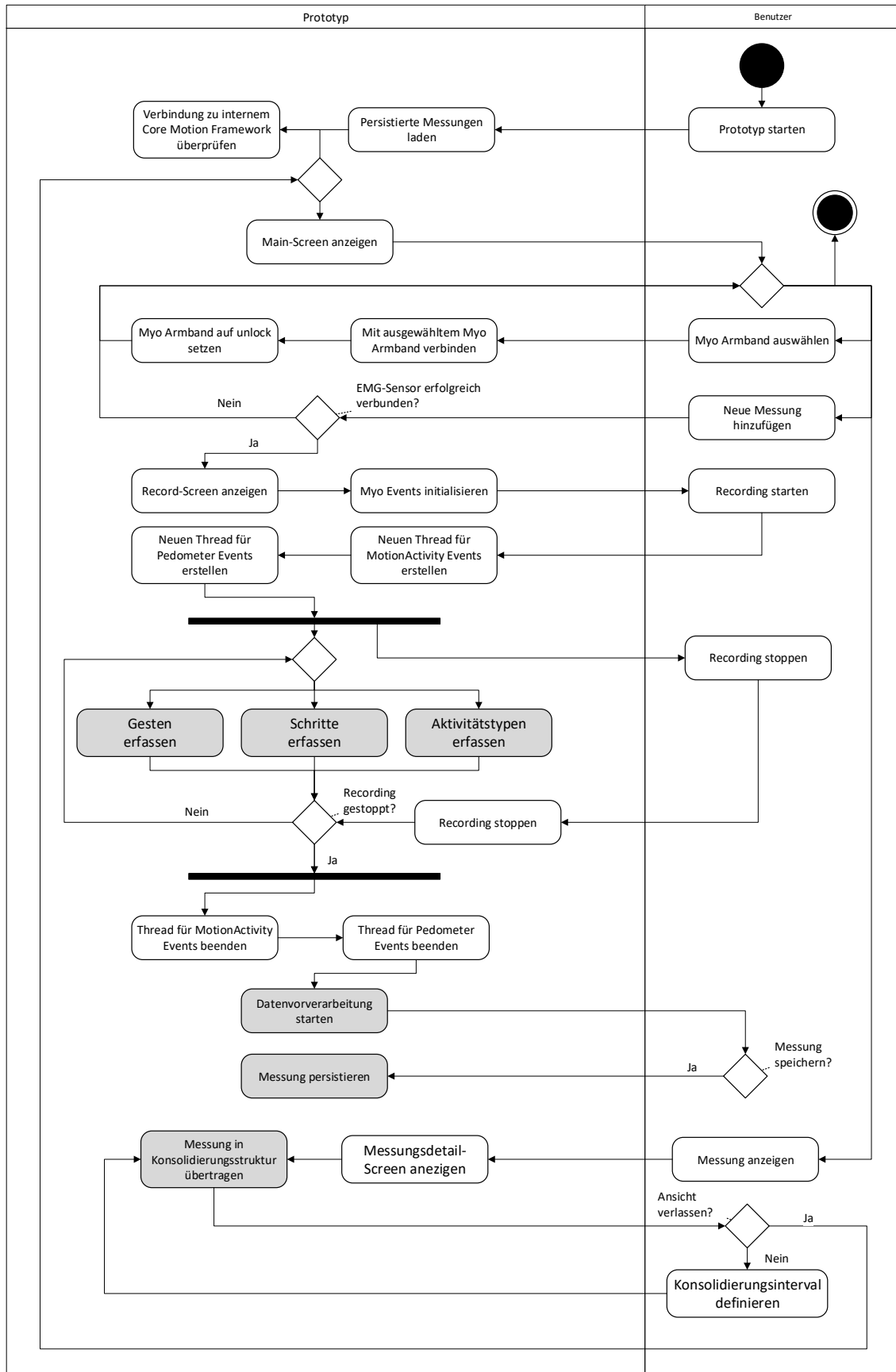


Abbildung 11: Aktivitätsdiagramm der allgemeinen Datenverarbeitung

### 6.3 Allgemeine Datenstruktur

Eine der Hauptaufgaben des Prototyps ist die Erfassung von Sensordaten, welche in einer zeitlichen und hierarchischen Abhängigkeit zueinanderstehen. Diesbezüglich ist die funktionsgemäße Organisation der Daten einer der zentralen Punkte dieser Arbeit. Die Abbildung 12 zeigt ein Klassendiagramm mit der grundlegenden Datenstruktur für die Erfassung, Verarbeitung und Speicherung von Messungen. Sobald eine neue Messung vom Anwender gestartet wird, erstellt der Prototyp neue Instanzen der vorliegenden Klassen. Zu beachten ist, dass anhand zwei unterschiedlichen Konstruktoren für jede Klasse entweder eine neue Messung erstellt oder eine bestehende Messung aus dem Filesystem geladen werden kann. Der erste Konstruktor beinhaltet für jede Klasse nur die wichtigsten Parameter, die bei der Instanziierung bereits existieren.

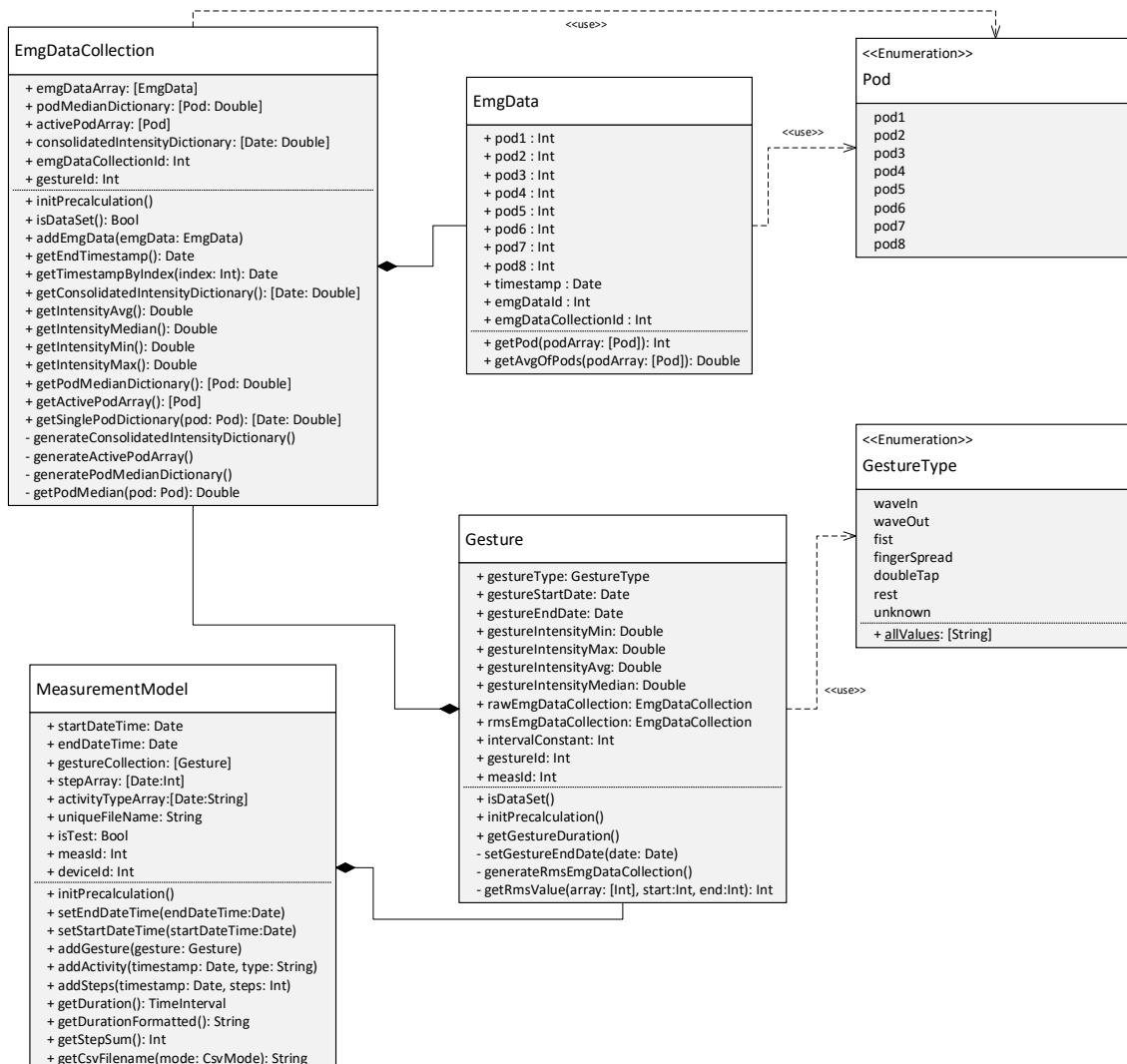


Abbildung 12: Klassendiagramm der Grundstruktur für die Verarbeitung der Messungen



Im Falle des Ladens von persistierten Messungen aus dem Filesystem des zugrundeliegenden Gerätes, werden alle Membervariablen der einzelnen Klassen aus der Abbildung 12 dem Konstruktor übergeben. In diesem Klassendiagramm wurde aufgrund der Übersichtlichkeit auf die Darstellung der erläuterten Konstruktoren verzichtet.

In den folgenden Abschnitten werden die einzelnen Klassen und ihre Funktion beschrieben.

**MeasurementModel:** Die Klasse MeasurementModel ist das grundlegende Objekt einer Messung. Zu jeder Messung, die auf dem Prototyp eingesehen werden kann, existiert eine Instanz dieser Klasse. In ihr werden, neben anderen Parametern, die weiteren Klasseninstanzen zu den Schritten und Gesten eines Erfassungsintervalls gespeichert. Das Objekt MeasurementModel ist hierarchisch gesehen somit auf der höchsten Stufe.

**Gesture:** Ein Objekt der Klasse Gesture enthält alle notwendigen Informationen über eine aufgezeichnete Geste und dient als Zwischenspeicher der aus den Rohdaten vorberechneten Grössen. Neben den vorberechneten Parametern enthält sie zwei Instanzen der Klasse EmgDataCollection. Die erste Instanz wird während der Aufnahme für jede registrierte Geste erstellt und beinhaltet alle dazugehörigen EMG-Rohdaten. Nachdem die Aufnahme gespeichert wurde, erstellt die Klasse Gesture basierend auf diesen Rohdaten eine zweite Instanz mit der geglätteten Version. Eine detaillierte Ausführung hierzu befindet sich in Kapitel 6.7. Zudem beinhaltet sie auch die definierte Konstante des Zeitfensters, welche für die Glättung der EMG-Rohdaten verwendet wird, da dieser Parameter in den System-Einstellungen geändert werden kann.

**EmgDataCollection:** Diese Klasse beinhaltet wie bereits erwähnt alle EMG-Datenpunkte für die Dauer einer Geste. Es ist zu beachten, dass die EMG-Daten in entsprechender Form, roh oder geglättet, vorliegen, wie sie der Klasse EmgDataCollection übergeben wurden. Auf der Basis der genannten Daten hat die vorliegende Klasse die Aufgabe, die im Rahmen der Anforderung definierten Parameter zu berechnen. Hierfür beinhaltet sie alle Funktionen um dies zu bewerkstelligen. Der genaue Ablauf dieser Berechnungen wird in den nachfolgenden Kapiteln vertieft.

**EmgData:** Ein Objekt der Klasse EmgData charakterisiert ein EMG-Messpunkt für jeden der acht Myo Pods an einem spezifischen Zeitpunkt. Dadurch ist diese Klasse grundsätzlich ein Speicherplatz, der zusätzlich die Aufgabe hat, für einen jeweiligen Zeitpunkt die Messungen derjenigen Pods zu mitteln, welche für eine Geste ausschlaggebend sind. Hierfür müssen der Klasse jedoch die zu mittelnden Pods von extern übergeben werden.

#### **6.4 Benutzeroberfläche**

Eine genaue Beschreibung der Benutzeroberfläche befindet sich in Anhang G.

## 6.5 Gestenerkennung

Im folgenden Abschnitt wird auf die technische Umsetzung der Gestenerkennung und der Berechnung ihrer Dauer eingegangen. Als Lieferant der Rohdaten für diese Messungen wird das Myo Gesture Control Armband verwendet. Eine detaillierte Beschreibung zum Armband von Thalmic Labs befindet sich im Kapitel 4.1.

### 6.5.1 Erfassung der Gesten

Die MyoKit API für iOS stellt verschiedene Events zur Verfügung, welche für den Empfang von Live-Daten verwendet werden können (Thalmic Labs, o.J.b). Die Benachrichtigungen über neue Daten werden über den globalen Benachrichtigungs- und Versandmechanismus «NSNotificationCenter» von iOS gehandhabt (Thalmic Labs, o.J.b). Sobald das Myo Armband eine Gestenänderung registriert, löst der interne Benachrichtigungsmechanismus, eine Funktion des Prototyps aus, die unter anderem für die Speicherung der aktuell erkannten Geste zuständig ist (Thalmic Labs, o.J.b).

An dieser Stelle muss beachtet werden, dass die MyoKit SDK neben den Events für die fünf Gesten, welche im Kapitel 4.1 beschrieben wurden, zusätzliche Benachrichtigungen auslöst, sobald der Anwender keine Geste macht oder die Geste vom Myo Armband nicht erkannt wird. Somit wird dem Prototyp für jede Gestenänderung eine Klassifikation aus der Tabelle 5 übermittelt.

Um zu erkennen, wenn eine Hauptgeste endet, werden die beiden Übergangsgesten «Unkown» und «Rest» verwendet. Zudem wird die Unterscheidung zwischen Haupt- und Übergangsgeste im Prototyp auch zur Verbesserung der Performanz eingesetzt, indem die Rohdaten der Geste nur solange erfasst werden, wie diese dauert.

<b>Geste</b>	<b>Beschreibung</b>
Fist	User is making a fist.
WaveIn	User has an open palm rotated towards the posterior of their wrist.
WaveOut	User has an open palm rotated towards the anterior of their wrist.
FingersSpread	User has an open palm with their fingers spread away from each other.
DoubleTap	User taps their thumb to their middle finger twice.
Unknown	Unknown pose.
Rest	Rest pose.

Tabelle 5: Gestenklassifikationen von dem iOS MyoKit SDK in Anlehnung an Thalmic Labs (o.J.b)

Die Abbildung 13 beschreibt schematisch die einzelnen Aktionen, welche durchlaufen werden, solange eine funktionierende Bluetooth Verbindung zwischen dem Myo Gesture Control Armband und dem Prototyp existiert. Der Fokus liegt hierbei auf der Veranschaulichung der Gestenerfassung und nicht in der detailgetreuen Wiedergabe der Implementierung. Zudem visualisiert das Diagramm die Aktivitätsschritte zur Aufnahme einer einzelnen Geste bei einem Gestenwechsel.

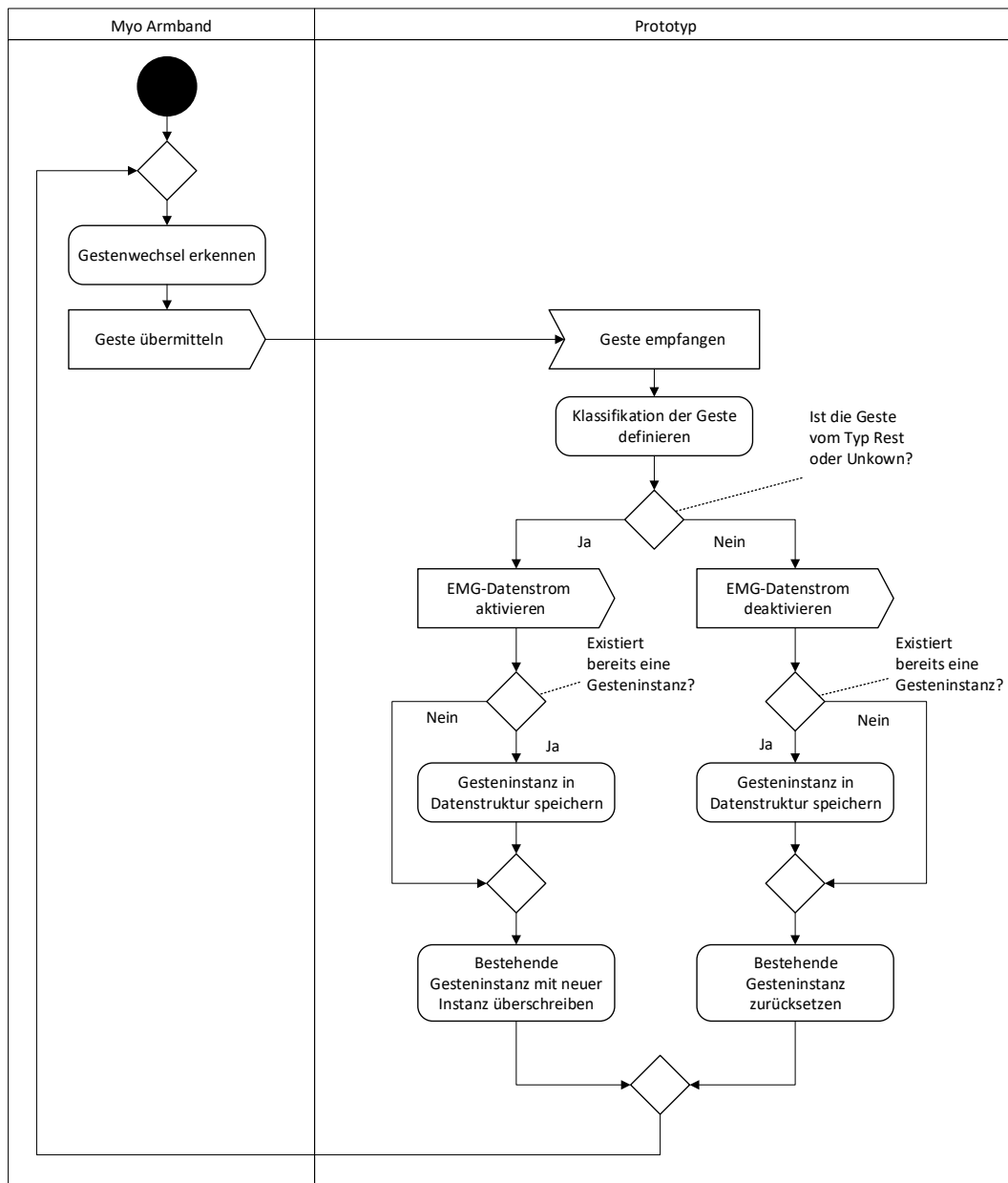


Abbildung 13: Aktivitätsdiagramm zur Erfassung einer neuen Geste

Da im Rahmen der Anforderungen nicht nur die Klassifizierung einer Geste, sondern auch die Dauer und Intensität erhoben werden soll, erfasst der Prototyp für jede Anwendergeste

entsprechend ihrer Dauer die Rohdaten der EMG-Sensoren aller acht Pods. Um Systemressourcen zu schützen wird der ressourcenintensive EMG-Rohdatenstrom, nur solange aufrechterhalten, wie eine Geste auch wirklich dauert. Dies wird anhand der beiden Signale aus der Abbildung 13 erzielt, welche dem Myo Armband mitteilen, dass der EMG-Datenstrom entweder aktiviert oder deaktiviert werden soll. Die Abbildung 14 visualisiert den Prozess zur Erfassung des EMG-Rohdatenstroms, welcher durch den beschriebenen Mechanismus bei jedem Gestenwechsel über die entsprechenden Signale automatisch gestartet und gestoppt wird.

