

Angewandte Computer- und Biowissenschaften

Professur Medieninformatik

# Bachelorarbeit

Entwicklung eines modularen Systems zur Aufnahme und Analyse von Vitalwerten für die Klassifikation körperlicher Erregungszustände in VR-Umgebungen.

Milas Marco Baumgarten

Mittweida, den 15. September 2019

**Erstprüfer:** Prof. Dr. rer. nat Marc Ritter

**Zweitprüfer:** Manuel Heinzig, M. Sc.

**Baumgarten, Milas Marco**

Entwicklung eines modularen Systems zur Aufnahme und Analyse von Vitalwerten für die Klassifikation körperlicher Erregungszustände in VR-Umgebungen.

Bachelorarbeit, Angewandte Computer- und Biowissenschaften

Hochschule Mittweida– University of Applied Sciences, September 2019

## **Abstract**

In dieser Arbeit wird ein Messgerät zur Bestimmung von emotionalen Erregungszuständen vorgestellt. Dieses soll eine Anwendung in der Untersuchung von Probanden in VR-Umgebungen finden. Hierdurch stellen sich Anforderungen, die von klassischen Messgeräten nur begrenzt erfüllt werden.

Die somit erfassten Vitaldaten benötigen eine Verarbeitung, bevor aus ihnen Rückschlüsse gezogen werden können. Hierfür werden drei verschiedene Algorithmen verwendet. Die so gewonnen Ergebnisse werden untereinander und mit professionell gewonnen Daten verglichen.

**Name:** Baumgarten, Milas Marco

**Studiengang:** Medieninformatik und interaktives Entertainment

**Seminargruppe:** MI16w1-B

**English Title:** Development of a modular system for recording and analysis of vital parameters to classify physical arousal in VR environments

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einführung und Motivation</b>	<b>1</b>
1.1	Aufgabenbeschreibung . . . . .	1
1.2	Zielstellung und Aufbau der Arbeit . . . . .	1
<b>2</b>	<b>Grundlagen</b>	<b>3</b>
2.1	Elektrokardiographie . . . . .	4
2.1.1	Elektrokardiogramm . . . . .	4
2.1.2	Herzschläge . . . . .	6
2.2	Elektrodermale Aktivität . . . . .	6
2.3	Ableitung von Emotionen aus Vitaldaten . . . . .	8
2.4	Bewegungen in VR-Umgebungen . . . . .	8
<b>3</b>	<b>Datenakquise und -aufbereitung</b>	<b>11</b>
3.1	Erkennung von Herzschlägen . . . . .	11
3.1.1	Naiver Algorithmus . . . . .	11
3.1.2	Pan-Tompkins Algorithmus . . . . .	12
3.1.3	Wavelet-Transformation . . . . .	14
3.2	Vergleichsdaten . . . . .	16
3.3	Gemessene Vitaldaten . . . . .	18
<b>4</b>	<b>Implementierung</b>	<b>21</b>
4.1	Messgerät . . . . .	21
4.1.1	Hautleitfähigkeit . . . . .	21
4.1.2	EKG . . . . .	22
4.1.3	Basisstation . . . . .	24
4.1.4	Arduino-Programmierung . . . . .	24

4.2	Speicherung der Daten . . . . .	25
4.3	Synchronisierung der Daten . . . . .	27
4.4	Darstellung der Daten . . . . .	27
4.5	Hindernisse . . . . .	28
4.5.1	Plateaus . . . . .	28
4.5.2	Rauschen . . . . .	30
4.5.3	Position der Elektroden . . . . .	31
4.5.4	Geringe Messfrequenz . . . . .	32
<b>5</b>	<b>Evaluation</b>	<b>33</b>
5.1	Fehlerberechnung . . . . .	33
5.1.1	Visualisierung der Herzrate . . . . .	34
5.2	Vergleich der Messdaten und der Algorithmen . . . . .	36
5.2.1	Resultate . . . . .	44
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>47</b>
6.1	Bewegungsdaten . . . . .	47
6.2	Alternative Messgeräte . . . . .	48
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>I</b>

# 1 Einführung und Motivation

Die korrekte Aufnahme von Daten ist Teil jeder wissenschaftlichen Untersuchung. Sie kann auch bei der Entwicklung von Applikationen und Spielen von Vorteil sein. Vor allem bei letzteren sind häufige Tests durch Außenstehende notwendig, um zum Beispiel unintuitive Designentscheidungen frühzeitig zu erkennen.

Für gewöhnlich sind solche sogenannten „Playtests“ sehr zeitaufwendig und das gewünschte Feedback kann nur per Fragebogen eingeholt werden. Hier wäre es von Vorteil, wenn es möglich wäre, die Gefühlslage der Probanden während der Spielzeit aufzuzeichnen. Somit könnten Rückschlüsse gegeben werden, ob bestimmte Abschnitte ihren gewünschten emotionalen Effekt erzeugen.

## 1.1 Aufgabenbeschreibung

Im Rahmen dieser Arbeit wird auf die Analyse der im vorhergehenden Praktikum gewonnenen Vitaldaten eingegangen. Hierfür soll zuerst geklärt werden, welche Aussagen sich aus den Rohdaten treffen lassen und wie diese umzuwandeln sind, um verständliche Aussagen über den Erregungszustand der Probanden zu ermöglichen. Um einen Vergleich des entwickelten Messgerätes zu bereits bestehenden professionellen Lösungen zuzulassen, fiel die Entscheidung, die gemessenen Daten mit Hilfe verschiedener Algorithmen zu analysieren. Die hierbei gewonnenen Resultate werden mit öffentlich zugänglichen und annotierten Daten verglichen.

## 1.2 Zielstellung und Aufbau der Arbeit

Ziel dieser Arbeit ist es, eine Möglichkeit der Analyse von bestimmten Sensordaten zu finden, mit der Erregungszustände in VR-Umgebungen automatisch detektiert werden können.

Im ersten Teil dieser Arbeit soll ein Grundlagenverständnis für die Interpretation eines EKGs und der Hautleitfähigkeit geschaffen werden. Als nächstes werden drei verschiedene Algorithmen erläutert, die nutzbar sind, um Herzschläge in rohen EKG-Daten zu erkennen. Anschließend folgt eine Beschreibung der gemessenen und der Vergleichsdaten.

Im Kern der Arbeit wird der Aufbau sowie die Funktionsweise des Messgeräts erläutert. Zudem folgt eine Erklärung der Verarbeitung der Daten. Abschließend werden die Resultate verglichen und alternative Verwendungsmöglichkeiten der Daten, sowie alternative Messgeräte vorgestellt.

## 2 Grundlagen

Bereits getätigte Forschungsarbeiten[[AHA12](#)][[AMMK18](#)] haben bewiesen, dass es möglich ist, mit Hilfe von Vitaldaten Rückschlüsse auf Emotionen zu erhalten. Besonders hervorzuheben ist hier die Arbeit von Kim und André [[KA09](#)] die sich mit der Erkennung von Emotionen auf einem zweidimensionalen Modell beschäftigt. Sie haben hierbei den Herzschlag, Muskelbewegungen, Atmung sowie die Hautleitfähigkeit betrachtet. Im Laufe ihrer Arbeit haben sich einige Herausforderungen bei der Detektion von Gefühlen gezeigt. Angefangen mit der Erkenntnis, dass es sehr schwer ist, Emotionen genau zu definieren.

As an emotion is a function of time, context, space, culture, and person, physiological patterns may widely differ from user to user and from situation to situation.[[KA09](#)]

Außerdem stellt die Messung der Vitaldaten selbst eine Herausforderung dar, da jedes der hierfür nötigen Messgeräte eigene Anforderungen an den Versuchsaufbau stellt und diese teilweise miteinander in Konflikt stehen.

So ein Konflikt hat sich auch während der Entwicklung des in dieser Arbeit vorgestellten Messgerätes gezeigt. Hier ließ sich erkennen, dass eine gleichzeitige Messung der Hautleitfähigkeit und des Herzschlags nicht ohne weiteres möglich ist. Dies liegt darin begründet, dass die Hautleitfähigkeit bestimmt wird, indem ein Strom von einer Elektrode zu einer anderen über die Haut des Probanden fließt. Ein EKG, das den Herzschlag aufzeichnen soll, nimmt diesen über die Haut auf. Diese Vorgänge sind sich sehr ähnlich und in der Praxis werden die Daten des EKGs durch die Messung der Hautleitfähigkeit massiv beeinträchtigt. Eine genauere Beschreibung der Entwicklung des Messgeräts und der dabei gefundenen Herausforderungen wird in Kapitel 4.1 gegeben.

Eine weitere Herausforderung die sich für Kim und André stellte, war die Anotierung der Vitaldaten im Vergleich zu sonst geläufigen audiovisuellen Daten. Letztere können von Menschen auf Grundlage von erkannten Symbolen gut interpretiert werden.

Die gemessenen Vitaldaten hingegen geben keine Auskunft über solche geläufigen Symbole, sondern nur einen steten Strom an Messwerten.

## 2.1 Elektrokardiographie

### 2.1.1 Elektrokardiogramm

„Das EKG misst lediglich die elektrische Aktivität des Reizleitungssystems des Herzens. Aussagen über Struktur und Funktion lassen sich nur indirekt treffen.“ [Ste14, 11]

Bei einem Elektrokardiogramm (EKG) wird die Summe aller elektrischen Aktivitäten des Herzens dargestellt. In einem Standard-EKG kommen hierbei 12 Elektroden zum Einsatz. In dieser Arbeit wurde stattdessen die vereinfachte Form nach Einthoven angewendet. Dabei wird je eine Elektrode am rechten sowie linken Arm und Bein befestigt. Der Grund für diese Simplifizierung wird genauer in Kapitel 4.1.2 erläutert.