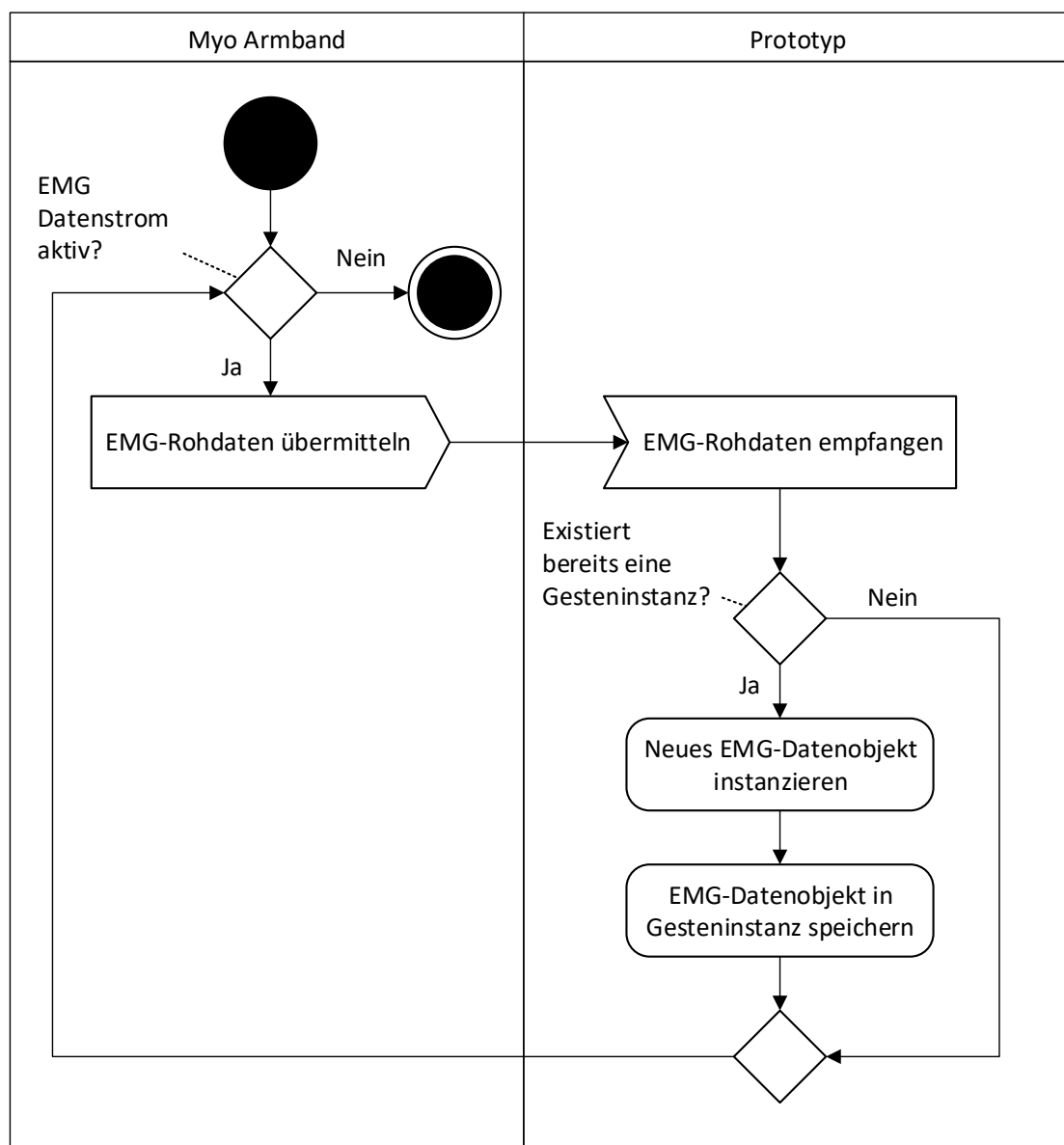


Abbildung 14: Aktivitätsdiagramm für die Erfassung des EMG-Rohdatenstroms

Bis zum nächsten Gestenwechsel werden entsprechend der Angaben von Thalmic Labs (2015) mit jeweils 200 Herz EMG-Signale an den Prototypen gesendet, von diesem erfasst und in der aktuellen Gesteninstanz abgespeichert. Sobald die Geste wechselt, wird der EMG-Datenstrom unterbrochen und die alte Gesteninstanz zusammen mit den EMG-Rohdaten im Datenmodell des Prototyps abgespeichert. Am Ende einer Messeinheit beinhaltet das Datenmodell eine Liste aller Gesteninstanzen, welche selbst wieder eine Liste mit den spezifischen EMG-Rohdaten beinhaltet.

### 6.5.2 Bestimmung der Dauer

Bei der Registrierung eines Gestenwechsels sendet das Myo Armband neben der Klassifikation der Handbewegung entsprechend der Tabelle 5 auch den Zeitpunkt, welcher vom Prototyp als Startzeitpunkt in der Gesteninstanz abgespeichert wird. Durch die Erfassung der Rohdaten bis zum nächsten Gestenwechsel beinhaltet der Prototyp implizit das Enddatum einer Geste, welches dem letzten Eintrag der Rohdatenliste einer Gesteninstanz entspricht. Die Funktion aus der Abbildung 15 berechnet den Unterschied zwischen dem Start- und Enddatum und gibt den Wert als Objekt der Klasse TimeInterval zurück. Dieses Objekt kann anschliessend entsprechend der Anforderung formatiert werden.

---

```
public func getGestureDuration() -> TimeInterval{
    return gestureEndDate.timeIntervalSince(gestureStartDate)
}
```

---

Abbildung 15: Swift Funktion für die Berechnung der Gestendauer

### 6.6 Berechnung der Intensität

Im folgenden Abschnitt wird aufgezeigt, wie der Prototyp die Intensität einer Geste aus den erfassten EMG-Rohdaten ableitet. Beim Erfassen einer Geste, wird zum einen die Klassifikation und zum anderen das myoelektrische Signal in Form von Messpunkten für die Laufzeit der jeweiligen Geste erhoben. Das EMG-Signal welches zu diesem Zeitpunkt gespeichert wurde, befindet sich noch in einem unverarbeiteten Zustand und bildet die Basis, um Aussagen über die Muskelaktivität treffen zu können. Es eignet sich zwar für eine vereinfachte visuelle Interpretation, jedoch kann keine quantitative Aussage über die Intensität gemacht werden (Weitz, 2006, S. 46). Hierfür muss das unverarbeitete myoelektrische Signal zuerst aufbereitet werden. Die detaillierte Ausführung dessen befindet sich im nachfolgenden Kapitel 6.7.

Für die Berechnung der Intensität werden vom Prototyp folglich stets die verarbeiteten EMG-Signale verwendet. Die Abbildung 16 visualisiert die gefilterten EMG-Messpunkte einer Geste, welche mit dem vorliegenden Prototyp im Rahmen eines Tests erfasst wurden. Jede EMG-Linie aus der Abbildung 16 ist Ausdruck der myoelektrischen Aktivität einer Muskelpartie, die sich zum Zeitpunkt der Messung unter dem jeweiligen Pod des Myo Armbands befand. Somit kann grundsätzlich jede dargestellte Linie als Ausdruck der Intensität des zugrundeliegenden Muskels gewertet werden.

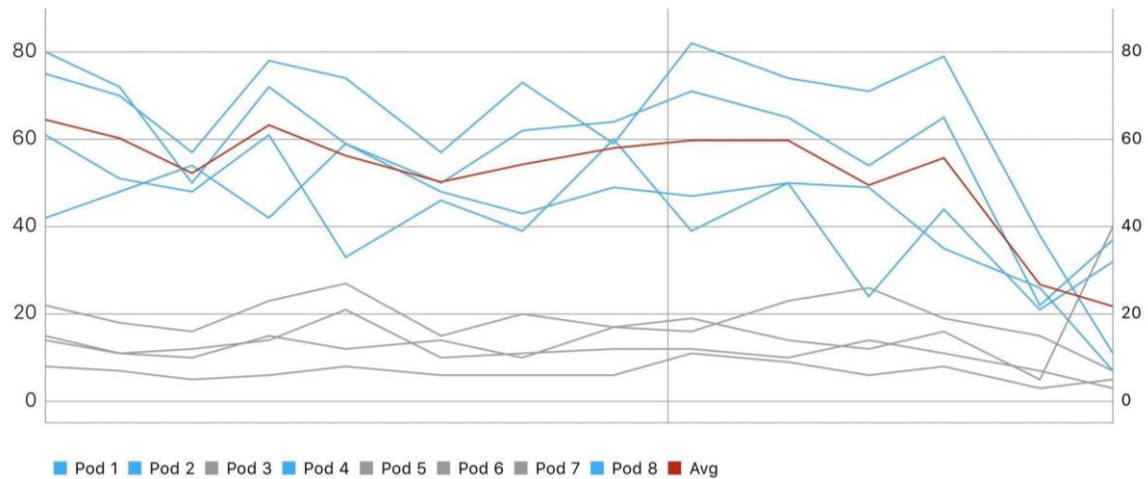


Abbildung 16: Gefilterte EMG-Daten zu einer Faustgeste

Die zeitbasierten EMG-Messpunkte müssen im nächsten Schritt zu einem Wert zusammengefasst werden, der die mittlere Intensität der gesamten Dauer einer Geste widerspiegelt. Hierfür berechnet der Prototyp die mittlere Intensität anhand des Durchschnitts und des Medians. An dieser Stelle muss zwingend beachtet werden, dass nicht jeder Muskel den selben Anteil zur Ausführung einer Geste beiträgt. Jede Geste ist das Ergebnis eines spezifischen Zusammenspiels unterschiedlicher Muskeln des Unterarms. Würde man die Messpunkte aller Muskelpartien in die Berechnung der mittleren Intensität miteinbeziehen, so würde dies das Ergebnis verfälschen. Aus diesem Grund wurde der Prototyp mit einem Algorithmus ausgestattet, der bei der Berechnung der mittleren Intensität nur diejenigen Muskelpartien miteinbezieht, die im relativen Anteil mehr geleistet haben als die anderen. Die Abbildung 17 beschreibt die Aktivitäten, welche von der Klasse EmgDataCollection (vgl. Unterkapitel 6.3) zur Berechnung der mittleren Intensität durchlaufen werden. Der Fokus liegt hierbei im Verständnis der durchlaufenen Prozessschritte und nicht in der technisch detaillierten Abbildung der Implantation.

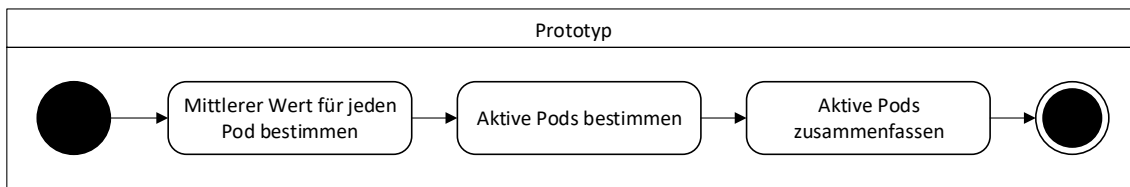


Abbildung 17: Aktivitätsdiagramm für die Berechnung der mittleren Intensität einer Geste

Nachfolgenden werden die einzelnen Aktivitäten aus der Abbildung 17 sprachlich vertieft:

1. Für alle EMG-Messdaten eines jeden Pods wird die mittlere Intensität anhand des Medians errechnet. Die einzelnen Werte werden in einer neuen Liste abgespeichert. Dies wird unter Verwendung des Codes in Abbildung 18 bewerkstelligt.

---

```

private func generatePodMedianDictionary(){
    podMedianDictionary[.pod1] = getPodMedian(pod: .pod1)
    podMedianDictionary[.pod2] = getPodMedian(pod: .pod2)
    podMedianDictionary[.pod3] = getPodMedian(pod: .pod3)
    podMedianDictionary[.pod4] = getPodMedian(pod: .pod4)
    podMedianDictionary[.pod5] = getPodMedian(pod: .pod5)
    podMedianDictionary[.pod6] = getPodMedian(pod: .pod6)
    podMedianDictionary[.pod7] = getPodMedian(pod: .pod7)
    podMedianDictionary[.pod8] = getPodMedian(pod: .pod8)
}
  
```

---

Abbildung 18: Errechnung der mittleren Intensität der einzelnen Pods

2. Der Algorithmus aus Abbildung 19 durchläuft die zuvor erstellte Liste mit den mittleren Intensitäten und überprüft für jeden Pod, ob dieser vergleichsweise einen hohen Beitrag an die Ausübung der vorliegenden Geste beigetragen hat. Wenn der Wert eines Pods im relativen Anteil zur höchsten mittleren Intensität der jeweiligen Geste, mindestens 50 Prozent entspricht, dann gilt ein Pod als aktiv. Die Ergebnisse werden in einer neuen Liste abgespeichert.

---

```

private func generateActivePodArray(){
    for entry in podMedianDictionary{
        if(100 * entry.value / podMedianDictionary.values.max()! > 49){
            activePodArray.append(entry.key)
        }
    }
}
  
```

---

Abbildung 19: Algorithmus zur Definition der aktiven Sensordaten einer Geste

3. Anschliessend werden die Messpunkte aller aktiven Pods für jeden einzelnen Zeitpunkt gemittelt und in einer finalen zusammenfassenden Liste gespeichert.



Die Abbildung 20 beinhaltet den Code dafür. An dieser Stelle wird für die Berechnung des Mittelwertes anstatt des Medians der Durchschnitt verwendet, da die auch die Extremwerte der einzelnen aktiven Pods in die Berechnung einfließen sollen.

---

```
private func generateConsolidatedIntensityDictionary(){  
    for entry in emgDataArray{  
        consolidatedIntensityDictionary[entry.timestamp]=  
            entry.getAvgOfPods(podArray: activePodArray)  
    }  
}
```

---

Abbildung 20: Code zur Erstellung der konsolidierten Intensität

Die in der Abbildung 16 dargestellten Linien sind das Ergebnis, der erläuterten Prozessschritte. Die grauen EMG-Linien visualisieren diejenigen Pods, welche vom Algorithmus als inaktiv definiert wurden. Die blauen Linien aus Abbildung 16 sind Ausdruck von den als aktiv befundenen EMG-Datenströme und ergeben gemittelt die rote Datenlinie. Dies ist das Ergebnis der beschriebenen Schritte zur Berechnung der Intensität und bildet somit die Grundlage für die weiteren Berechnungen im Sinne der Datenkonsolidierung.

## 6.7 EMG Rohdatenverarbeitung

Entsprechend der Angaben von Thalmic Labs (2015) werden die EMG-Rohdaten aller acht Pods mit jeweils 200 Herz an den Prototypen übermittelt. Umgerechnet werden folglich im 5 Millisekunden Intervall Werte an den Prototyp gesendet und von diesem gespeichert.

Das vom Prototyp empfangene EMG-Rohsignal unterliegt diverseren Einflussfaktoren, die im Kapitel 2.5.2 bereits beschrieben wurden. Zudem soll im Rahmen dieser Arbeit auf der Basis des EMG-Signals für jede Geste eine vergleichbare Intensität abgeleitet werden. Diesbezüglich bemerken Freiwald et al. (2007, S. 93): «Wenn [...] eine quantitative Datenanalyse angestrebt wird, können – in Abhängigkeit von der Fragestellung – verschiedene Schritte der Signalverarbeitung angewendet werden.»

Im Laufe der Zeit haben sich einige Methoden für die digitale Verarbeitung von myoelektrischen Signalen etabliert (Weitz, 2006, S. 46). Im vorliegenden Kapitel werden diejenigen Methoden vertieft, welche im Rahmen der Implementation zur Anwendung kommen. An dieser Stelle sollte jedoch beachtet werden, dass der Prototyp so konzipiert wurde, dass weitere Glättungsmethoden mit geringem Aufwand ergänzt werden können.

### 6.7.1 Gleichrichtung

Bipolare EMG-Rohkurven, wie sie dem Prototypen vorliegen, durchlaufen immer wieder die Nulllinie, wobei Ausschläge sowohl im positiven als auch negativen Zahlenbereich liegen (Freiwald et al., 2007, S. 42). Die Bildung eines Mittelwertes auf der Basis von rohen EMG-Daten würde folglich Null ergeben (Weitz, 2006, S. 46). Damit man statistische und mathematische Operationen für die Auswertung von Standardamplitudenparameter, wie Mittelwert, Maximum oder Minimum anwenden kann, wird die EMG-Rohkurve gleichgerichtet (Freiwald et al., 2007, S. 92).

Bei der Gleichrichtung wird für jeden negativen Wert die mathematische Betragsfunktion angewendet, wodurch diese in positive Werte umgewandelt werden (Konrad, 2011, S. 26). Die Abbildung 21 veranschaulicht eine bipolare EMG-Rohkurve und die gleichgerichtete Version davon.

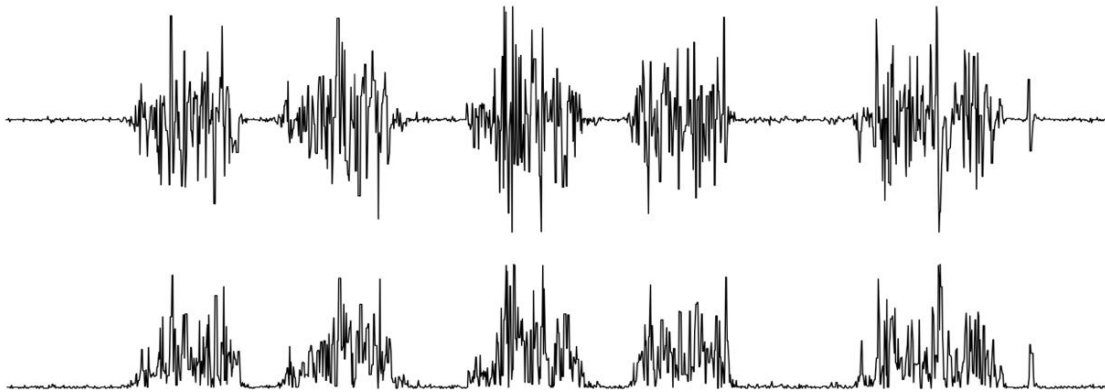


Abbildung 21: Rohes und gleichgerichtetes EMG-Signal (Zurmühle, 2017, S. 38)

### 6.7.2 Glättung

Eine EMG-Kurve, ob in Rohform oder gleichgerichtet, ist durch ihre zufällige Signalstruktur nicht reproduzierbar (Konrad, 2011, S. 27). Ein quantitativer Vergleich mit anderen Kurven gestaltet sich deshalb schwierig (Weitz, 2006, S. 46). Durch Glättungsverfahren kann die Variabilität einer EMG-Kurve minimiert werden, indem die schwankenden Spitzen eliminiert werden (Freiwald et al., 2007, S. 93; Konrad, 2011, S. 27). Es ist jedoch zu beachten, dass jede Veränderung des Rohsignals immer mit einem Informationsverlust einhergeht (Freiwald et al., 2007, S. 92). Freiwald et al. (2007, S. 93) beschreiben zwei Glättungsverfahren, welche sich in der Vergangenheit etabliert haben. Dies sind einerseits der gleitende Mittelwert und andererseits der Root Mean Square (kurz RMS), wobei der RMS als Glättungsalgorithmus eine bereitere Anwendung findet (Freiwald et al., 2007, S. 97; Konrad, 2011, S. 27).

Im Rahmen der Umsetzung des Prototyps wird deshalb der RMS für die Glättung verwendet. Der Root Mean Square verkörpert für ein definiertes Zeitfenster die mittlere Leistung oder genauer die Wurzel des EMG-Rohsignals (Weitz, 2006, S. 48). Die Formel aus der Abbildung 22 visualisiert den Root Mean Square.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N x_i^2}$$

Abbildung 22: Formel zur Berechnung des Root Mean Square

Die Berechnung des RMS im Prototypen wird auf der Basis der mathematischen Grundfunktionen durchgeführt, welche Teil des standardmässigen UIKit Frameworks von Apple sind. Die Abbildung 23 zeigt die Umsetzung des Root Mean Squares im Prototypen. Die dargestellte Funktion wendet im Sinne der Gleichrichtung zuerst die Betragsfunktion an und errechnet anschliessend den RMS für das Zeitfenster, welches anhand der beiden Indizes «start» und «end» definiert wird. Typischerweise werden entsprechend der Geschwindigkeit der Bewegungen Zeitfenster von 20 bis 500 Millisekunden verwendet, wobei für schnelle Aktivitäten ein kürzeres und für langsame oder statische Aktivitäten ein längeres Zeitfenster verwendet wird (Konrad, 2011, S. 27).