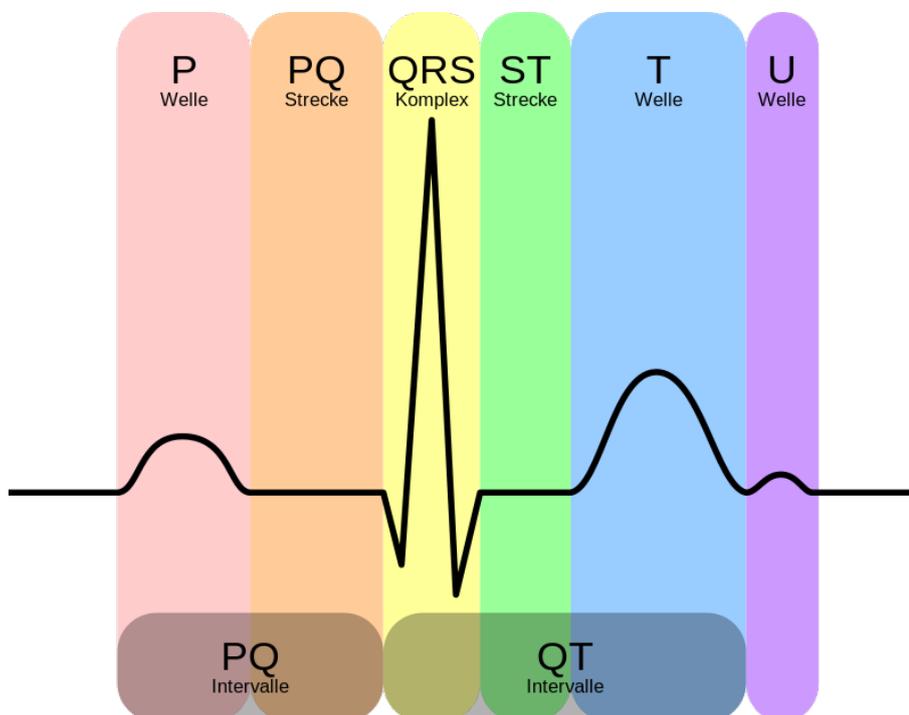


Abbildung 2.1: EKG Komplex<sup>1</sup>

P-Welle	< 120 ms
PQ	120 - 200 ms
QRS	< 120 ms

Tabelle 2.1: EKG-Normwerte[Ste14]

Die Dauer der Wellen unter Normbedingungen ist in Tabelle 2.1 zu sehen. Der Sinusrhythmus, also die Herzfrequenz in Ruhe beträgt zwischen 60 und 100 Schläge pro Minute. [Ach07]

Unter all den Wellen und Komplexen, die Bestandteil eines EKGs sind, ist hier der QRS-Komplex der wichtigste. Dies liegt daran, dass für die weitere Arbeit mit den EKG-Daten nur die Herzrate von Bedeutung ist. Somit ist es nur nötig die zeitlichen Abstände zwischen zwei Herzschlägen zu bestimmen. Da dieser am stärksten ausgeprägt ist, bietet er sich als Erkennungsmerkmal an. Zudem kann er auch auf andere Wege bestimmt werden. So ist er der erste, der zwei hörbaren Herztöne. Eine ausführlichere Beschreibung der Phasen des Herzkreislaufs findet sich in [Ste14].

In Kapitel 3.1 werden ein paar ausgewählte Methoden vorgestellt, die es ermöglichen diesen zu erkennen.

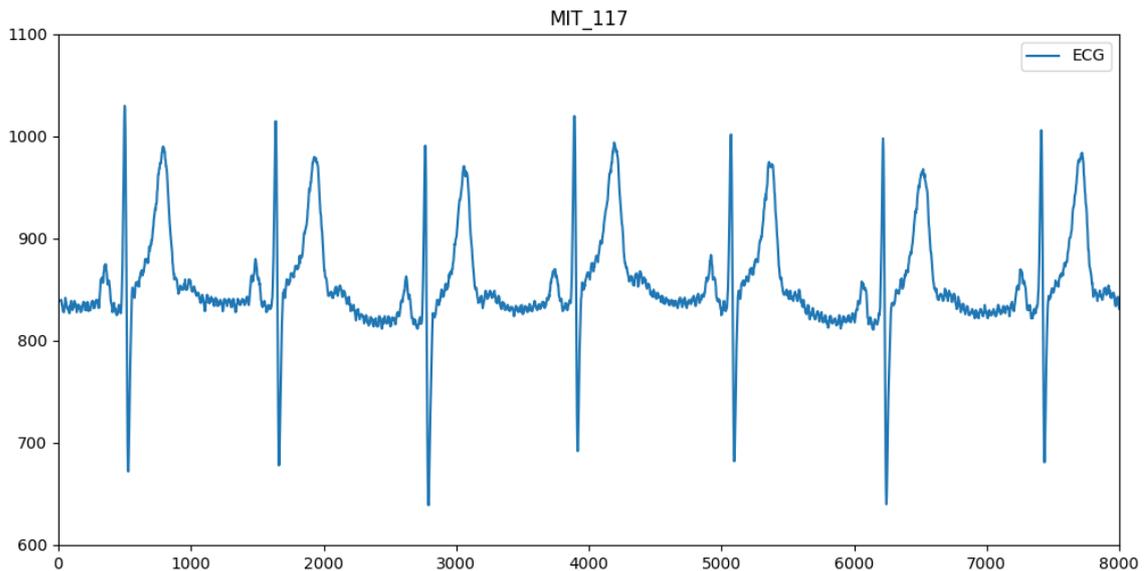


Abbildung 2.2: Elektrokardiogramm

<sup>1</sup>Von Derivative: RehuaOriginal: Hank van Helvete - Diese Datei wurde von diesem Werk abgeleitet: EKG Complex en.svg, CC BY-SA 3.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=31447504>

### 2.1.2 Herzschläge

Für gewöhnlich werden EKG Daten in der Medizin verwendet, um genauere Aussagen über die Gesundheit eines Patienten treffen zu können. Die hier gemessenen Daten sind dafür aber zu ungenau und von zu vielen Fehlerquellen betroffen. Dahingegen kann die Herzrate einfach berechnet werden, sobald die Herzschläge in den Rohdaten erkannt werden. Somit kann ein Rückschluss auf den Erregungszustand des Probanden getroffen werden.

Die Herzrate bezieht sich im Gegensatz zur Herzfrequenz nur auf die Zeit zwischen zwei aufeinander folgenden Herzschlägen. Dementsprechend ist sie sehr anfällig für Messfehler und Ungenauigkeiten. Dafür lässt sie mehr Aussagen über den Probanden zu, als eine bloße Angabe der Herzfrequenz, da diese sich aus dem Mittelwert der Zeiten zwischen mehreren Herzschlägen berechnet und somit eine geringere Präzision besitzt.

In medizinischen Untersuchungen wird unter anderem die Herzratenvariabilität (HRV) betrachtet, die sich aus dem zeitlichen Unterschied der Dauer der Herzschläge errechnet.

Damit ist es zuerst wichtig, wie in Kapitel 4.5 beschrieben, gefundene Messfehler zu reduzieren. Danach können die in Kapitel 3.1 beschriebenen Algorithmen angewandt werden um die Zeitpunkte der Herzschläge zu erkennen.

## 2.2 Elektrodermale Aktivität

Die elektrodermale Aktivität (EDA) beschreibt die messbare Veränderung der Hautleitfähigkeit bei emotional-affektiven Reaktionen. Sie ist auch unter dem Begriff (psycho-) galvanische Hautreaktion (PGR bzw. GSR) bekannt.

Die somit erkannten Änderungen der Hautleitfähigkeit können verwendet werden um emotionale Erregungen zu erkennen und zu kategorisieren. [\[ELF83\]](#)

Das hierbei ermittelte Signal kann in zwei Komponenten eingeteilt werden. Erstens, die phasische und zweitens, die tonische Komponente der Hautleitfähigkeit. Hierbei beschreiben phasische Elemente kurzzeitige Reaktionen auf bestimmte Auslöser. Sie beziehen sich somit auf Ereignisse. Dahingegen bezieht sich die tonische Komponente

auf den Verlauf des gesamten Experiments und entspricht somit einem Überblick.  
[FIM12]