---

```
private func getRmsValue(array: [Int], start:Int, end:Int) -> Int {
    let subArray = array[start...end]
    let subArrayPos = subArray.map{ $0 < 0 ? $0 * -1 : $0 }
    let squareSum = subArrayPos.reduce(0) { (res, value) -> Double in
        res + pow(Double(value), 2)
    }
    return Int(sqrt(Double(squareSum)/Double(end-start+1)))
}

```

---

Abbildung 23: Code zur Berechnung des Root Mean Square

An dieser Stelle gilt es zu beachten, dass die einzelnen Gesten einer Messung in ihrer Dauer variieren können. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird deshalb generell davon ausgegangen, dass es sich künftig um die Erfassung von Gesten mittlerer Dauer handelt. Aus diesem Grund verwendet der Prototyp standardmässig ein Zeitfenster von 100ms, welches jedoch entsprechend der zu erwartenden Gestendauer über die System-Konfiguration angepasst werden kann.

## 6.8 Schritt- und Aktivitätserfassung

Wie bereits im Kapitel 6.1.4 beschrieben wurde, wird für die Erfassung der Schritttätigkeit das CoreMotion Framework von Apple verwendet. Hierbei werden im Rahmen der Umsetzung zwei Klassen des beschriebenen Frameworks verwendet. Im folgenden Abschnitt wird vertiefend in die Funktionsweise dieser Klassen und ihre Implementation eingegangen.

Um die Anzahl der absolvierten Schritte in der späteren Auswertung konsolidieren zu können, müssen die Anzahl der getätigten Schritte zur Laufzeit erfasst werden. Die Klasse CPedometer ermöglicht den Zugriff auf diese Live-Daten (Apple, 2018b). Da das CoreMotion Framework von iOS unabhängig vom vorliegenden Prototypen unterschiedliche Sensordaten inklusive der Schritte historisch aufzeichnet, muss beim Zugriff auf den Eventhandler ein Datum übergeben werden, welches vom Framework zur Berechnung des Totals aller Schritte bis zur neuen Aktualisierung benötigt wird (Apple, 2018b). Dieser Wert wird anschliessend vom Prototypen in das Total aller Schritte seit der letzten Aktualisierung umgerechnet und gespeichert. Der Code welcher die beschriebene Funktionalität ausführt, ist in der Abbildung 24 aufgeführt.

---

```
private func startCountingSteps(){
    pedometer.startUpdates(from: self.measurement.startDateTime) {
        [weak self] pedometerData, error in
        guard let pedometerData = pedometerData, error == nil else { return }
        //Step updating event
        DispatchQueue.main.async {
            let actualTimestamp = Date()
            self?.measurement.addSteps(
                timestamp: actualTimestamp,
                steps: pedometerData.numberOfSteps.intValue == 0 ?
                    pedometerData.numberOfSteps.intValue :
                    pedometerData.numberOfSteps.intValue
                    - (self?.lastNumberOfSteps)!
            )
            self?.lastNumberOfSteps = pedometerData.numberOfSteps.intValue
        }
    }
}
```

---

Abbildung 24: Code zur Erfassung der getätigten Schritte

Das CoreMotion Framework stellt zusätzlich die Klasse CMMotionActivity zur Verfügung, welche aufgrund der historischen und aktuellen Sensordaten zur Laufzeit einen Bewegungstypus ableitet (Apple, 2018a). Nach Apple (2018a) unterscheidet die Klasse zwischen sechs Bewegungsklassifikationen, wobei im Rahmen des vorliegenden Implementation die Typen laufen, rennen und stehen implementiert wurden.

## 6.9 Persistenz

Im Rahmen der Umsetzung ist zwischen der langfristigen Speicherung von Daten für den Betrieb des Prototyps und dem Export von Daten für externe Analysen zu unterscheiden. Im nachfolgenden Abschnitt werden die Eigenschaften der beiden Vorgänge vertieft.

### 6.9.1 Persistenz für den Betrieb des Prototyps

Ausgehend von der grundlegenden Datenstruktur aus Abbildung 12, handelt es sich es bei dieser Anwendung um hierarchische Daten die langfristig abgespeichert werden sollen. Aus diesem Grund liegt es nahe, ein Datenformat zu wählen, welche die Abbildung einer hierarchischen Datenstruktur ermöglicht. Hierfür eignet sich die JavaScript Object Notation (kruz JSON), da sie simpel aufgebaut ist, wenig Speicherplatz für die Notation benötigt und sich prinzipiell an jede Datenstruktur anpassen lässt (JSON, o.J.). JSON ist ein textbasiertes Format, welches komplett Sprachunabhängig verwendet werden kann, wobei allgemein gültige Konventionen eingehalten werden müssen (JSON, o.J.). Zudem ermöglicht Swift mit der standardmässigen Klasse Codeable die direkte Konversion zwischen einem JSON-Dateien und einer Klassenstruktur, wenn beide die gleiche Struktur aufweisen (Apple, 2018d).

Da exportierte Messungen eine Grösse von mehreren 100 Megabytes aufweisen können, erstellt der Prototyp beim Speichern verschiedene Dateien mit unterschiedlichem Informationsgehalt. Hierfür wurden im Rahmen der Umsetzung drei Dateitypen definiert, welche vom Prototyp gespeichert werden können. Die Tabelle 6 beinhaltet eine Beschreibung der einzelnen Dateitypen.

Beschreibung	Dateiendung
<b>Activity Analyser JSON full</b>	
<i>Parameter, Schritte, Aktivitätsklassifikationen, Gesten, gefilterte EMG-Kurven, ungefilterte EMG-Kurven</i>	.aajf
<b>Activity Analyser JSON half</b>	
Ein Beispiel von der Struktur dieses Dateityps befindet sich in Anhang B.	.aajh
<i>Parameter, Schritte, Aktivitätsklassifikationen, Gesten, gefilterte EMG-Kurven</i>	
<b>Activity Analyser JSON menu</b>	
<i>Parameter, Schritte, Aktivitätsklassifikationen, Gesten</i>	.aajh

Tabelle 6: Dateitypen des Prototyps

Standardmässig persistiert der Prototyp für jede Messung ein «JSON half» und «JSON menu», denn die Speicherung der gesamten Datenmenge inklusive der ungefilterten Rohdaten führt bei grossen Messungen zu einem Absturz des Prototyps, da aufgrund der grossen Datenmenge zu viele Systemressourcen benötigt werden. Damit auch beim Start der Anwendung nicht zu viele Ressourcen verwendet werden müssen, lädt der Prototyp die leichtgewichtigen «JSON menu» Dateien. Sobald eine Messung aus dem Menu ausgewählt wird, lädt der Prototyp die entsprechende «JSON half» Datei.

## 6.9.2 Export für externe Analysen

Die vorliegende Arbeit richtet sich bei der Auswahl eines geeigneten Datenformats für den Export von Messdaten an der Analyse von Zurmühle (2017, S. 40–43), in welcher aufgrund der Kriterien Verständlichkeit, unterstützte Schnittstellen, Zeitaufwand für die Umsetzung und Verwendbarkeit in anderen Systemen, vier Datenformate untersucht und bewertet wurden. In seiner Analyse kam Zurmühle (2017, S. 43) zum Entschluss das Comma Separated Values Format, kurz CSV, für den Datenexport zu verwenden, da es von den meisten Analysetools standardmässig unterstützt wird und ohne grossen Zeitaufwand generiert werden kann.

Da der Prototyp einerseits Gesten als auch Schritte in einer detaillierten und konsolidierten Datenform zur Verfügung stellt, exportiert der vorliegende Prototyp verschiedene CSV-Dateien, welche in der Tabelle 7 zusammengefasst sind.

Beschreibung	Felder pro Zeile
<b>Consolidated_DateTime.csv</b> Jede Zeile entspricht einem konsolidierten Zeitfenster.	<i>IntervalId, StepAvgFrequency, StepSum</i> Für jede Geste zusätzlich die Felder: <i>Nbr, AvgDuration, AvgIntensity, MedianIntensity</i>
<b>Gestures_DateTime.csv</b> Jede Zeile entspricht einer erfassten Geste einer Messung.	<i>GestureId, GestureType, Start, End, Duration, IntensityMin, IntensityMax, IntensityAvg, IntensityMedian, IntervalConstant</i>
<b>ProcessedEmg_DateTime.csv</b> Für jede Geste einer Messung werden geglätteten EMG-Daten aller Pods exportiert.	<i>GestureId, Timestamp, GestureType, Intensity, Pod1, Pod2, Pod3, Pod4, Pod5, Pod6, Pod7, Pod8</i>

Tabelle 7: Dateitypen beim CSV-Export

Die Daten können entsprechend der Anleitung aus Anhang G vom mobilen Endgerät ausgelesen und für weitere externe Analysen verwendet werden.

### 6.10 Auswertung und Konsolidierung

Neben der Datenerhebung sind entsprechend den Anforderungen auch die Auswertung der erhobenen Grössen und ihre Konsolidierung zentrale Punkte dieser Arbeit. Die Anforderung F11 aus dem Kapitel 4.4 definiert, dass die die Auswertung in einer geeigneten Form erfolgen soll, wobei die Messdaten in Zeitabschnitten zwischen einer bis fünf Minuten zusammengefasst werden sollen. Die Darstellung der Auswertung erfolgt unter Verwendung des Charts-Frameworks entsprechend dem Design, welches im Kapitel 5.1.4 festgelegt wurde. Die Konsolidierung basiert auf den Funktionalitäten der einzelnen Klassen, welche in der Abbildung 25 dargestellt sind. Grundlegend erstellt die Klasse ConsolidatedMeasurement für die gesamte Messungsdauer unter Verwendung einer Intervalllänge einzelne Instanzen der Klasse MeasurementInterval.

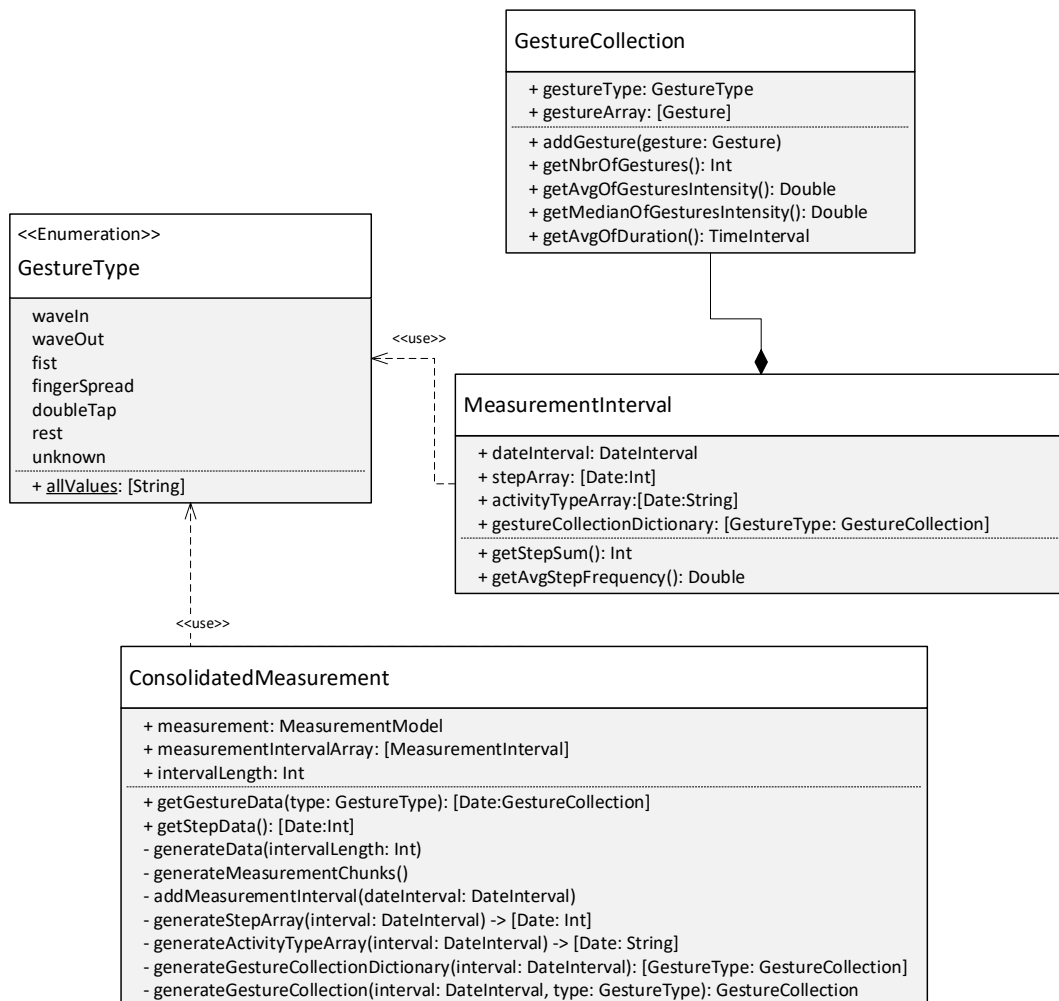


Abbildung 25: Klassendiagramm für die Messungskonsolidierung

Anschliessend werden jeder dieser Intervallinstanzen, die zeitlich entsprechenden Gesten und Schritte aus den Basisdaten übergeben und miteinander verrechnet. Das Klassendiagramm aus Abbildung 25 visualisiert aufgrund des Platzmangels einen Ausschnitt des gesamten Klassendiagramms, welches sich in Anhang A befindet. Es sollte zusätzlich beachtet werden, dass die Konstruktoren der jeweiligen Klassen aufgrund der Übersichtlichkeit nicht abgebildet sind. Nachfolgend werden die einzelnen Klassen und ihre grundlegenden Funktionalitäten vertieft.

**ConsolidatedMeasurment:** Unterteilt die gesamte Messung inklusive der Gesten und Schritte entsprechend der Intervalllänge in einzelne Stücke und fügt diese den einzelnen Instanzen der Klasse `MeasurmentInterval` hinzu. Dabei muss beachtet werden, dass für Sortierung und Zusammenfassung der einzelnen Gesten die Zwischenklasse `GestureCollection` verwendet wird, damit anschliessend nur diejenigen Gesten mit dem selben Typ konsolidiert werden.

**MeasurmentInterval:** Diese Klasse fungiert als Speicher für die einzelnen Intervalle einer Messung und beinhaltet Gesten sowie Schritte, die zeitlich zum Intervall passen.

**GestureCollection:** Eine Instanz der Klasse `GestureCollection` beinhaltet neben dem Gestentyp und der einzelnen Gesteninstanzen der Klasse `Gesture` Funktionen, die es ermöglichen, weitere Mittelwerte aufgrund der Datenbasis zu bilden.



## 7 Evaluation

Durch die Entwicklung eines betriebsfähigen Prototyps wurde die Grundlage zur Klärung der einleitenden Forschungsfragen geschaffen. In diesem Kapitel sollen die umgesetzten Funktionalitäten des Prototyps hinsichtlich der Forschungsfragen evaluiert werden. Hierfür werden zwei voneinander getrennte Testversuche mit Probanden durchgeführt, welche zur Überprüfung unterschiedlicher Aspekte dienen sollen. Der Prototyp erfasst neben zwei Aktivitätstypen auch verschiedene Parameter, die im Sinne einer holistischen Evaluation untersucht werden müssen. Die Tabelle 8 fasst sämtliche Eigenschaften der zu untersuchenden Aktivitätstypen zusammen.

<b>Aktivitätstyp: Geste</b>	<b>Aktivitätstyp: Schritt</b>
Klassifikation (fist, wave in, wave out, finger spread, double tap)	Klassifikation (stehen, gehen, rennen)
Anzahl/Frequenz	Anzahl/Frequenz
Dauer	
Intensität (schwach, mittel, stark)	

Tabelle 8: Aktivitätstypen und ihre Eigenschaften

Nach Benke und Leithäuser (2008, S. 217–218) befindet sich die vorliegende Arbeit mit der Erfassung von Schritten und Gesten anhand von Sensoren im Bereich der objektiven Messverfahren. Für dessen Evaluation wird grundsätzlich auf den Vergleich mit Messungen aus sogenannten Referenzmethoden zurückgegriffen (Benke & Leithäuser, 2008, S. 217). Diese beinhalten neben laborbasierten Messmethoden, die direkte Beobachtung von körperlicher Aktivität (Benke & Leithäuser, 2008, S. 217). Im Rahmen der vorliegenden Arbeit werden die Testversuche so aufgebaut, dass keine externe Beobachtung benötigt wird. Zu diesem Zweck wurden für die Versuche spezifische Ablaufpläne definiert, welche die zu untersuchenden Merkmale in einer zeitlichen Reihenfolge abbilden. Der Proband muss sich exakt an die Ausführung dieses Plans halten. Somit wird die Vollständigkeit und Reproduzierbarkeit der vorliegenden Evaluation sichergestellt. Die jeweiligen Versuchspläne befinden sich in Anhang D.

Im ersten Testaufbau wird die Ermittlung der Dauer und Intensität unterschiedlicher Gesten geprüft. Hierbei werden Messungen mit verschiedenen Probanden durchgeführt,

welche sich an einem zuvor definierten Ablauf von Gesten und Eigenschaftsvariationen orientieren müssen. Anschliessend werden die Sollwerte des entsprechenden Ablaufplans aus Anhang D mit den Messwerten des Prototyps verglichen und ausgewertet. Der zweite Versuch überprüft, ob der Prototyp den zeitlichen Zusammenhang von Schritten und Gesten korrekt abbilden kann. Hierfür durchlaufen Probanden eine zeitlich definierte Abfolge von Aktivitäten, welche anschliessend mit den Messwerten des Prototyps verglichen werden.

Bei den genannten Versuchen wird zur Erfassung der Handaktivität das Myo Gesture Control Armband verwendet, welches am rechten Unterarm getragen wird. Beim Anziehen des Armbands muss darauf geachtet werden, dass das Logo bei einem ausgestreckten Arm, wie in Abbildung 26, stets nach oben schaut (Thalmic Labs, o.J.a).



Abbildung 26: Positionierung des Myo Armbands

Zudem sollte beachtet werden, dass bei der Verwendung des selben Myo Armbands mit unterschiedlichen Personen kein benutzerdefiniertes Kalibrierungsprofil verwendet wird (Thalmic Labs, o.J.a).

### **7.1 Evaluation der Dauer und Intensität von Gesten**

Im Folgenden Abschnitt soll überprüft werden, ob durch den Einsatz der Elektromyographie die Intensität und Dauer einer Geste korrekt erhoben werden können. Hierfür werden mit unterschiedlichen Probanden Messungen zu den genannten Eigenschaften durchgeführt. Jeder Proband muss die Gesten und Eigenschaften gemäss der Reihenfolge des Ablaufplans aus Anhang D durchspielen. Es werden die Gesten Fist, WaveIn, WaveOut und FingerSpread untersucht. Aufgrund der geringen Variationsmöglichkeiten der Geste DoubleTap hinsichtlich der zu untersuchenden

Merkmale, ist sie nicht Bestandteil dieses Tests. Des Weiteren sollen bei diesem Versuch Bewegungseigenschaften erfasst werden, welche auch im Alltag von gesunden Menschen ausgeübt werden. Folglich werden die Gesten mit einer Dauer von einer, drei und sechs Sekunden erfasst. Daneben wird zwischen den drei Intensitäten schwach, mittel und stark unterschieden, welche die Probanden aufgrund ihres subjektiven Empfindens ausführen sollen. Nach Konrad (2011, S. 36) ist die menschliche Bewegung grundsätzlich variabel und kann folglich nicht akkurat reproduziert werden. Aus diesem Grund wurden insgesamt 258 Einzelmessungen erfasst, welche in den nachfolgenden Abschnitten weiter untersucht werden.