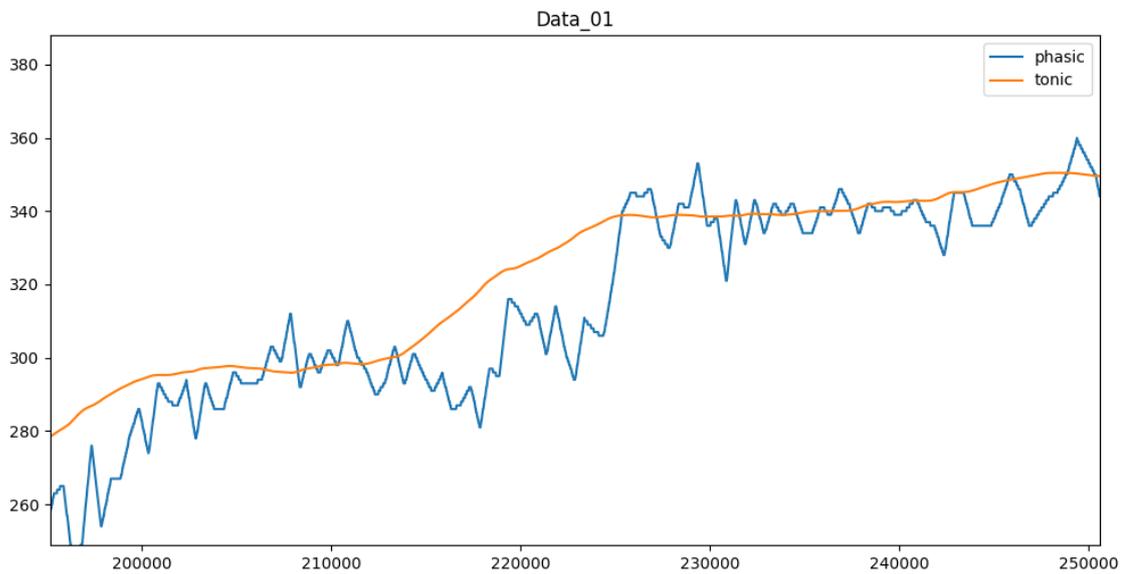


Abbildung 2.3: phasische und Ausschnitt der tonischen Komponente im Vergleich

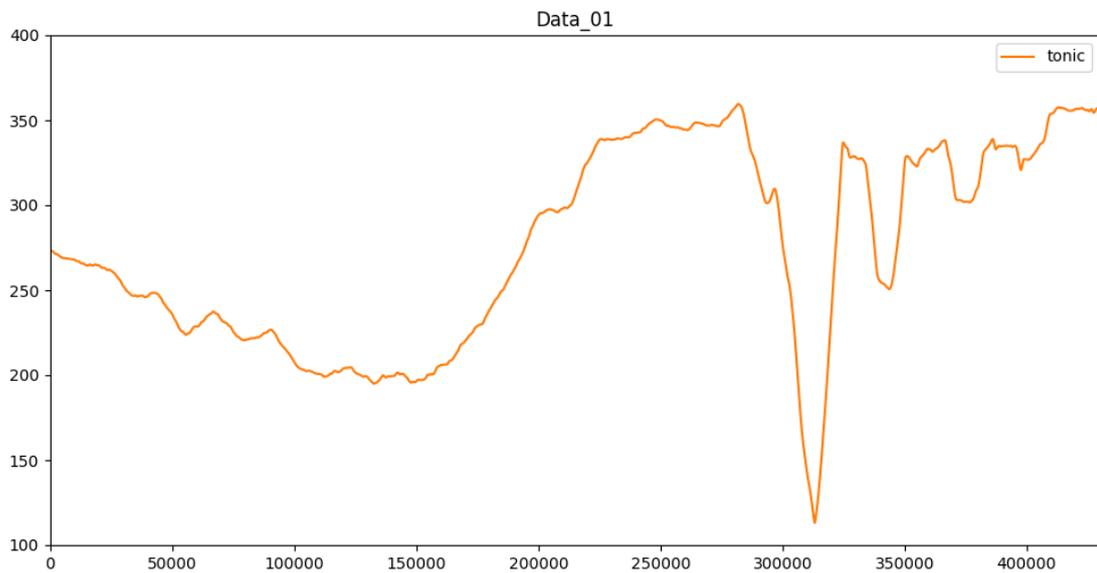


Abbildung 2.4: tonische Komponente

## 2.3 Ableitung von Emotionen aus Vitaldaten

Unterschiedliche Forschungen haben gezeigt, dass es möglich ist, zum Beispiel mit einer Support-Vector-Machine [SKG<sup>+</sup>18] oder neuronalen Netzen [GAGD16] aus der Hautleitfähigkeit und der Herzfrequenz Emotionen abzuleiten. Hierbei werden für gewöhnlich eine Selbstevaluation und vorherbestimmte Trigger genutzt, um die gewonnenen Daten zu kategorisieren. Daraufhin werden die Algorithmen angelernt, um selbstständig zukünftige Daten einordnen zu können.

Die Kategorien, in die die erkannten Emotionen eingeteilt werden, sind im Detail unterschiedlich. Die Grundstruktur ist aber konstant. So wird zwischen positiver und negativer Erregung unterschieden, sowie ob das Gefühl positiver oder negativer Natur ist. [KA09]

## 2.4 Bewegungen in VR-Umgebungen

In aktuellen VR-Systemen werden die Position des Head-Mounted-Displays (HMD), sowie die Positionen von zwei Controllern, die der Spieler in den Händen hält aufgezeichnet. Dadurch kann dieser aus der Ego-Perspektive in eine virtuelle Umgebung eintauchen und mit Hilfe von Controllern als Mediatoren seiner Hände mit dieser interagieren.

Es gibt einige verschiedene Controller von unterschiedlichen Herstellern<sup>2</sup>. Die hardwaretechnischen Grundlagen für diese sind teilweise sehr unterschiedlich. Softwareseitig kann aber ein Großteil der Unterschiede ignoriert werden, da für die meisten gängigen Game-Engines Libraries existieren, die die Arbeit mit der VR-Hardware vereinfachen. Die momentan bekannteste und vielseitigste Softwarelösung ist OpenVR<sup>3</sup> von Valve.

Die Popularität ist darin begründet, dass OpenVR eine Schnittstelle für alle gängigen VR-Hardwarelösungen bietet.[Val19] Außerdem existieren Bibliotheken, die die Nutzung von OpenVR in speziellen Game-Engines vereinfacht. Eine davon ist das SteamVR Plugin<sup>4</sup> für Unity. Dieses übernimmt einen Großteil der Initialisierung und Grundlagen der Interaktion in VR-Umgebungen. Somit können einfache Interaktionen in VR schnell prototypisch umgesetzt werden und nur speziellere Mechaniken

---

<sup>2</sup>Vive Controller, Oculus Rift Controller, Valve Knuckles-Controller, PS VR Controller

<sup>3</sup><https://github.com/ValveSoftware/openvr>

<sup>4</sup><https://assetstore.unity.com/packages/tools/integration/steamvr-plugin-32647>

müssen noch programmiert werden.

Der im Kontext dieser Arbeit wichtigste Punkt ist aber die Möglichkeit der Lokalisierung der Controller- und HMD-Positionen. Diese werden mit dem SteamVR Plugin nativ auf ein Spielermodell angewendet und somit kann einfach die Position des Kopfes und der Hände ausgelesen werden. Für die Verwendung des im Rahmen dieser Arbeit erstellten Systems ist dies ausreichend, vorausgesetzt die Datenakquise bezieht sich auf eine Applikation, die in Unity erstellt wurde und auf deren Quellcode Zugriff besteht. Sollte dies nicht der Fall sein oder sollte die Reaktion von Probanden auf ein bereits bestehendes Programm untersucht werden, so müssen die Daten mit Hilfe einer separaten Applikation aufgenommen werden. Hierfür wurde im Rahmen des Praxismoduls eine Lösung erarbeitet.<sup>5</sup> Die primäre Herausforderung bestand darin, dass SteamVR nur eine laufende VR-Anwendung zu jedem Zeitpunkt zulässt. Sobald eine weitere gestartet wird, wird die momentan aktive geschlossen. Um dies zu umgehen und somit die Daten sammeln zu können, musste eine andere Herangehensweise genommen werden. Eine Lösung hierfür wurde von Ben Otter gefunden. Für eins seiner Programme, TurnSignal<sup>6</sup>, war es nötig, eine Anwendung in VR als Overlay, also über einer anderen VR-Anwendung laufen zu lassen. Das SteamVR Plugin für Unity lässt dies nicht zu, wohingegen OpenVR eine Möglichkeit hierfür besitzt. Deswegen entwickelte er eine eigene Integration der API, die spezifisch für Overlays ausgelegt ist. Um anderen Entwicklern diese zur Verfügung zu stellen, hat er OVR Lay<sup>7</sup> veröffentlicht. Dies wurde auch verwendet, um die eingangs beschriebene Applikation zur Aufnahme von Bewegungs- und Sensordaten zu erstellen.

---

<sup>5</sup><https://github.com/MilasBaumgarten/OVRLay>

<sup>6</sup><https://github.com/benotter/TurnSignal>

<sup>7</sup><https://github.com/benotter/OVRLay>



## 3 Datenakquise und -aufbereitung

### 3.1 Erkennung von Herzschlägen

#### 3.1.1 Naiver Algorithmus

Eine simple Möglichkeit Herzschläge zu detektieren ist es, den QRS-Komplex anhand seines starken Ausschlags zu finden. Hierfür werden Anstiege ab einer bestimmten Stärke als R-Welle markiert. Zuerst werden Hochpunkte gesucht. Daraufhin wird untersucht, ob sie einen bestimmten Grenzwert überschreiten. Ist dies der Fall, so wird dieser Punkt als Herzschlag markiert.

In der Praxis zeigt sich jedoch, dass dieser Algorithmus einige Probleme mit sich bringt. Zum einen bleiben hierbei Störsignale erhalten. Zum anderen können einige abnormale QRS-Komplexe schwer oder nur gar nicht erkannt werden. Zu diesen gehören QRS-Komplexe mit hohen Amplituden oder einer verlängerten Dauer. Bei ihnen ist der Anstieg eher gering und so wird vor allem der Höhepunkt, die R-Welle eher verfehlt. [PT85]

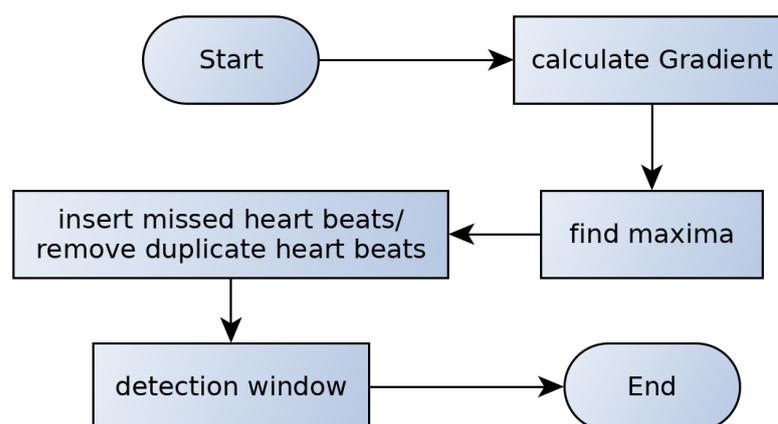


Abbildung 3.1: Programmablaufplan: naiver Algorithmus

### 3.1.2 Pan-Tompkins Algorithmus

Im Gegensatz zum in Kapitel 3.1.1 aufgeführten Algorithmus, versucht der von Jiapu Pan und Willis J. Tompkins entwickelte Algorithmus nicht nur die R-Welle zu erkennen, sondern den kompletten QRS-Komplex zu finden. Hierdurch soll die Erkennungsrate von Herzschlägen massiv verbessert werden.

Zuerst wird das Signal gefiltert. Hierbei soll das Signal vom Rauschen aus Störquellen bereinigt werden. Der erste Filter ist ein Bandpass Filter, der Muskelbewegungen, das Grundrauschen der Elektronik sowie T-Wellen-Interferenzen eliminiert. Das Frequenzband befindet sich hierbei im Bereich von 5-15 Hz. Der von Pan und Tompkins genutzte Filter sollte zudem nur Integer verwenden und in Echtzeit die Daten mittels eines einfachen Mikroprozessors verarbeiten können. Aufgrund von technischen Schwierigkeiten konnten sie keinen Algorithmus für das gewünschte Frequenzband von 5-15 Hz entwerfen sondern nur von 5-12 Hz.

Der Bandpass setzt sich aus einem Tief- und einem Hochpass zusammen.