## 7.2 Gestendauer

Bei der Untersuchung der Gestendauer wurden die absoluten und relativen Abweichungen zur vorbestimmten Zieldauer des Ablaufplans errechnet. Dabei wurden die Abweichungen hinsichtlich der Merkmale der Gestendauer und -typ verglichen. Die Ergebnisse der Analyse sind in der Tabelle 9 abgebildet. Sie beinhaltet neben den Mittelwerten zur absoluten und prozentualen Abweichung auch die Standardabweichung.

Gestik	Zieldauer (Sekunden)	$\bar{x}$		$s$
		Abweichung (Sekunden)	Abweichung in %	Abweichung Absolut
Fist	1,3,6	-0.29	-12	0.46
Wave In	1,3,6	-0.32	-16	0.50
Wave Out	1,3,6	-0.13	-6	0.51
Finger	1,3,6			
Spread		-0.08	-2	0.47
Alle	1	-0.16	-16	0.34
Alle	2	-0.23	-8	0.60
Alle	3	-0.23	-4	0.51
<b>Alle</b>	<b>1,3,6</b>	<b>-0.21</b>	<b>-9</b>	<b>0.49</b>

Tabelle 9: Auswertung der Gestendauer

Wie die Ergebnisse zeigen, liegen die errechneten Abweichungen zur Zieldauer im Gesamtdurchschnitt über alle Messungen hinweg im negativen Bereich. Im Schnitt dauerten die gemessenen Gesten 210 Millisekunden kürzer als vorgegeben. Des Weiteren

ist keine weitere Auffälligkeit aufgrund der Daten aus Tabelle 9 zu erkennen. Die absoluten Abweichungen sowie auch die Streuungen verhalten sich hinsichtlich der dargestellten Ausprägungen generell ausgeglichen.

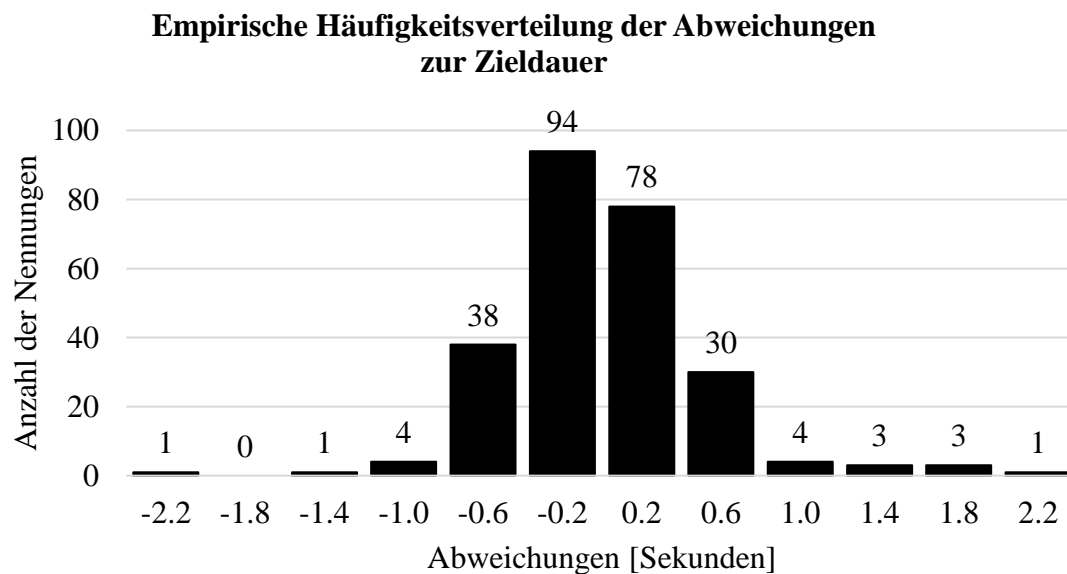


Abbildung 27: Häufigkeitsverteilung der Abweichungen zur Zieldauer

Dies zeigt auch die die Häufigkeitsverteilung Abbildung 27. Aus dem Diagramm ist zusätzlich zu lesen, dass durchaus auch positive Abweichungen vorkommen. Somit liegt die Streuung zwischen  $\pm 0.6$  Sekunden. Die genannte Abweichung von durchschnittlich 210 Millisekunden könnte grundsätzlich auf eine menschliche und technische Fehlerquelle zurückgeführt werden. Der Mensch ist nicht in der Lage, Bewegungen mehrmals auf die Sekunde genau durchzuführen, da die Ausführung von physischen Bewegungen auf den variierenden kognitiven Fähigkeiten beruhen (Konrad, 2011, S. 36). Aus diesem Grund entstehen Abweichungen zur Zieldauer bevor Daten durch die EMG-Sensoren erfasst und ausgewertet werden können. Eine weitere Fehlerquelle könnte auf die technische Erfassung einer Geste zurückzuführen sein. Der Prototyp errechnet die Dauer einer Geste ab dem Zeitpunkt, an dem eine Geste durch das Myo Armband erkannt wurde. Anschliessend wird der EMG-Datenaustausch per Bluetooth gestartet, bis eine nächste Geste erkannt wird. Der Zeitpunkt des letzten EMG-Datenpunkts wird anschliessend zur Berechnung der Dauer einer Geste verwendet. Ob die Messverzögerung wirklich aus dem beschriebenen Ermittlungsprozess resultieren, ist nicht Bestandteil dieser Arbeit und müsste weiterführend analysiert werden.

Aufgrund der Datenbasis ist folglich zu definieren, dass der Prototyp mittels EMG die Dauer von Gesten erfassen kann. Dabei sollte jedoch berücksichtigt werden, dass eine Fehlertoleranz einzukalkulieren ist. Des Weiteren sinkt der prozentuale Einfluss eines Messfehlers bei steigender Gestendauer. Deshalb empfiehlt es sich, die Erfassung der Gestendauer mittels EMG bei Szenarien einzusetzen, wo Handbewegungen genügend lang ausgeführt werden.

### **7.3 Gestenintensität**

Durch die folgende Analyse soll die Frage geklärt werden, ob anhand von EMG-Sensoren die Intensität von Gesten abgeleitet werden kann. Wie bereits in Kapitel 2.5.2 «Einflüsse auf das EMG-Signal» beschrieben steht, können die EMG-Signale zwischen Individuen und zeitlich versetzten Messungen aufgrund verschiedener Einflussfaktoren variieren (Kluth, Steinhilber & Nesseler, 2011, S. 16). Um die Messwerte trotzdem miteinander vergleichen zu können, werden Normalisierungsmethoden verwendet, welche die myoelektrischen Signale in eine Referenzsituation setzen (Kluth et al., 2011, S. 16). Eine der populärsten Methoden ist der Maximum Voluntary Contract Ansatz (kurz MVC), bei welchem die zu untersuchenden Messwerte in Relation zur maximalen Muskelkontraktion eines Zielmuskels gesetzt werden (Kluth et al., 2011, S. 16). Dabei wird ein Wert errechnet, der relativ zur Aktivierung des MVC in Prozent angegeben wird (Freiwald et al., 2007, S. 102). Die beschriebene Normalisierung anhand der MVC-Methode war nicht Bestandteil der Umsetzung des Prototyps. Aus diesem Grund müssen die mittleren Intensitätswerte, welche der Prototyp für die vorliegende Evaluation bereitstellt, zuerst anhand eines geeigneten Programms normalisiert werden, bevor sie miteinander verglichen werden können. Hierfür wird die Datenbanksoftware MySQL verwendet. Für die Berechnung der MVC-normalisierten Intensitäten wurde im Rahmen dieses Versuches auf der Basis von Structured Query Language (kurz SQL) eine Funktion entwickelt, die in Anhang C ersichtlich ist. Sie errechnet für alle Intensitäten entsprechend des Gestentyps und des Probanden den spezifischen relativen Wert zu seiner minimalen und maximalen Kontraktion. Die dadurch erhaltenen Messwerte wurden anschliessend zur Evaluation der Messgenauigkeit unterschiedlicher Gestenintensitäten verwendet. Um zusätzlich die prozentuale Erkennungsquote berechnen zu können, werden die MVC kalibrierten Intensitäten zusätzlich in die drei ursprünglichen Intensitätsklassen, schwach, mittel und stark, eingeteilt. Dies geschieht anhand des Schlüssels aus Tabelle 10.

<b>Schwach</b>	<b>Mittel</b>	<b>Stark</b>
$0\% \leq x \leq 33\%$	$33\% < x \leq 66\%$	$66\% < x \leq 100\%$
$x$ : MVC-normalisierte Intensität		

Tabelle 10: Schlüssel zur Kategorisierung der prozentualen Intensitäten

Den Auswertungen auf den folgenden Seiten liegen die 258 Einzelmessungen zugrunde, welche schon für die Evaluation der Gestendauer verwendet wurden. Die Tabelle 11 zeigt eine Zusammenfassung aufgrund der MVC-normalisierten Intensitäten und beinhaltet neben der Konsolidierung bezüglich der Zielintensitätsklassen, auch die einzelnen Mittelwerte, Standardabweichungen und Erkennungsquoten in Prozent.

<b>Klasse</b>	$\bar{x}$ <b>MVC-Intensitäten</b>	<b>s</b> <b>MVC-Intensitäten</b>	<b>Erkennungsquote</b> <b>in %</b>
schwach	22	24.8	77%
mittel	50	23.2	53%
stark	78	21.0	71%
<b>Gesamtergebnis</b>			<b>67%</b>

Tabelle 11: Messresultate zur Intensitätsbestimmung

Wie aus der Tabelle 11 ersichtlich ist, konnte der Prototyp anhand der EMG-Sensoren und der implementierten Intensitätsverarbeitung für rund 67 Prozent aller gemessenen Gesten eine Intensität ableiten, welche korrekt den drei Zielklassen zugeordnet werden konnten.

Bei der Betrachtung der Teilergebnisse zu den einzelnen Klassen schwach und mittel, lassen sich die jeweils signifikant erhöhten Erkennungsquoten feststellen. Ein Grund hierfür liegt in der MVC-Normalisierung. In diesem Schritt wurden auf Basis der kompletten Messreihe für jede Intensität der prozentuale Anteil zum MVC eines Probanden berechnet, wobei die minimalen und maximalen Intensitäten die Werte 0 und 100 Prozent erhalten haben. Dadurch, dass mehrere Probanden am Versuch teilgenommen haben, summierten sich die Maximal- und Minimalintensitäten. Dies ist auch in der Häufigkeitsverteilung in Abbildung 29 ersichtlich.

Die Normalverteilung in Abbildung 28 basiert auf den Ergebnissen aus Tabelle 11 und visualisiert breite Glockenkurven, welche das Mass der Streuung der ermittelten Intensitäten veranschaulichen.

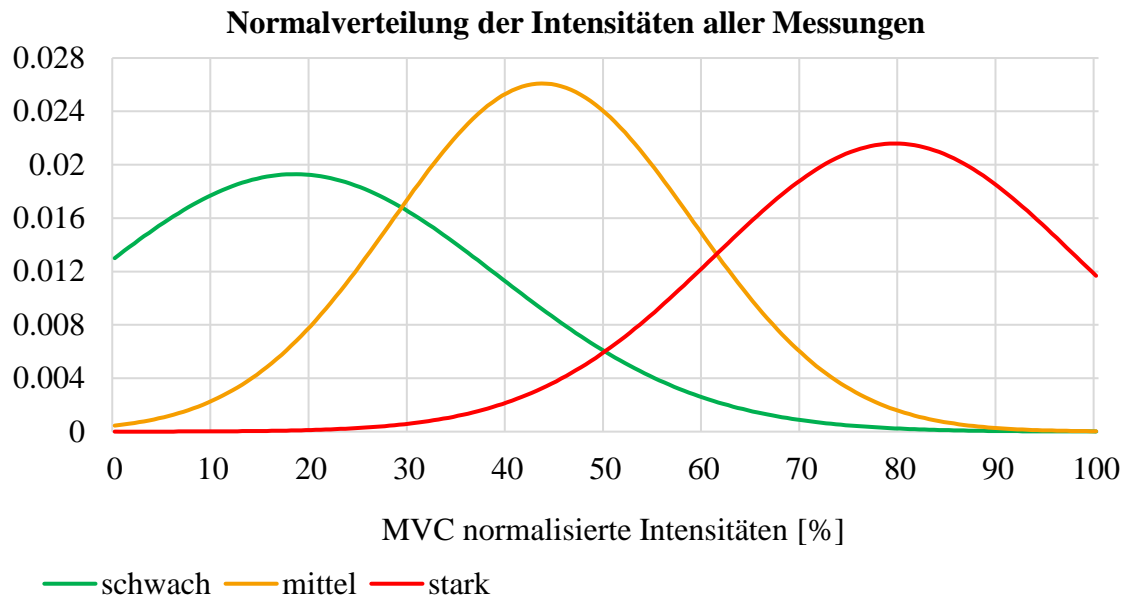


Abbildung 28: Normalverteilung der Intensitäten aller Messungen

Die nachfolgende dargestellte Häufigkeitsverteilung, zeigt die Anzahl der Nennungen von Gesten in Bezug zu ihrer vorgesehenen Intensität. Zudem erkennt man in dieser Grafik die zuvor beschriebenen Extremintensitäten bei 0 und 100 Prozent. Zusätzlich lässt sich auch das reale Mass der Streuung von den Intensitäten in ihren jeweiligen Zielklassen erkennen, welches in dieser Grafik signifikanter zur Geltung kommt, als in der Normalverteilung.

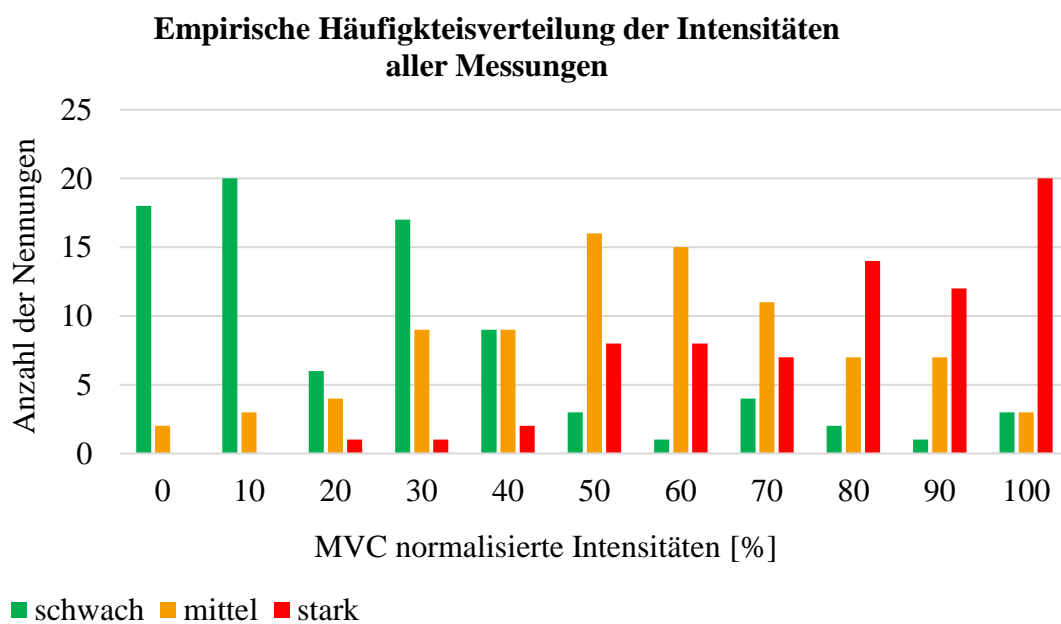


Abbildung 29: Häufigkeitsverteilung der Intensitäten aller Messungen

Aufgrund der Ergebnisse aus globaler Sicht lässt sich zusammenfassen, dass sich die bestimmten Intensitäten bezüglich ihrer Streuung und ihres Vorkommens gleichmässig verhalten. Da die bisherigen Auswertungen verschiedene Merkmale zusammenfassen, werden in den folgenden Abschnitten die gemessenen Intensitäten bezüglich der Gestendauer und -typ weiter vertieft.

### 7.3.1 Gestenintensität in Abhängigkeit zur Dauer

Die Abbildung 30 zeigt die prozentualen Teilergebnisse der korrekt bestimmten Intensitäten, welche jeweils in die Klassen schwach, mittel und stark und die Ausführungsdauer von einer, drei und sechs Sekunden eingeteilt sind. Aufgrund des Totals werden die signifikanten Unterschiede der Erkennungsquoten bezüglich der Aufnahmedauer verdeutlicht. Während bei einer Sekunde 58 Prozent aller Gesten richtig bestimmt wurden, werden ab einer Aufnahme von drei bis sechs Sekunden 70 bis 75 Prozent aller Gesten richtig ermittelt. Aufgrund dessen lässt sich annehmen, dass bei zunehmender Gestendauer auch die Genauigkeit der bestimmten Intensität steigt. Es lässt sich jedoch mit Sicherheit sagen, dass bei zu geringer Aufnahmedauer ein kleiner EMG-Rohdatensatz zur Berechnung einer Intensität bereitsteht und folglich auch die Aussagekraft abnimmt. Mit einer Filterung der Messungen, welche sich im Bereich von einer Sekunde befinden, kann folglich eine Rate von 72.5 Prozent erfolgreich ermittelten Intensitäten verzeichnet werden.

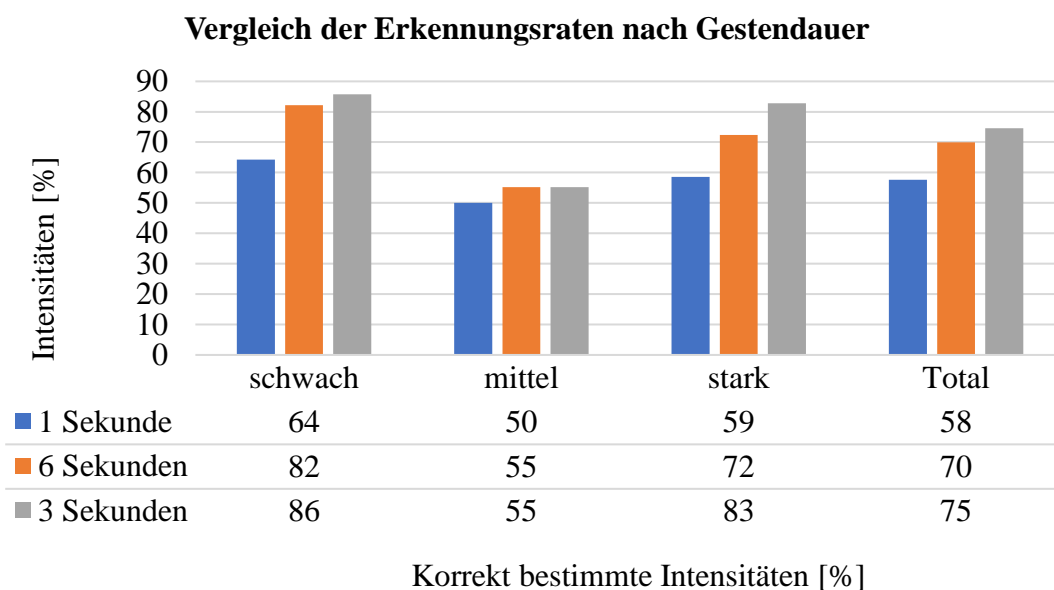


Abbildung 30: Intensitätserkennungsrate nach Gestendauer



### 7.3.2 Gestenintensität in Abhängigkeit zum Gestentyp

Die nachfolgende Abbildung 31 beinhaltet die Grundgesamtheit aller Messungen und teilt die daraus abgeleiteten Erkennungsraten bezüglich der Gestentypen ein. Die Ergebnisse sind entlang des Totals geordnet. Unter den gemessenen Gesten hat der Typ WaveOut, mit 78 Prozent den höchsten Prozentsatz erreicht. Es lässt sich vor allem im Bereich der mittleren Intensität erkennen, dass diese Geste im Gegensatz zu den anderen eine hohe Messgenauigkeit aufweist. Die Erkennungsraten variieren untereinander jedoch stark, während sie sich im Total eher ausgeglichen zwischen 60 bis 78 Prozent bewegen. Die Abweichungen können einerseits auf die Variabilität der subjektiven Ausführung der Probanden zurückgeführt werden. Andererseits hat, wie auch schon im letzten Abschnitt genannt, die Dauer einer Geste und die Menge an erfassten EMG-Rohdaten einen beachtlichen Einfluss auf die Messgenauigkeit der Intensität.