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (3.1)$$

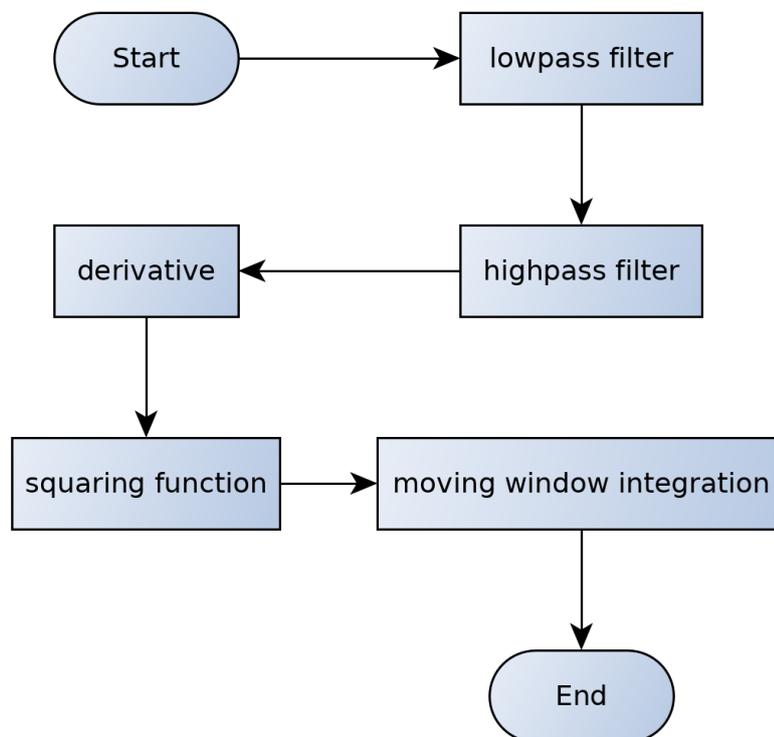


Abbildung 3.2: Programmablaufplan: Pan-Tompkins Algorithmus

$T$  ist hier der Abtastzeitraum. Da die Daten im Rahmen dieser Arbeit als Liste gespeichert und verarbeitet werden, ist in der Gleichung  $T$  vernachlässigbar. Stattdessen ist der Index zu verwenden und der Term kann mit:  $T = 1$  vereinfacht werden. Somit ist es möglich, mit folgender Funktion zu rechnen:

$$y'(n) = 2y(n-1) - y(n-2) + x(n) - 2x(n-6) + x(n-12) \quad (3.2)$$

Das selbe gilt für den Hochpass, der nach folgender Formel berechnet wird:

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - (y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)) \quad (3.3)$$

Auf die selbe Art, wie der Tiefpass vereinfacht lautet er:

$$y'(n) = 32x(n-16) - (y(n-1) + x(n) - x(n-32)) \quad (3.4)$$

Hiernach wird der Anstieg bestimmt mittels der Gleichung:

$$y(nT) = \frac{1}{8T} * (-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)) \quad (3.5)$$

Die selbe Vereinfachung kann wieder angewendet werden.

$$y'(n) = \frac{1}{8} * (-x(n-2) - 2x(n-1) + 2x(n+1) + x(n+2)) \quad (3.6)$$

Da im Rahmen dieser Arbeit  $x$  im Allgemeinen für den Zeitpunkt der Messung und  $y$  für den ermittelten Wert steht, entstehen in dieser Gleichung Verwirrungen. Deswegen wurde die Gleichung in folgender Form angepasst:

$$y''(x) = \frac{1}{8} * (-y(x-2) - 2y(x-1) + 2y(x+1) + y(x+2)) \quad (3.7)$$

Daraufhin werden die Ausschläge verstärkt, um die QRS-Komplexe einfacher erkennen zu können. Dies geschieht mit folgender Gleichung:

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (3.8)$$

Wie zuvor, ist die Benennung verwirrend und die Vereinfachung kann angewendet werden. Somit erhalten wir die Gleichung:

$$y'(n) = [y(n)]^2 \quad (3.9)$$

Abschließend wird eine Moving-Window Integration angewendet, um die QRS-Komplexe zu finden und zu markieren.

$$y(nT) = \frac{1}{N} * (x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)) \quad (3.10)$$

Abermals kann die Vereinfachung und die Umbenennung der Variablen angewendet werden.

$$y'(n) = \frac{1}{N} * (x(n - (N - 1)) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)) \quad (3.11)$$

N ist hier die Nummer an Messungen, die für die Berechnung der Moving-Window Integration verwendet werden. Es sollte in etwa so weit wie der größte gemessene QRS-Komplex sein. Bei einem zu großen Fenster kann es passieren, dass die T-Welle in die Rechnung fälschlicherweise einbezogen wird. Ein zu kleines Fenster hingegen führt dazu, dass manche QRS-Komplexe mehrere Ausschläge erzeugen. Pan und Tompkins haben in ihrer Implementation den Wert von N empirisch ermittelt und einen Wert von 30 verwendet. In ihrem Fall entspricht dies 150 ms, da sie die Daten mit einer Präzision von 200 Messungen pro Sekunde digitalisiert haben. [PT85][vGFNA18]

Abschließend werden die Herzschläge analog zum naiven Algorithmus anhand des Anstiegs erkannt.