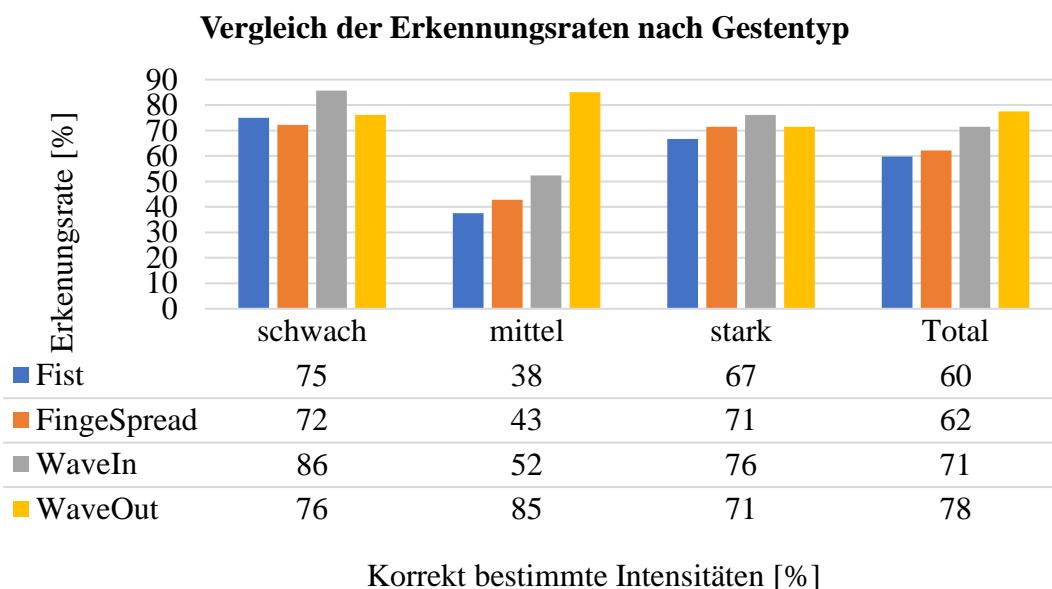


Abbildung 31: Intensitätserkennungsrate nach Gestentyp

Aufgrund der Erkenntnisse im Bereich der Intensitätsmessung kann festgehalten werden, dass die Messgenauigkeit von verschiedenen Faktoren abhängt. Grundsätzlich weisen die gemessenen Intensitäten eine breite Streuung auf, wodurch sich diese Technologie für ein Anwendungsszenario mit dem Anspruch an einzelne Messungen mit hoher Präzision weniger eignet. Sollten jedoch über einen längeren Zeitraum mehrere Intensitätsmessungen zusammengefasst werden, um eine Tendenz aufzuzeigen, so kann die vorliegende Lösung durchaus eine praktikable Möglichkeit darstellen. Des Weiteren ist der Faktor Messdauer hervorzuheben, welcher einen gravierenden Einfluss auf die

Genauigkeit der Intensitätsbestimmung hat. Bei Messungen bis zu einer Sekunde wurden im Total nur 58 Prozent der Intensitäten richtig bestimmt. Bei einer Messung von 3 bis zu 6 Sekunden konnte eine Erkennungsrate von bis zu 75 Prozent erreicht werden. Aus diesem Grund eignet sich der vorliegende Prototyp primär für Anwendungsfälle mit einer höheren Gestendauer. Somit ist es grundsätzlich möglich Intensitäten anhand des vorliegenden Prototyps zu erfassen, jedoch sollte hinsichtlich der genannten Grenzen immer auch der Anwendungsfall geprüft werden, für welchen die verwendeten Technologien eingesetzt werden sollen.

#### **7.4 Evaluation der Aktivitätsabläufe**

Das Ziel des folgenden Evaluierungsschritts liegt in der Klärung der Frage, wie genau der Prototyp den Zusammenhang der Schritt- und Gestenfrequenz innerhalb eines zeitlich definierten Intervalls bestimmen kann. Hierfür wurde ein Versuchsszenario konzipiert, indem ein Proband aufgrund des Ablaufplans in Anhang D eine definierte Anzahl an Schritten und Gesten in einer zeitlichen Abfolge durchführt. An einer Durchführung waren jeweils zwei Personen beteiligt, wobei eine Person die agierende Funktion eingenommen hat. Sie verwendete zur Erfassung der Aktivitäten den Prototypen mit dem Myo Gesture Control Armband, welches am rechten Unterarm getragen wurde. Die zweite Person gab der agierenden Person aufgrund des Durchführungsplans Anweisungen. Anschliessend wurden die Messdaten anhand des Prototyps in einminütige Intervalle zusammengefasst und mit den konsolidierten Sollwerten des Durchführungsplans verglichen. Der Vergleichsschlüssel, welcher die konsolidierten Sollwerte beinhaltet, ist in Anhang E abgebildet. Der Fokus bei dieser Analyse liegt in der quantitativen Erfassung von Schritten und Gesten in Kombination der jeweiligen Klassifikationen, welche in Tabelle 8 bereits beschrieben wurden. Die vom Prototyp erfassten Schrittfrequenzen wurden anhand des Umwandlungsschlüssels aus Tabelle 12 in eine der drei Ursprungs-klassifikationen stehen, gehen und rennen eingeteilt, damit sie im Rahmen dieses Versuchs evaluiert werden konnten.

Klassifikation	Umwandlungsschlüssel
<b>Stehen</b>	$S \leq 50$
S: Schrittsumme eines Intervalls	
<b>Gehen</b>	$F \leq 5$
F: Schrittfrequenz eines Intervalls	
<b>Rennen</b>	$F > 5$
F: Schrittfrequenz eines Intervalls	

Tabelle 12: Schlüssel zur Kategorisierung von Schrittfrequenzen

Dieser Versuch wurde mit fünf unterschiedlichen Probanden durchgeführt, welche vor der Durchführung bezüglich des Ablaufs instruiert wurden. Vor der endgültigen Aufnahme wurde das Myo Armband so ausgerichtet, dass die fünf unterschiedlichen Gesten korrekt vom Prototypen erfasst werden konnten.

Die Ergebnisse werden in den folgenden Abschnitten eingehend diskutiert. Dabei werden einerseits die Erkennungsraten von Gesten und andererseits die Erkennung der Schrittfrequenz untersucht.

### 7.4.1 Evaluation der Gestenerkennung

In diesem Auswertungsschritt wurde die Häufigkeit der vom Prototyp aufgezeichneten Gesten mit den Häufigkeiten des Vergleichsschlüssels aus Anhang E verglichen. Dabei wurden sowohl die positiven als auch negativen Abweichungen als Absolutwerte summiert, um die prozentualen Anteile der korrekt bestimmten Gesten zu berechnen.

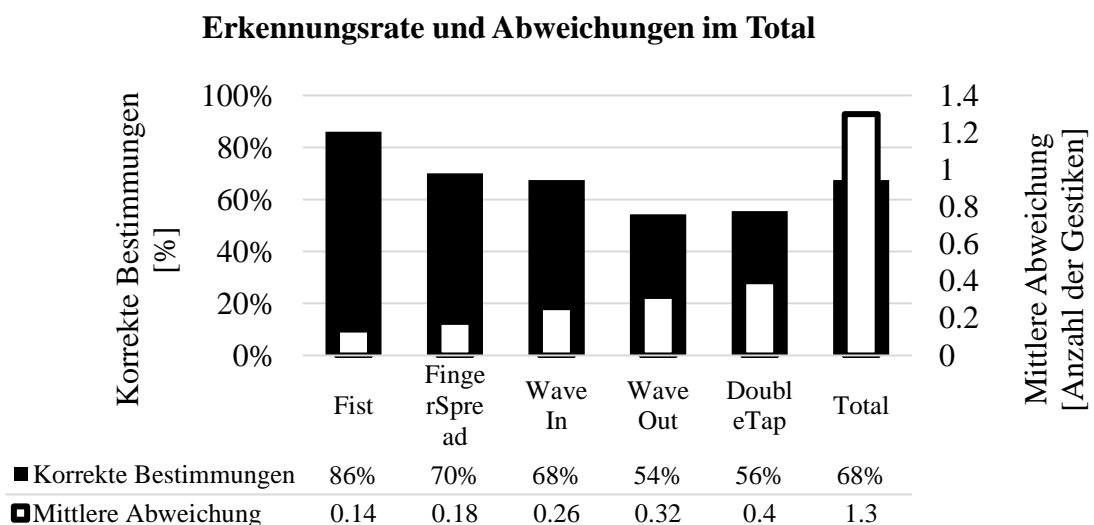


Abbildung 32: Erkennungsrate und Abweichungen im Total

Die mittlere Abweichung definiert den Durchschnitt der Anzahl von falsch bestimmten Gesten pro Intervall. Die genannten Ergebnisse sind in Abbildung 32 und Abbildung 33 visualisiert.

In Abbildung 32 sind sämtliche Werte aller Messintervalle zusammengefasst. Somit visualisiert sie das globale Ergebnis dieses Versuches bezüglich der Erkennungsrate von Gesten. Im Total wurden 68 Prozent aller Gesten bezüglich eines Intervalls quantitativ korrekt erfasst, wobei im Schnitt 1.3 Gesten pro Intervall zu viel oder zu wenig bestimmt wurden. Dabei sind deutliche Unterschiede zwischen den einzelnen Gestentypen zu erkennen. Während die Geste Fist eine positive Erkennungsrate 86 Prozent aufweist, wird der DoubleTap nur zu 54 Prozent richtig bestimmt.

Aufgrund der gesamthaft 68 prozentigen Erkennungsrate stellt sich die Frage, wo die Fehlerquelle für dieses Resultat liegen könnte. Diesbezüglich konnte durch die Einteilung der Ergebnisse entlang der Aktivitätstypen eine bedeutende Fehlerquelle aufgedeckt werden. Wie die Resultate in der Abbildung 33 zeigen, steigen die Fehlbestimmungen entlang der steigenden Aktivität des Probanden. Wenn der Proband einfach nur steht, werden 86 Prozent aller Gesten richtig erfasst. Sobald er sich in Bewegung setzt, sinkt die Erkennungsrate um 34 bis hin zu 66 Prozent.

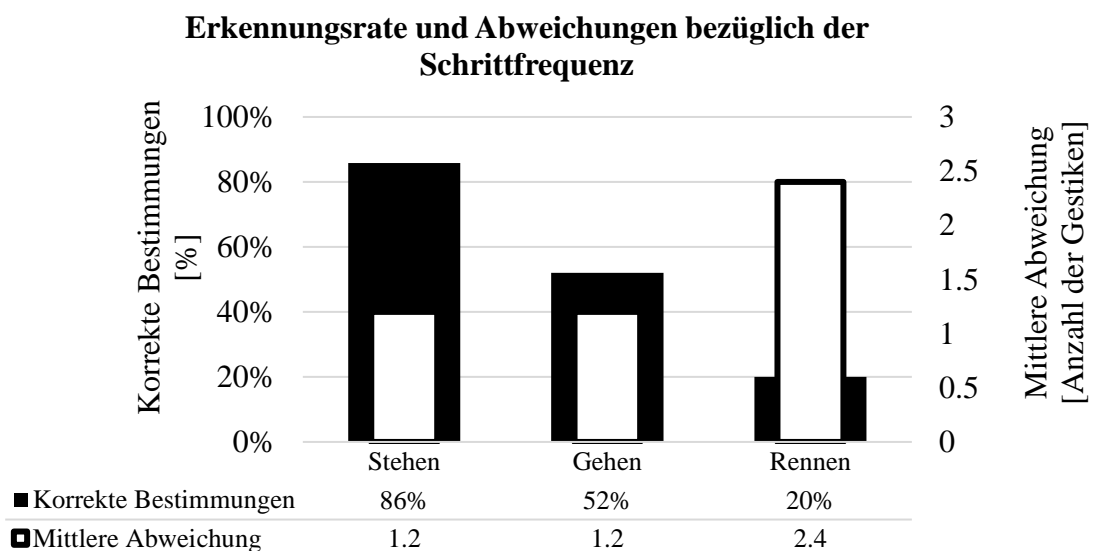


Abbildung 33: Erkennungsraten und Abweichungen pro Schrittclassen

In Anhang F sind detaillierte Grafiken bezüglich der Schrittclassen und Gestentypen abgebildet. Hypothetisch könnte der Cross-Talk-Effekt in Zusammenhang mit den

Fehlerkennungen gebracht werden, welcher in Kapitel 2.5.2 bereits beschrieben wurde. Freiwald et al. (2007, S. 29) definieren den Begriff Cross-Talk als elektrische Signale von benachbarten Muskelpartien, die in eine elektromyographische Messung hineinstreuen. Diesbezüglich könnte die erhöhte körperliche Aktivität die myoelektrischen Impulse benachbarter Muskelpartien steigern, was letztlich zu Fehlinterpretationen des Myo Armbands führt.

Aufgrund der genannten Erkenntnisse ist festzuhalten, dass der Prototyp anhand der Elektromyographie durchaus fähig ist eine Gestenfrequenz zu erfassen. Dabei muss jedoch beachtet werden, dass die Genauigkeit von unterschiedlichen Faktoren abhängt. Diesbezüglich ist vor allem der negative Einfluss des steigenden Aktivitätsniveaus auf die Erkennungsrate zu nennen. Bei einer stehenden Person konnten Gesten mit einer 86 prozentiger Genauigkeit erfasst werden. Die Anzahl der korrekten Gestenbestimmungen sank jedoch drastisch bis auf 20 Prozent, sobald die Probanden sich in Bewegung setzten. Wie auch schon bei der Intensitätsmessung liegen die Grenzen bei der quantitativen Erfassung von Gesten in der Messgenauigkeit. Diesbezüglich eignet kann sich der vorliegende Prototyp für Anwendungsfälle eignen, in denen über längere Zeit hinweg Messungen vorgenommen und zusammengefasst werden, um eine Tendenz der zu betrachtenden Merkmale zu visualisieren. Die vorliegende Lösung eignet sich aufgrund der Grenzen in der Messgenauigkeit jedoch weniger für Szenarien mit dem Anspruch an präzise Einzelmessungen.

#### **7.4.2 Evaluation der Schrittfrequenz**

Aus der Auswertung ging hervor, dass die Schrittfrequenzen, welche anhand des Schlüssels aus Tabelle 12 in die Ursprungskategorien eingeteilt wurden, zu 100 Prozent den Sollklassifikationen stehen, gehen und rennen aus dem Ablaufplan entsprochen haben. Diesbezüglich kann festgehalten werden, dass es aufgrund der technischen Umsetzung des Prototyps möglich ist, die korrekte Schrittfrequenz innerhalb eines Aktivitätsintervalls mit einer 100 prozentigen Übereinstimmung zu erfassen.

#### **7.5 Erkenntnisse**

Auf der Grundlage der vom Prototyp erhobenen Messdaten konnten detaillierte Auswertungen erstellt werden, welche tiefere Erkenntnisse über die Möglichkeiten und Grenzen der verwendeten Technologien im Bereich der simultanen Aktivitätsmessung aufzeigten. Die Auswertungsergebnisse legten offen, dass es generell möglich ist, die Dauer und Intensität von Gesten unter Berücksichtigung von Abweichungen zu erfassen.

Bei der Erhebung der Gestendauer ist mit einer Fehlertoleranz von  $\pm 0.6$  Sekunden zu rechnen. Zusätzlich sollte beachtet werden, dass mit zunehmender Messdauer die prozentuale Abweichung sinkt und somit die Genauigkeit des Messresultats steigt. Auch bei der Erhebung von Gestenintensitäten hatte die Ausführungsdauer einen erheblichen Einfluss auf die Präzision der Resultate. Während bei einer Dauer von einer Sekunde nur 58 Prozent der Intensitäten korrekt bestimmt wurden, stieg die Erkennungsquote entlang der zunehmenden Messdauer bis zu 77 Prozent an. Aus diesem Grund eignet sich der vorliegende Prototyp primär für Anwendungsfälle mit einer längeren Ausführungszeit.

Hinsichtlich der Erfassung von Gestenfrequenzen innerhalb eines Intervalls zeigten die Auswertungen, dass die Messpräzision vom allgemeinen Aktivitätsmass abhängt. Je aktiver der Proband war, desto höhere quantitative Abweichungen wurden innerhalb der gemessenen Intervalle verzeichnet. Bei einer stehenden Person konnten 86 Prozent der durchgeführten Gesten korrekt erfasst werden. Sobald sich der Proband jedoch in Bewegung setzte, sank die Erkennungsrate drastisch. Beim normalen Gehen auf 52 Prozent und beim Rennen auf 20 Prozent. Die Evaluation der erfassten Schrittfrequenzen aufgrund der Messungen des Schrittsensors von Apple zeigten, dass die erfassten Intervalle zu 100 Prozent mit den Ausgangswerten übereinstimmten.

Unter Berücksichtigung der genannten Möglichkeiten und Grenzen ist abschliessend festzuhalten, dass sich der Prototyp grundsätzlich für die simultane Aktivitätsmessung eignen kann. Es sollte jedoch Berücksichtigt werden, dass die Messresultate aufgrund verschiedener Faktoren hinsichtlich ihrer Präzision stark variieren können. Deshalb kann sich die vorliegende Kombination von EMG und Schrittzähler für Anwendungsfälle eignen, in denen eine Tendenz der erfassten Merkmale über einen längeren Messungszeitraum aufgezeigt werden soll. Zudem kann die Messpräzision gesteigert werden, indem Gesten mit einer Mindestdauer von zwei Sekunden erfasst werden, während die Person vorwiegend sitzt, steht oder langsam geht. Aufgrund der Grenzen bezüglich der Messpräzision eignet sich die vorliegende Implementation jedoch nicht für Untersuchungen, welche den Fokus auf die präzise Abbildung von Einzelmessungen setzen.

## 8 Fazit

Die Aktivitätsmessung findet in verschiedenen Bereichen der Gesundheitswissenschaften Anwendung und nimmt dort stetig an Bedeutung zu (Kohl & Murray, 2012, S. 4). Aus diesem Grund entwickelte sich ein kompletter Forschungs- und Technologiebereich, der sich mit der Erfassung von körperlicher Aktivität auseinandersetzt (Rosenbaum, D., 2012, S. 90). Folglich haben sich im Laufe der Zeit eine Vielzahl von Messmethoden und Technologien für die Aktivitätsmessung entwickelt (Benke & Leithäuser, 2008, S. 216). Durch die Kombination der Elektromyographie für die Erfassung von Handbewegungen und eines Schrittsensors für die Erhebung von Schritten, wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein Prototyp konzeptioniert und entwickelt, welcher primär die Erfassung des Aktivitätsverlaufs von Schritten und Gesten ermöglichen soll. Aufgrund einer umfassenden Literaturrecherche wurden vor der Konzeptionierung essentielle Erkenntnisse zu den Technologien und verwandten Forschungen zusammengetragen, um die gewonnenen Informationen in die Umsetzung miteinfließen zu lassen. Hinsichtlich der Anforderungen wurde der geforderte Funktionsumfang des Prototyps umgesetzt, was somit als erfüllt betrachtet werden kann.

Der entwickelte Prototyp lieferte sodann die Grundlage, um Möglichkeiten und Grenzen der simultanen Aktivitätserfassung hinsichtlich der Forschungsfragen zu evaluieren. Auf der Basis von zwei unabhängigen Versuchen wurden Testmessungen mit Probanden durchgeführt und ausgewertet. Dabei wurde die Erfassung der Dauer und Intensität von Gesten sowie die Möglichkeit zur Abbildung von Aktivitätsverläufen untersucht. Die Ergebnisse zeigen, dass es mit den verwendeten Technologien grundsätzlich möglich ist die Dauer und Intensität von Gesten sowie den Aktivitätsverlauf von Schritten und Gesten abzubilden. Durch die Evaluation wurde jedoch offengelegt, dass diverse Faktoren einen erheblichen Einfluss auf die Messgenauigkeit der beschriebenen Merkmale haben.

Hinsichtlich der Erfassung der Gestendauer konnte aufgezeigt werden, dass mit einer mittleren negativen Abweichung von 210 Millisekunden zu rechnen ist, während sich die Mehrheit der Messabweichungen zwischen  $\pm 0.6$  Sekunden bewegt. Die Evaluation der Intensitätsbestimmung zeigte, dass deren Präzision entscheidend von der erfassten Gestendauer abhängt. Je länger eine Geste vom Prototypen aufgezeichnet werden kann, desto mehr EMG-Rohdaten stehen zur Berechnung der mittleren Intensität zur Verfügung. Somit steigt auch die Aussagekraft der bestimmten Intensität. Während bei einer Dauer von einer Sekunde nur 58 Prozent der Intensitäten korrekt bestimmt wurden,

stieg die Erkennungsquote entlang der zunehmenden Messdauer bis auf 77 Prozent an. Die Evaluation des zeitlichen Aktivitätsverlaufs von Gesten und Schritten verdeutlichte den negativen Einfluss des Aktivitätsniveaus auf die quantitative Messpräzision von Gesten. In den Intervallen, in welchen der Proband keine Beinaktivität auszuüben hatte, konnten die Gesten bis 86 Prozent richtig bestimmt werden. Die Anzahl der korrekten Gestenbestimmungen sank jedoch drastisch bis auf 20 Prozent beim Rennen, sobald die Probanden sich in Bewegung setzten.

Abschliessend kann zusammengefasst werden, dass mittels EMG-Sensoren die allgemeine Aktivitätsmessung ergänzt werden kann. Es sollte jedoch berücksichtigt werden, dass die Messresultate aufgrund verschiedener Faktoren hinsichtlich ihrer Präzision stark variieren können. Die vorliegende Kombination von EMG und Schrittzähler kann sich für Anwendungsfälle eignen, in denen eine Tendenz der erfassten Merkmale über einen längeren Messungszeitraum aufgezeigt werden soll. Aufgrund der begrenzten Messpräzision eignet sich die vorliegende Implementation jedoch nicht für Untersuchungen, welche eine präzise Abbildung von Einzelmessungen fokussieren. Es könnte jedoch die Möglichkeit bestehen, die Präzision der Messergebnisse aufgrund der Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit durch weiterführende Anpassungen des Softwarecodes zu steigern. Demnach bietet die Kombination von EMG-Sensoren und Schrittzählern eine aussichtsreiche Basis für weiterführende Entwicklung im Bereich der allgemeinen Aktivitätsmessung.



## 9 Literaturverzeichnis

- Apple (2018a). *Documentation CMMotionActivity*. Abgerufen von <https://developer.apple.com/documentation/coremotion/cmmotionactivity>.
- Apple (2018b). *Documentation CMPedometer*. Abgerufen von <https://developer.apple.com/documentation/coremotion/cmpedometer>.
- Apple (2018c). *Documentation Core Motion*. Abgerufen von <https://developer.apple.com/documentation/coremotion>.
- Apple (2018d). *Encoding and Decoding Custom Types*. Abgerufen von [https://developer.apple.com/documentation/foundation/archives\\_and\\_serialization/encoding\\_and\\_decoding\\_custom\\_types](https://developer.apple.com/documentation/foundation/archives_and_serialization/encoding_and_decoding_custom_types).
- Apple (2018e). *Swift*. Abgerufen von <https://www.apple.com/chde/swift/>.
- Apple (2018f). *Xcode*. Abgerufen von <https://developer.apple.com/xcode/>.
- Ayache, S.-S., Al-ani, T., Farhat, W.-H., Zouari, H.-G., Créange, A. & Lefaucheur, J.-P. (2015). Analysis of tremor in multiple sclerosis using Hilbert-Huang Transform. *Neurophysiologie Clinique/Clinical neurophysiology*, 45(6), S. 475–484. <https://doi.org/10.1016/j.neucli.2015.09.013>
- Benke, R. & Leithäuser, R. (2008). Körperliche Aktivität im Kindesalter – Messverfahren. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 59(10), S. 215–222.
- Bouchard, C., Blair, S. N. & Haskell, W. L. (2012). *Physical activity and health*. 2. Auflage. Champaign: Human Kinetics.
- Brigance, Y. (2017). *Choosing the Right iOS Dependency Manager*, Aim Consulting. Abgerufen von <https://aimconsulting.com/insights/blog/choosing-the-right-ios-dependency-manager/>.
- Caspersen, C. J., Powell, K. E. & Christenson, G. M. (1985). Physical activity, exercise, and physical fitness: definitions and distinctions for health-related research. *Public Health Reports*, 100(2), S. 126–131.
- Chen, K. Y. & Basset, D. R. (2005). The Technology of Accelerometry-Based Activity Monitors: Current and Future. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 37(11), S. 490-500. <https://doi.org/10.1249/01.mss.0000185571.49104.82>
- Ebert, R. (2018). *Überblick: App-Entwicklung mit dem iOS SDK und Xcode*. Abgerufen von <https://www.ralfebert.de/ios/ueberblick-ios-xcode/>.
- Eckert, K., Lange, M. & Wagner, P. (2014). Erfassung körperlicher Aktivität - Ein Überblick über Anspruch und Realität einer validen Messung. In: S. Becker (Hrsg.):

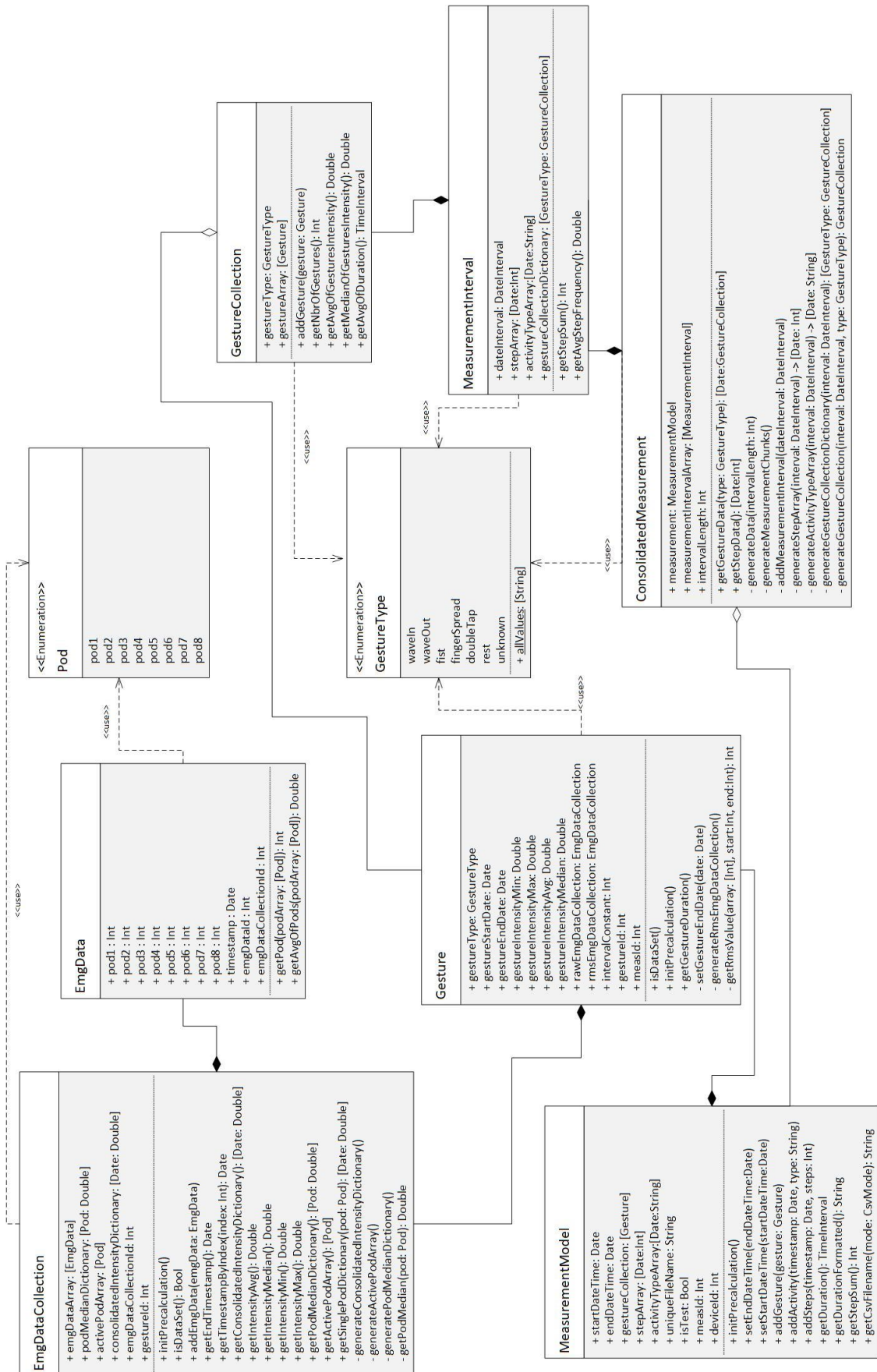
- Aktiv und Gesund? Interdisziplinäre Perspektiven auf den Zusammenhang zwischen Sport und Gesundheit.* S. 97–124. Wiesbaden: Springer VS.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-531-19063-1\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-531-19063-1_5)
- Elsholz, J.-P. (2009). *Java Grundlagen*. Ulm: Universität Ulm.
- Empirical Magic Ltd. (2018). *iOS Support Matrix*. Abgerufen von <http://iossupportmatrix.com/>.
- Freiwald, J., Baumgart, C. & Konrad, P. (2007). *Einführung in die Elektromyographie. Sport - Prävention - Rehabilitation*. Balingen: Spitta Verlag.
- Fuchs, R., Klaperski, S., Gerber, M. & Seelig, H. (2015). Messung der Bewegungs- und Sportaktivität mit dem BSA-Fragebogen. *Zeitschrift für Gesundheitspsychologie*, 23(2), S. 60–76. <https://doi.org/10.1026/0943-8149/a000137>
- Gabriel, K. K. P., Morrow, J. & Woolsey, A.-L. (2012). Framework for Physical Activity as a Complex and Multidimensional Behavior. *Journal of physical activity & health*, 1(9), S. 11–18. <https://doi.org/10.1123/jpah.9.s1.s11>
- Gibbs-Smith, C. & Rees, G. (1978). *The inventions of Leonardo da Vinci*. New York: Charles Scribner's Sons.
- Gindi, D. C. (2018). *Charts*, CocoaPods. Abgerufen von <https://cocoapods.org/pods/Charts>.
- Jekauc, D., Reimers, A. & Woll, A. (2014). Methoden der Aktivitätsmessung bei Kindern und Jugendlichen. *B&G Bewegungstherapie und Gesundheitssport*, 30(02), S. 79–82. <https://doi.org/10.1055/s-0033-1361578>
- JSON (o.J.). *JSON*. Abgerufen von <http://json.org/>.
- Kluth, k., Steinhilber, B. & Nessler, T. (2011). *Oberflächen-Elektromyographie in der Arbeitsmedizin, Arbeitsphysiologie und Arbeitswissenschaft*. Universität Siegen, Siegen. Abgerufen von [https://www.dgaum.de/fileadmin/PDF/Leitlinien/Leitlinienentwurf\\_Oberflaechen\\_Elektromyographie.pdf](https://www.dgaum.de/fileadmin/PDF/Leitlinien/Leitlinienentwurf_Oberflaechen_Elektromyographie.pdf).
- Kohl, H. W. & Murray, T. D. (2012). *Foundations of physical activity and public health*. Champaign: Human Kinetics.
- Konrad, P. (2011). *EMG-Fibel – Eine praxisorientierte Einführung in die kinesiologische Elektromyographie*. Abgerufen von <https://www.velamed.com/wp-content/uploads/2017/08/EMG-FIBEL-V1.1.pdf>.
- Krechel, U. (2002). Elektromyographen (EMG-Geräte) und evozierte Potentiale (EP). In: R. Kramme (Hrsg.): *Medizintechnik. Verfahren Systeme*

- Informationsverarbeitung*. S. 106–127. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-662-12453-6\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-662-12453-6_10)
- Kutafina, E., Laukamp, D., Bettermann, R., Schroeder, U. & Jonas, S. M. (2016). Wearable Sensors for eLearning of Manual Tasks: Using Forearm EMG in Hand Hygiene Training. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 16(8), S. 1221. <https://doi.org/10.3390/s16081221>
- Lam, T. V. (2016). *Konzeption und prototypische Implementierung einer EMG-basierten Anwendung zur passiven Unterstützung in der Handtherapie unter Verwendung der Thalmic Myo*. Hochschule Heilbronn, Heilbronn.
- Lewis, B. A., Napolitano, M. A., Buman, M. P., Williams, D. M. & Nigg, C. R. (2017). Future directions in physical activity intervention research. Expanding our focus to sedentary behaviors, technology, and dissemination. *Journal of behavioral medicine*, 40(1), S. 112–126. <https://doi.org/10.1007/s10865-016-9797-8>
- Mlinac, M. E. & Feng, M. C. (2016). Assessment of Activities of Daily Living, Self-Care, and Independence. *Archives of clinical neuropsychology : the official journal of the National Academy of Neuropsychologists*, 31(6), S. 506–516. <https://doi.org/10.1093/arclin/acw049>
- Müller, C., Winter, C. & Rosenbaum, D. (2010). Aktuelle objektive Messverfahren zur Erfassung körperlicher Aktivität im Vergleich zu subjektiven Erhebungsmethoden. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 61(1), S. 11-18.
- Naik, G. R. (2014). *Applications, Challenges, and Advancements in Electromyography Signal Processing*. Hershey: IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-4666-6090-8>
- Omatu, S., Semalat, A., Bocewicz, G., Sitek, P., Nielsen, I. E., García García, J. A. et al. (2016). *Distributed Computing and Artificial Intelligence, 13th International Conference*. Cham: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-40162-1>
- Reis, C. & Silva Maximiano, M. d. (2017). *Internet of things and advanced application in healthcare*. Hershey, Pennsylvania: IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-1820-4>
- Rosenbaum, D. (2012). Aktuelle Messverfahren zur objektiven Erfassung körperlicher Aktivitäten unter besonderer Berücksichtigung der Schrittzahlmessung. *Bundesgesundheitsblatt, Gesundheitsforschung, Gesundheitsschutz*, 55(1), S. 88–95. <https://doi.org/10.1007/s00103-011-1392-0>

- Rossi, F., Mavelli, F., Stano, P. & Caivano, D. (2016). *Advances in artificial life, evolutionary computation and systems chemistry. 10th Italian workshop, WIVACE 2015, Bari, Italy, September 22-25, 2015 : revised selected papers* (Communications in computer and information science, vol. 587). Switzerland: Springer.
- Rupp, C. (2014). *Requirements-Engineering und -Management. Aus der Praxis von klassisch bis agil*. 6. Auflage. München: Carl Hanser Verlag.
- Scheepers, C., Steding-Albrecht, U., Jehn, P. & Berting-Hüneke, C. (2007). *Ergotherapie. Vom Behandeln zum Handeln - Lehrbuch für die theoretische und praktische Ausbildung*. 3. Auflage. Stuttgart: Thieme.
- Sharon, Y. (2017). *Multi Select Segmented Control*, CocoaPods. Abgerufen von <https://cocoapods.org/pods/MultiSelectSegmentedControl>.
- Spiller, M. (2011). *Maven 3. Konfigurationsmanagement mit Java*. 1. Auflage. Heidelberg: mitp Verl.-Gruppe Hüthig Jehle Rehm.
- Strath, S. J., Kaminsky, L. A., Ainsworth, B. E., Ekelund, U., Freedson, P. S., Gary, R. A. et al. (2013). Guide to the assessment of physical activity. Clinical and research applications: a scientific statement from the American Heart Association. *Circulation*, 128(20), S. 2259–2279.  
<https://doi.org/10.1161/01.cir.0000435708.67487.da>
- Tanjour, T. (2009). *Elektromyographische Untersuchung der muskulären bei schnellkräftigen Sprungbewegungen*. Universität Rostock, Rostock. Abgerufen von [http://rosdok.uni-rostock.de/file/rosdok\\_disshab\\_0000000213/rosdok\\_derivate\\_0000003837/Dissertation\\_Tanjour\\_2009.pdf](http://rosdok.uni-rostock.de/file/rosdok_disshab_0000000213/rosdok_derivate_0000003837/Dissertation_Tanjour_2009.pdf).
- Thalmic Labs (o.J.a). *Improving gesture recognition*. Abgerufen von <https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/201168945-Improving-gesture-recognition>.
- Thalmic Labs (o.J.b). *Myo iOS API reference*. Abgerufen von [https://developer.thalmic.com/docs/api\\_reference/ios/\\_getting\\_\\_started.html](https://developer.thalmic.com/docs/api_reference/ios/_getting__started.html).
- Thalmic Labs (o.J.c). *Myo SDK Manual*. Abgerufen von [https://developer.thalmic.com/docs/api\\_reference/platform/index.html](https://developer.thalmic.com/docs/api_reference/platform/index.html).
- Thalmic Labs (2015). *Raw EMG now available on iOS*. Abgerufen von <http://developerblog.myo.com/raw-emg-now-available-on-ios/>.
- Thalmic Labs (2016). *Technical Specifications*. Abgerufen von <https://www.myo.com/techspecs>.

- Thalmic Labs (2018). *How do I access the raw EMG data from the Myo armband?*, Myo Support. Abgerufen von <https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/202536726-How-do-I-access-the-raw-EMG-data-from-the-Myo-armband->
- Troiano, R. P., McClain, J. J., Brychta, R. J. & Chen, K. Y. (2014). Evolution of accelerometer methods for physical activity research. *British journal of sports medicine*, 48(13), S. 1019–1023. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2014-093546>
- Troyer, A. K. (2011). Activities of Daily Living (ADL). In: J. S. Kreutzer, J. DeLuca & B. Caplan (Hrsg.): *Encyclopedia of Clinical Neuropsychology*. S. 28–30. New York, NY: Springer New York. [https://doi.org/10.1007/978-0-387-79948-3\\_1077](https://doi.org/10.1007/978-0-387-79948-3_1077)
- U. S. Department of Health Human Services. (1996). *Physical Activity and Health*. Atlanta: U.S. Public Health Service.
- Weitz, M. (2006). *Messung und Analyse myoelektrischer Signale*. Universität Kassel, Kassel.
- Welk, G. J., Blair, S. N., Wood, K., Jones, S. & Thompson, R. W. (2000). A comparative evaluation of three accelerometry-based physical activity monitors. *Medicine and science in sports and exercise*, 32(9), S. 489-97.
- World Health Organization (2003). *Global Move for Health day initiative gets underway to promote physical activity benefits*. Abgerufen von <http://www.who.int/dietphysicalactivity/publications/releases/move/en/>.
- Zurmühle, P. (2017). *Erfassung von Bewegungsdaten der Hand mittels EMG für Anwendungen in der Ergotherapie*. Zurich University of Applied Sciences, Winterthur.

# Anhang A: Komplettes Klassendiagramm



## Anhang B: Beispiel einer persistierten aajh-Datei

---

```

{
  "measId":0,
  "deviceId":0,
  "gestureCollection":[
    {
      "gestureStartDate":548776659.72038996,
      "gestureIntensityAvg":32,
      "gestureType":"fist",
      "measId":0,
      "rmsEmgDataCollection":{
        "emgDataArray":[
          {
            "emgDataCollectionId":0,
            "pod7":13,
            "pod4":15,
            "pod1":12,
            "pod8":23,
            "pod5":2,
            "pod2":41,
            "emgDataId":0,
            "timestamp":548776659.82797396,
            "pod6":5,
            "pod3":7
          }
        ],
        "emgDataCollectionId":0,
        "gestureId":0,
        "podMedianDictionary":[
          "pod3",7,"pod5",2,"pod6",5,"pod7",13,"pod8",23,"pod1",12,"pod2",41,"pod4",15
        ],
        "activePodArray":[
          "pod8","pod2"
        ],
        "consolidatedIntensityDictionary":[
          548776659.82797396,32
        ]
      }
    },
    "gestureDuration":0.27441000938415527,
    "gestureIntensityMin":32,
    "gestureId":0,
    "gestureEndDate":548776659.99479997,
    "gestureIntensityMax":32,
    "isDataSet":true,
    "gestureIntensityMedian":32,
    "intervalConstant":20
  ]
},
"stepArray":[],
"measDuration":3.9251649379730225,
"startDateTime":548776656.44735301,
"measDurationFormatted":"0h 00' 03\"",
"activityTypeArray":[
  548776659.17414606,"stationary"
],
"uniqueFileName":"Meas_2018-05-23_15-57-36",
"isTest":false,
"endDateTime":548776660.37251794
}

```

---

## Anhang C: SQL-Framework zur MVC-Kalibrierung von Intensitäten

SQL-Funktion für die MVC-Kalibrierung von EMG-Intensitäten:

---

```
CREATE FUNCTION `getMVCIntensity` (
    i DOUBLE, p DOUBLE, g TEXT
) RETURNS double
BEGIN
    DECLARE min, max, varout DOUBLE;
    /* Returns maximal gesture intensity of person and gesture */
    Select Max(IntensityAvg) into max from intensity_duration
    WHERE Proband = p AND GestureType = g GROUP BY Proband, GestureType;
    /* Returns minimal gesture intensity of person and gesture */
    Select Min(IntensityAvg) into min from intensity_duration
    WHERE Proband = p AND GestureType = g GROUP BY Proband, GestureType;
    /* Calculates mvc proccsed intensity in percent */
    SET varout = 100*(i - min)/(max-min);
    RETURN varout;
END
```

---

SQL-Funktion für Klassifikation von MVC kalibrierten Intensitäten:

---

```
CREATE DEFINER=`root`@`localhost` FUNCTION `getMVCClassificaiton` (
    imvc DOUBLE
) RETURNS text CHARSET latin1
BEGIN
    RETURN CASE
        WHEN 0 <= imvc AND imvc <= 33 THEN 'schwach'
        WHEN 33 < imvc AND imvc <= 66 THEN 'mittel'
        WHEN 66 < imvc AND imvc <= 100 THEN 'stark'
    END;
END
```

---

SQL-Befehl zur Erstellung der zugrundeliegenden Tabelle:

---

```
CREATE TABLE `intensity_duration` (
    `Proband` int(11) DEFAULT NULL,
    `Durchgang` int(11) DEFAULT NULL,
    `Zielduration` double DEFAULT NULL,
    `Zielintensity` enum('schwach','mittel','stark') DEFAULT NULL,
    `GestureId` int(11) NOT NULL AUTO_INCREMENT,
    `GestureType` varchar(45) DEFAULT NULL,
    `Start` timestamp NULL DEFAULT NULL,
    `End` timestamp NULL DEFAULT NULL,
    `Duration` double DEFAULT NULL,
    `IntensityMin` double DEFAULT NULL,
    `IntensityMax` double DEFAULT NULL,
    `IntensityAvg` double DEFAULT NULL,
    `IntensityMedian` double DEFAULT NULL,
    `IntervalConstant` double DEFAULT NULL,
    PRIMARY KEY (`GestureId`)
) ENGINE=InnoDB AUTO_INCREMENT=258 DEFAULT CHARSET=latin1;
```

---

SQL-Befehl um die berechneten Daten abzurufen:

---

```
SELECT *,
    getMVCIntensity (`IntensityAvg`, `Proband`, `GestureType`) AS `IntensityMVC`,
    getMVCClassificaiton (getMVCIntensity (`IntensityAvg`, `Proband`, `GestureType`)) AS `IntensityClassed`
FROM
    `intensity_duration`;
```

---



## Anhang D: Evaluationsszenarien

### Ablaufplan zur Evaluation des Aktivitätsverlaufs von Schritten und Gesten

### Ablaufplan zur Evaluation der Dauer und Intensität von Gesten

Schritte		Gesten	
Zeit	Schritttyp	Reihenfolge	Geste
<b>00:00</b>	stehen		
		1	fist
		2	fingerSpread
		3	waveIn
		5	doubleTap
		4	fist
		6	waveOut
<b>01:00</b>	gehen		
		7	fist
		8	waveOut
		9	doubleTap
<b>02:00</b>	stehen		
		10	fist
		11	waveOut
		12	waveIn
<b>03:00</b>	gehen		
<b>04:00</b>	rennen		
		13	doubleTap
		14	waveIn
		15	waveOut
		16	doubleTap
		17	fingerSpread
		18	fist
<b>05:00</b>	rennen		
<b>06:00</b>	stehen		
		19	doubleTap
		20	waveIn
		21	doubleTap
		22	waveOut
		23	fingerSpread
		24	fist
<b>07:00</b>	gehen		
		25	fist
		26	doubleTap
		27	waveOut
<b>08:00</b>	gehen		
		28	waveIn
		29	fingerSpread
		30	fist
		31	fist
<b>09:00</b>	stehen		
		32	waveOut
		33	fingerSpread
		34	waveIn
		35	doubleTap
		36	doubleTap
		37	fingerSpread
		38	fist
		39	waveIn
		40	waveOut

Geste	Dauer	Intensität
fist	1	schwach
fist	3	schwach
fist	6	schwach
fist	1	mittel
fist	3	mittel
fist	6	mittel
fist	1	stark
fist	3	stark
fist	6	stark
waveIn	1	schwach
waveIn	3	schwach
waveIn	6	schwach
waveIn	1	mittel
waveIn	3	mittel
waveIn	6	mittel
waveIn	1	stark
waveIn	3	stark
waveIn	6	stark
waveOut	1	schwach
waveOut	3	schwach
waveOut	6	schwach
waveOut	1	mittel
waveOut	3	mittel
waveOut	6	mittel
waveOut	1	stark
waveOut	3	stark
waveOut	6	stark
fingerSpread	1	schwach
fingerSpread	3	schwach
fingerSpread	6	schwach
fingerSpread	1	mittel
fingerSpread	3	mittel
fingerSpread	6	mittel
fingerSpread	1	stark
fingerSpread	3	stark
fingerSpread	6	stark

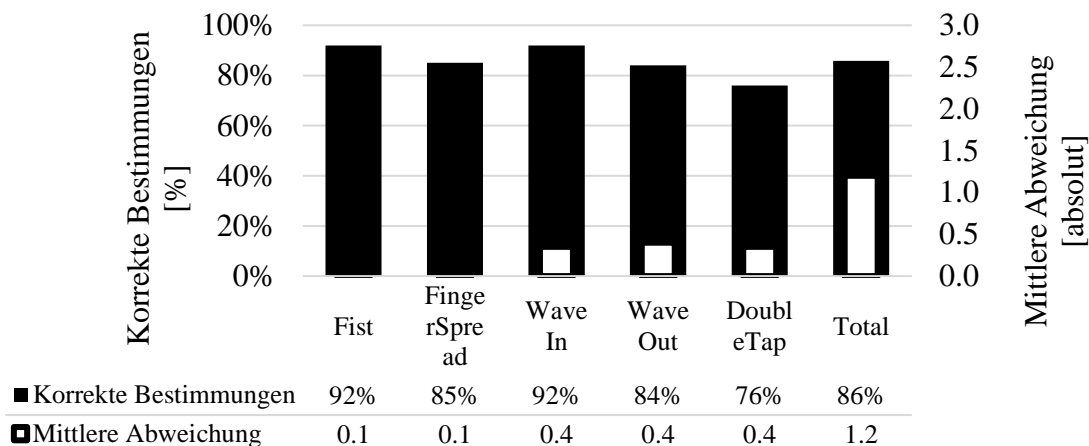
## Anhang E: Vergleichsschlüssel zu den Evaluationsszenarien

Vergleichsschlüssel zur Evaluation des Aktivitätsverlaufs von Schritten und Gesten.

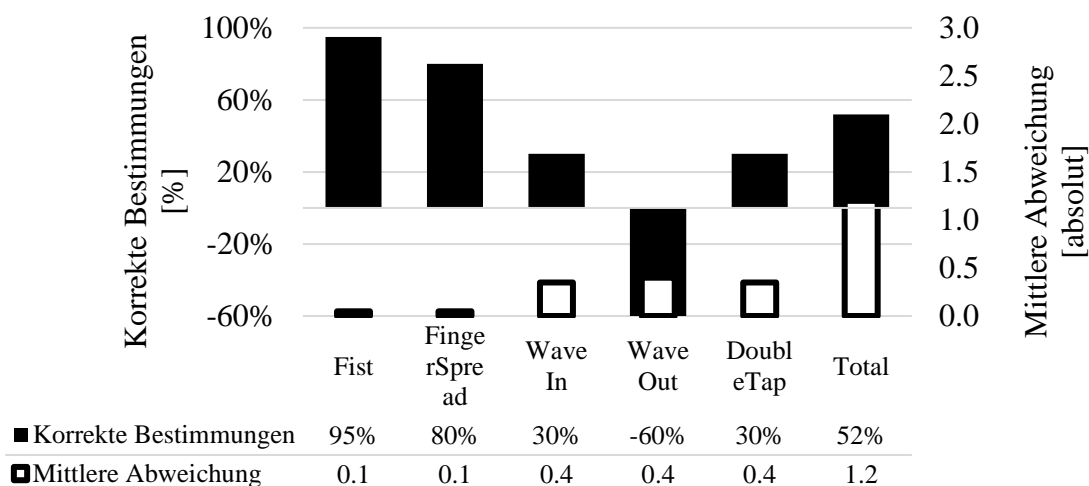
<b>Zeit</b>	<b>Schritttyp</b>	<b>Fist</b>	<b>WaveIn</b>	<b>WaveOut</b>	<b>FingerSpread</b>	<b>DoubleTap</b>	<b>Total</b>
00:00	stehen	2	1	1	1	1	<b>6</b>
01:00	gehen	1	1	0	0	1	<b>3</b>
02:00	stehen	1	1	1	0	0	<b>3</b>
03:00	gehen	0	0	0	0	0	<b>0</b>
04:00	rennen	1	1	1	1	2	<b>6</b>
05:00	rennen	0	0	0	0	0	<b>0</b>
06:00	stehen	1	1	1	1	2	<b>6</b>
07:00	gehen	1	0	1	0	1	<b>3</b>
08:00	gehen	2	1	0	1	0	<b>4</b>
09:00	stehen	1	2	2	2	2	<b>9</b>

## Anhang F: Detaillierte Auswertungen zur Evaluation des Aktivitätsverlaufs

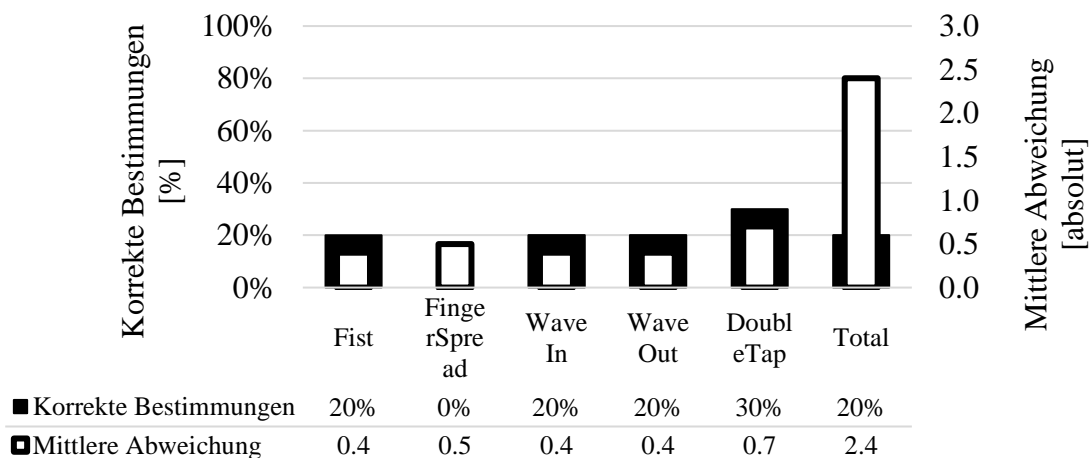
### Bestimmungsraten und Abweichungen beim Stehen



### Bestimmungsraten und Abweichungen beim Gehen



### Bestimmungsraten und Abweichungen beim Rennen



## Anhang G: Installations- und Betriebsanleitung

### 1 Voraussetzungen

Der Prototyp wurde für mobile iOS Geräte von Apple konzipiert. Um den Prototypen installieren und ausführen zu können, wird folglich ein iPhone oder iPad benötigt, das mindestens die iOS Version 10 unterstützt. Aufgrund der iOS Support Matrix von Empirical Magic Ltd. (2018) wurden in der nachfolgenden Tabelle die ersten Generationen der Geräte abgebildet, welche diesem Anspruch gerecht werden.

<b>iOS Geräte</b>	<b>Veröffentlichungsdatum</b>
Mindestens iPhone 5	Ab September 2012
Mindestens iPad (4. Generation)	Ab Oktober 2012

Wenn der Prototyp aufgrund des Quellcodes auf einem der beschriebenen mobilen Endgeräte installiert werden soll, wird zusätzlich ein Mac von Apple mit der neusten Version der Xcode Entwicklungsumgebung benötigt. Dabei sollte beachtet werden, dass alle Softwareupdates vor der Installation abgeschlossen werden, um zu gewährleisten, dass die verwendeten Sprachen und Libraries auf dem neusten Stand sind. Xcode kann über den AppStore von Apple gratis heruntergeladen werden.

Für den Export von Messdaten wird zusätzlich iTunes verwendet. Eine detaillierte Anleitung für den Export von Messdaten befindet sich in Kapitel 3.6.

### 2 Installation des Prototyps

Wie im vorherigen Kapitel bereits erwähnt, wird für die Installation des Prototyps ein Mac mit der neusten Version von Xcode benötigt. Die nachfolgenden Punkte beschreiben den Installationsprozess:

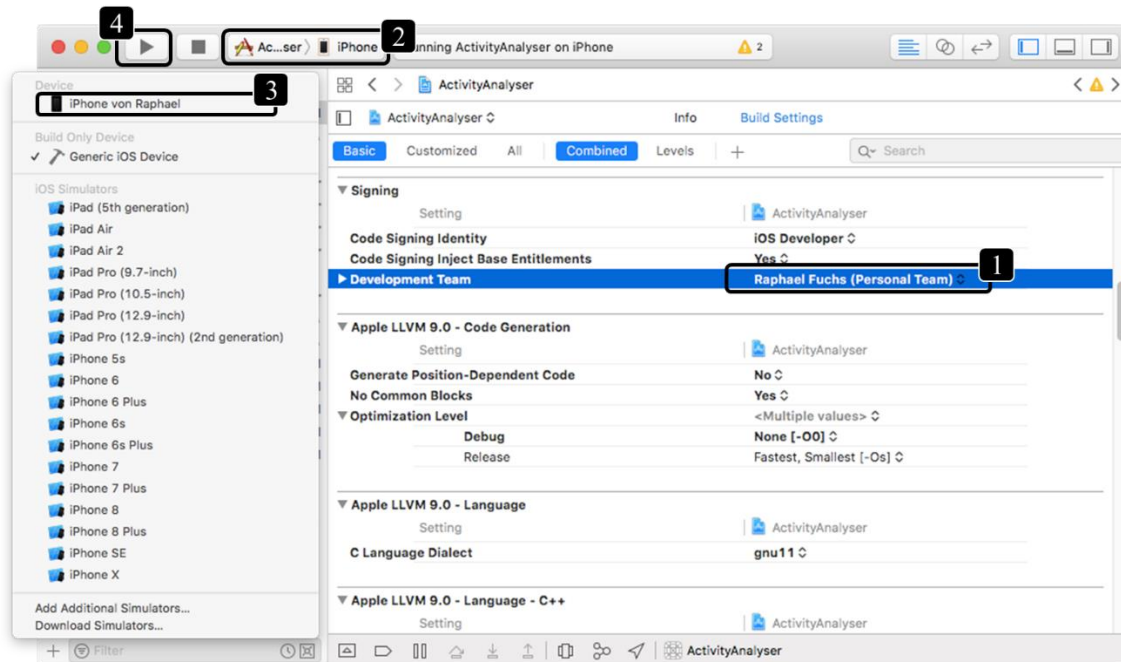
1. Alle Softwareupdates sowohl für das Betriebssystem als auch für Xcode sollten auf dem Mac durchgeführt werden.
2. Entpacken Sie anschliessend die gezippte Version des Prototyps auf Ihrem Mac.
3. Im Basisordner des Prototyps befindet sich folglich die Datei «ActivityAnalyser.xcworkspace». Mit einem Doppelklick auf diese Datei wird Xcode automatisch mit allen benötigten Dependencies gestartet.

4. Sobald sich Xcode mit dem Projekt geöffnet hat, sollte das Projekt bereinigt werden. Navigieren Sie hierzu im Hauptmenu von Xcode zum Punkt *Product*.
  - a. Wählen dort *Clean* aus dem Dropdown-Menü und warten Sie bis der Bereinigungsprozess abgeschlossen wurde
5. Schliessen Sie ein iOS Gerät an den Mac an und wählen Sie im Feld «Development Team» eine AppleID aus (1), welche im Sinne des Apple Code Signings zur Verifizierung der Applikation verwendet werden soll.

Mehr Informationen über Apples Code Signing können auf der Webseite des Herstellers über den folgenden Link nachgelesen werden:

<https://developer.apple.com/support/code-signing/>

6. Wählen Sie anschliessend in Xcode das angeschlossene iOS Gerät aus (2,3) und starten Sie das Software-Deployment durch die Betätigung des «Run» Buttons (4).



7. Bei der ersten Installation des Prototyps müssen Sie auf dem verwendeten iOS Gerät, ihren Apple Entwickler-Account als vertrauenswürdig genehmigen. Wechseln Sie hierfür auf ihr iOS Gerät und folgen Sie den Anweisungen unten:

- a. Navigieren Sie zu *Einstellungen* → *Allgemein* → *Geräteverwaltung* → *Ihr spezifischer Entwickler-Account (1)* und wählen sie «vertrauen» (2)



8. Nach erfolgter Genehmigung muss das Deployment aus Punkt 6 wiederholt werden.

Wenn alles korrekt ausgeführt wurde, dann wird die Applikation automatisch vom iOS Geräte gestartet. Ab diesem Zeitpunkt kann der Prototyp vollumfänglich verwendet werden.

### 3 Betrieb des Prototyps

Nachfolgende Kapitel beinhalten die Betriebsanleitung des Prototyps.

#### 3.1 Myo Armband anziehen und befestigen

Auf der Webseite von Thalmic Labs existiert eine ausführliche Anleitung zur korrekten Verwendung des EMG-Sensors. Durch den nachfolgenden Link können die Anleitungen aufgerufen werden.

<https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/201169525-How-to-wear-the-Myo-armband>

#### 3.2 Hauptmenu

Beim Start der Prototypen erscheint als Erstes immer das Hauptmenu. Es beinhaltet sowohl eine Übersicht über die Sensoren und ihren Verbindungsstatus, als auch eine Liste mit den gespeicherten Messungen. Zudem fungiert das Hauptmenu als Knotenpunkt der umliegenden Ansichten und Funktionen der Anwendung. Die nachfolgende Abbildung visualisiert das Hauptmenu mit seinen Funktionen. Die eingerahmten Elemente werden zudem weiterführend beschrieben.



## 1. Übersicht der Sensoren

Der blaue Bereich beinhaltet eine Übersicht über die Sensoren, welche von der Applikation verwendet werden. Im Gegensatz zum Schrittsensor, der automatisch verbunden wird, falls das iOS Gerät einen solchen Sensor vorweist, muss der Gestik Sensor manuell verbunden werden.

## 2. Verbindung zum Myo Armband aufbauen

Über den «Verbinden» Button wird die Ansicht zur Koppelung eines Myo Armband aufgerufen.

## 3. Neue Messung erstellen

Soll eine neue Messung aufgenommen werden, so muss zur entsprechenden Ansicht gewechselt werden. Dies wird durch den «+» Button ermöglicht.

## 4. Navigationsliste mit den Messungen

Die eingerahmte Liste beinhaltet alle Test- und normalen Messungen, welche sich im Speicher des iOS Gerätes befinden. Die Messungen mit einer grün hinterlegten Uhrzeit sind Testmessungen. Die blau hinterlegten Einträge sind normale Messungen aufgrund der Sensordaten.

### a. Details zur Messung anzeigen

Mit einem einfachen Klick auf einen Eintrag dieser Liste wird die Ansicht mit der Auswertung geöffnet.

### b. Messung löschen

Um eine Messung zu löschen, muss der gewünschte Eintrag nach links gewischt werden. Anschliessend erscheint ein «Delete» Button, der die dauerhafte Entfernung auslöst. Es ist zu beachten, dass alle Daten der entsprechenden Messung gelöscht werden. Sowohl die Quelldateien des Prototyps selber, als auch die exportierten Daten.



## 5. Einstellungen ändern

Dieser Button navigiert zur Ansicht mit den Einstellungsparametern.

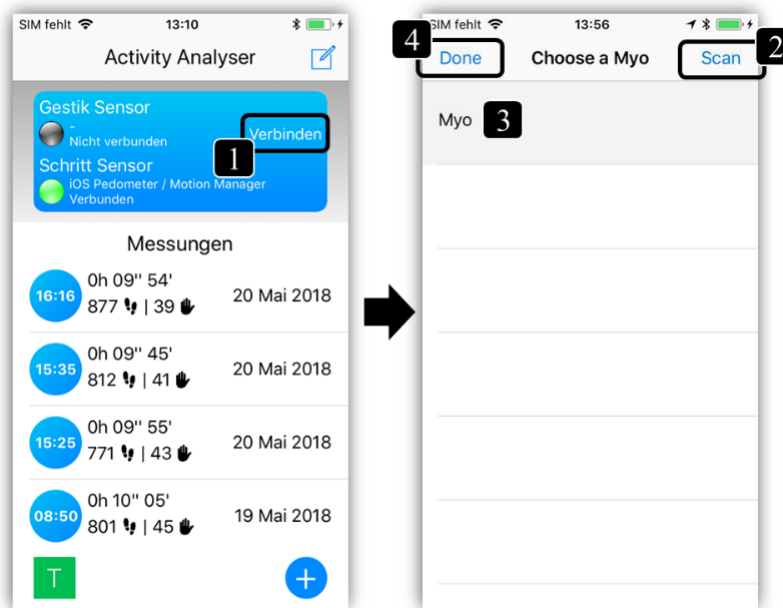
## 6. Neue Testmessung aufgrund einer Beobachtung erstellen

Dieser Button navigiert zur Ansicht um eine Testmessung zu erfassen.



### 3.3 Myo Armband koppeln

Es ist zu beachten, dass auch ohne die Koppelung eines Myo Arbands eine neue Messung aufgenommen werden kann. Folglich werden jedoch nur die Schritte aufgrund des Accelerometers aufgezeichnet. Damit Handbewegungen durch den EMG-Sensor von der Anwendung erfasst werden, muss das Myo Armband manuell mit dem Prototyp verbunden werden.



Bevor das Myo Armband erfolgreich mit der Anwendung gekoppelt werden kann, damit anschliessend die Daten fehlerfrei übertragen werden, müssen die nachfolgenden Schritte vorab erledigt werden. Die angefügten Links beinhalten Videoanleitungen von Thalmic Labs:

- **Myo Armband korrekt anziehen**  
<https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/201169525-How-to-wear-the-Myo-armband>
- **Myo Armband syncen**  
<https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/200755509-How-to-perform-the-sync-gesture>

Nun kann mit der eigentlichen Koppelung begonnen werden.

1. Drücken Sie den «Verbinden» Button.
2. Drücken Sie in der neuen Ansicht den «Scan» Button um die umliegenden Myo Armbänder darzustellen.
3. Wählen Sie ein Myo Armband aus um es mit der Applikation zu koppeln.

4. Drücken Sie auf den «Done» Button, um zum Hauptmenu zurückzukehren.

Sobald die Verbindung zu Armband erfolgreich aufgebaut werden konnte, vibriert das Armband zwei Mal und der Status des Gestensensors ändert sich im Hauptmenu.

### 3.4 Neue Messung erfassen

Nachdem das Myo Armband erfolgreich gekoppelt wurde kann eine neue Messung erfasst werden. Wechseln Sie hierfür durch das Hauptmenu in die entsprechende Ansicht.



Eine Messung muss manuell gestartet und beendet werden. Dies wird durch mehrmaliges Anwählen des runden Buttons erreicht. Nachfolgend die Beschreibung:

1. Sobald eine Aufnahme gestartet werden soll, muss der «Start» Button angewählt werden.

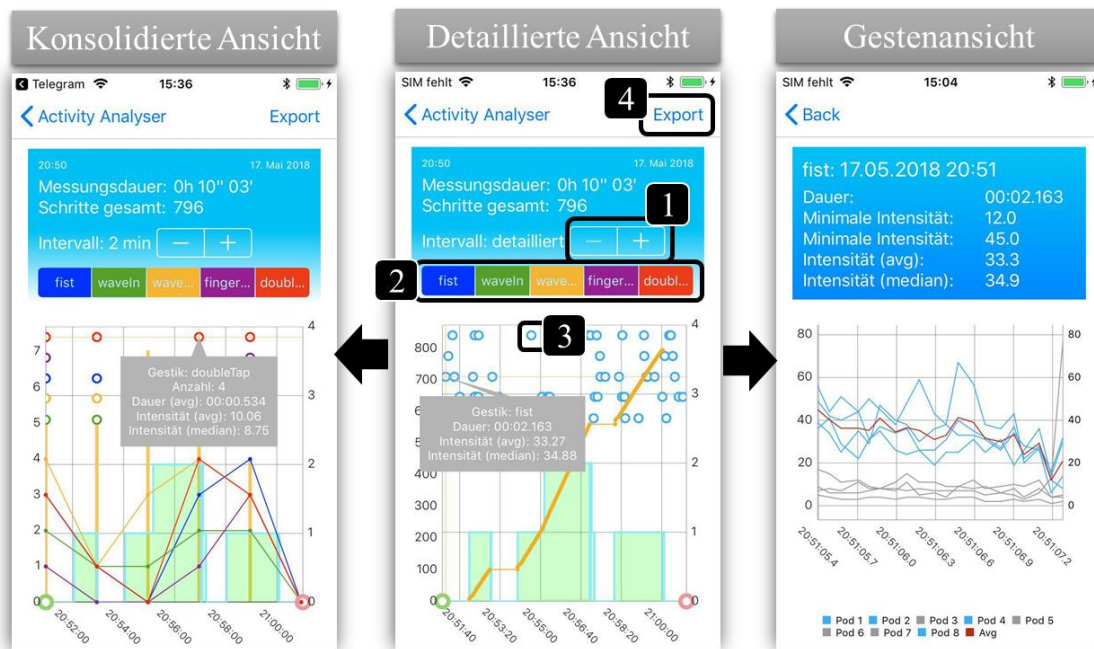
Während der Aufnahme wird neben der Anzahl der getätigten Schritte und Gesten auch die verstrichene Zeit anhand eines Timer dargestellt. Es ist hierbei zu beachten, dass sich zur Aufnahme der Schrittaktivität das mobile Gerät am besten in einer der vorderen Hosentaschen befindet. Zudem kann der Bildschirm des iOS Geräts auch abgeschaltet werden, da die Applikation für den Hintergrundbetrieb konzipiert wurde.

2. Sobald eine Messung beendet werden soll, muss der «Stop» Button angewählt werden.
3. Nun befindet sich die gesamte Messung im Arbeitsspeicher des mobilen Geräts und muss anschliessend durch das Anwählen des «Speichern» Buttons physisch persistiert werden. Entsprechend der Dokumentation werden in diesem Prozess die Messdaten automatisch vorverarbeitet und gespeichert.

Der beschriebene Prozess kann jederzeit durch das Anwählen den «Abbrechen» Buttons unterbrochen werden. Dies führt jedoch zu einem Verlust der vorliegenden Messdaten.

### 3.5 Auswertung anzeigen und exportieren

Die gespeicherten Messungen werden wie im Kapitel 3.2 beschrieben, in der Liste im Hauptmenu dargestellt um anschliessend eine Auswertung anzuzeigen oder die Aufnahmen zu löschen. Wechseln Sie zu Anzeige der Auswertung in die entsprechende Ansicht.

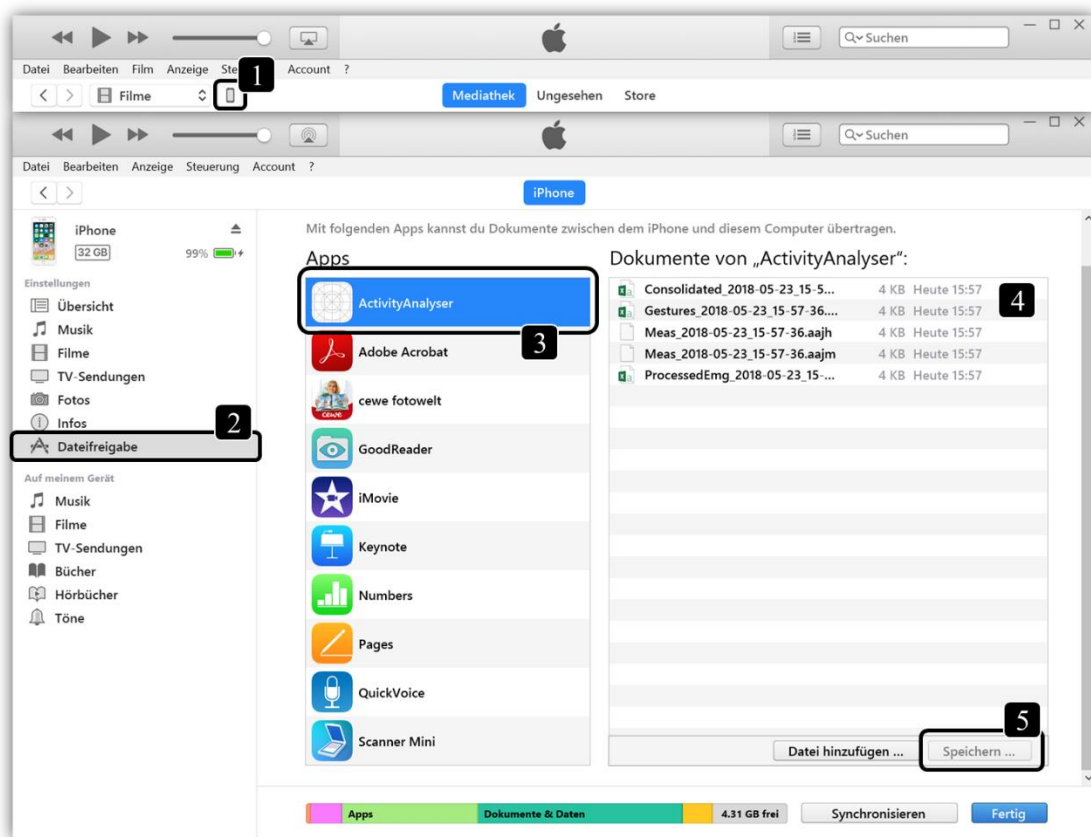


1. Mit diesem «plus-minus» Button kann das Intervall zur Konsolidierung eingestellt werden.
  - a. Detailliert: Alle erfassten Messpunkte werden angezeigt.
  - b. Konsolidiert (1-10 Minuten): Die Messpunkte werden entsprechend dem ausgewählten Intervall zusammengefasst.
2. Mit diesem segmentierten Navigationstool können einzelne Gesten im konsolidierten Diagramm ein- und ausgeblendet werden.
3. In der konsolidierten als auch in der detaillierten Ansicht kann durch das Anwählen von Gestenpunkten, eine Notiz mit weiteren Informationen geöffnet werden.
  - a. Detailliert: Es öffnet sich die Gestenansicht mit den bereinigten EMG-Daten.
  - b. Konsolidiert: Es wird eine Notiz mit den errechneten Mittelwerten eingeblendet.

4. Durch die Betätigung des «Export» Buttons werden automatisch einzelne CSV-Dateien erstellt. Es ist zu beachten, dass der konsolidierte Export sich nach dem ausgewählten Intervall (1) richtet.

### 3.6 Exportierte Datei auf einen Computer übertragen

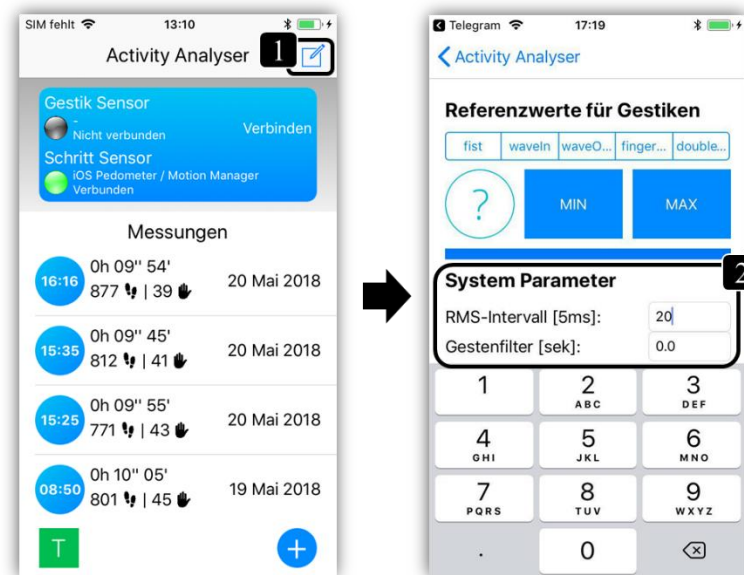
Um die exportierten Messungen auf einen Computer zu übertragen wird iTunes von Apple benötigt. Schliessen Sie das iOS Gerät an einem Computer mit iTunes an und folgen Sie den nächsten Schritten:



1. Greifen Sie über iTunes auf das iOS Gerät zu.
2. Wählen Sie in der Übersicht zum iOS Gerät den Menu-Eintrag «Dateifreigabe».
3. Selektieren Sie die «AcitivityAnalyser» Applikation
4. In dieser Liste befinden sich alle Dateien, welche vom Prototyp gespeichert und exportiert wurden. Eine detaillierte Beschreibung zu den einzelnen Dateitypen finden Sie in der Dokumentation in Kapitel 6.9 «Persistenz»
5. Sobald Sie die zu exportierenden Dateien ausgewählt haben, können diese durch die Betätigung des «Sichern» Buttons an einem gewünschten Ort abgespeichert werden.

### 3.7 Einstellungen ändern

Über das Hauptmenu kann in die Ansicht der Einstellungen gewechselt werden. Dabei hat man die Möglichkeit zwei verschiedene Parameter zu ändern. Zudem können in den Einstellungen Referenzgestiken erfasst werden, welche jedoch keine weitere Anwendung in der restlichen Applikation finden. Aus diesem Grund wird nur auf die Bearbeitung der System Parameter eingegangen.



1. Betätigen Sie den Button um auf die Ansicht mit den Einstellungen zu wechseln
2. Im umrahmten Bereich der Systemparameter können sie die folgenden Optionen ändern:

**a. RMS-Intervall (Standartwert = 20, Ganzzahl, Integer)**

Das RMS-Intervall definiert das Zeitfenster, aus welchem die mittlere Leistung der EMG-Rohdaten errechnet wird. Weitere Information hierzu befindet sich in der Dokumentation im Kapitel 6.7.2. Es ist zu beachten, dass die Masseinheit in fünf Millisekunden gerechnet wird. Der Standartwert 20 entspricht folglich ( $20 \cdot 5ms = 100ms$ ) einem Zeitfenster von 100 Millisekunden. Zudem werden Änderungen nur temporär gespeichert und haben nur auf neue Messungen einen Einfluss.

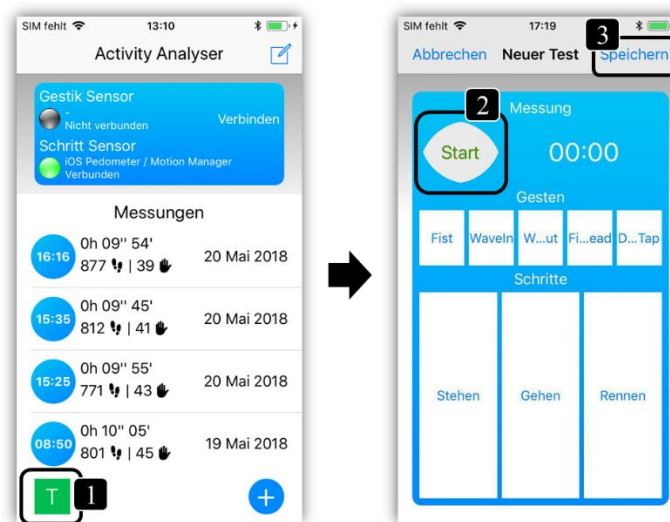
**b. Gestenfilter (Standartwert = 0, Dezimalzahl, Double)**

Der Gestenfilter wird in Sekunden angegeben, wird nur temporär gespeichert und hat lediglich auf die konsolidierte Auswertung einen Einfluss. Der Standartwert beträgt null.

Änderungen werden beim Verlassen der Tastatur automatisch gespeichert.

### 3.8 Erstellung einer Testmessung

Die Erfassung von Test- oder Referenzmessungen wird durch diese Ansicht ermöglicht. Die Aufnahme einer Testmessung ähnelt dem bereits beschriebenen Vorgehen aus Kapitel 3.4. Dabei ist jedoch zu beachten, dass die Messdaten nicht mehr von einem Sensor erzeugt werden, sondern durch die Eingabe über den einzelnen Buttons, welche in der nachfolgenden Abbildung zu sehen sind.



1. Klicken sie auf den grünen «T» Button im Hauptmenu, um die Ansicht zu wechseln.
2. Sobald eine Aufnahme gestartet werden soll, muss der «Start» Button angewählt werden. Während der Aufnahme sollen aufgrund der Beobachtung einer Zielperson, die entsprechenden Buttons gedrückt werden.
  - a. Erfassen von Gesten  
Die Buttons für die einzelnen Gesten müssen zur korrekten Erfassung solange gedrückt werden, wie eine Geste in Wirklichkeit auch ausgeführt wird.
  - b. Erfassen von Schrittklassen  
Da einzelne Schrittklassen länger dauern als die Gesten, müssen diese nur einmal angewählt werden, bis sich der Schrittyp der Zielperson ändern.  
Sobald eine Messung beendet werden soll, muss der «Stop» Button angewählt werden.
4. Da sich die gesamte Messung nur im Arbeitsspeicher des mobilen Geräts befindet muss anschliessend der «Speichern» Button angewählt werden.

## **Anhang H: Quellcode des Prototyps**

Zusammen mit der Bachelorarbeit wurde der komplette Quellcode in Form einer ZIP-Datei eingereicht.

- ActivityAnalyser.zip

## **Anhang I: Messdaten zur Evaluation**

Die Messdaten und deren Auswertungen, welche Teil der Evaluation sind, wurden zusammen mit der Bachelor-Thesis in Form einer ZIP-Datei eingereicht.

- Evaluation.zip

## **Anhang J: Anleitungsvideo**

Zusammen mit der vorliegenden Arbeit wurden zwei Anleitungsvideo eingereicht.

- Installationsanleitung.mp4
- Betriebsanleitung.mp4