### 3.1.3 Wavelet-Transformation

Eine weitere Form der Erkennung von Herzschlägen nutzt die Wavelet-Transformation<sup>1</sup>. Dies ist darin begründet, dass solch eine Transformation wechselnde Frequenzen simpel und effektiv detektiert. Dahingegen werden regelmäßige Frequenzen ausgeblendet. Dies unterdrückt das Rauschen im Ausgangssignal und hebt die QRS-Welle hervor. [Had09]

Die einfachste WT nennt sich Haar Transformation. Sie wird wie folgt berechnet: [ZSM+18] [Liu10]

$$CA(x) = \frac{1}{\sqrt{2}}f(2x) + \frac{1}{\sqrt{2}}f(2x + 1) \quad (3.12)$$

$$CD(x) = \frac{1}{\sqrt{2}}f(2x) - \frac{1}{\sqrt{2}}f(2x + 1) \quad (3.13)$$

---

<sup>1</sup>WT

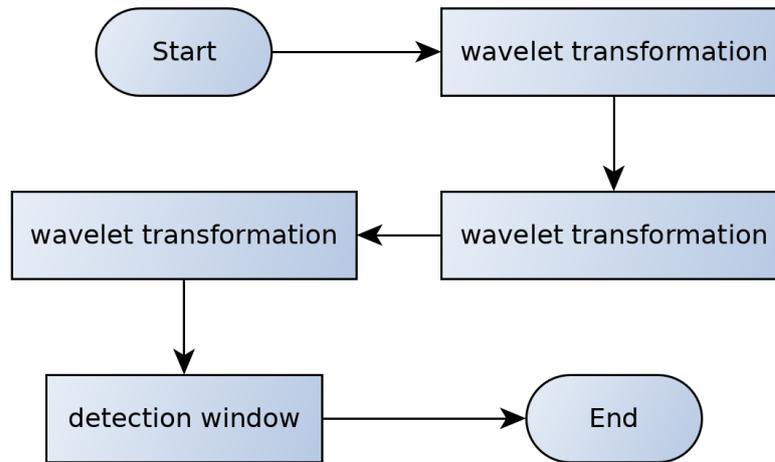


Abbildung 3.3: Programmablaufplan: Wavelet-Transform

$CA$  beschreibt hier das Näherungssignal, welches das Resultat eines Tiefpassfilters ist.  $CD$  stellt das Detailsignal dar. Dieses entspricht dem Ergebnis eines Hochpassfilters.

Um den Filter hardwareseitig zu implementieren, ist es möglich, die Berechnung zu einer Integer Haar Transformation zu vereinfachen.

$$CA(x) = \lfloor \frac{1}{2}f(2x) + \frac{1}{2}f(2x + 1) \rfloor \quad (3.14)$$

$$CD(x) = f(2n) - f(2n + 1) \quad (3.15)$$

Ist das Signal digitaler Natur, so ist es möglich, die Division und Rundung mit einem Bitshift nach rechts zu ersetzen.

Da die Verarbeitung in dieser Arbeit digital erfolgt, ist die Vereinfachung nicht nötig und die normale Haar Transformation kann verwendet werden.

In dem von [ZSM<sup>+</sup>18] vorgeschlagenen Algorithmus wird die Transformation drei Mal hintereinander durchgeführt. Der erste Durchlauf verwendet das Ausgangssignal. Hiernach dient das Näherungssignal als Input für die beiden weiteren Durchläufe. Abschließend wird das Detailsignal ausgegeben und für folgende Berechnungen verwendet.

Aus dem so gewonnenen Signal ist es möglich, die Herzschläge zu extrahieren. Hierfür ist es nötig, die Messreihe in Abschnitten<sup>2</sup> von 1600 ms zu durchlaufen und das absolute Maxima zu ermitteln. Dieses hilft nun, die Herzschläge anhand

<sup>2</sup>Der Wert von 1600 ms entspringt der Arbeit von [ZSM<sup>+</sup>18] und hat potentiell empirischen Ursprung.

ihres starken Ausschlags zu erkennen. Hierfür wird jeder Punkt der einen y-Wert von mindestens dem halben Maxima beträgt markiert. Nachdem solch ein Punkt gefunden wurde, werden die nächsten 300 ms übersprungen, da in diesem Zeitraum und unter normalen Umständen kein neuer Herzschlag folgen kann.

Die somit ermittelten Positionen der Herzschläge sind im Vergleich zur ursprünglichen Messung zeitlich eher ungenau, da jede Transformation die Messfrequenz halbiert. Dies bietet aber den Ausgangspunkt für den letzten Schritt, in dem auf Grundlage der gefundenen Herzschläge, die QRS-Komplexe im ursprünglichen Signal erkannt werden. Hierbei ist es nötig, das Ursprungssignal in einem Rahmen von 70 ms um jeden erkannten Punkt zu untersuchen. Ziel dabei ist es, die höchste Amplitude zu finden, da diese mit einer sehr hohen Wahrscheinlichkeit dem R-Peak entspricht.

## 3.2 Vergleichsdaten

Die ausgewählten öffentlichen Daten entstammen der MIT-BIH Arrhythmia Database [GAG+00].<sup>3</sup> Diese besteht aus 48 Aufnahmen zu je 30 Minuten. Sie wurden zwischen 1975 und 1979 mit Hilfe von ambulanten 2-Kanal EKGs aufgenommen. 23 der Aufnahmen wurden zufällig aus einem Pool von 4000 24-Stunden Aufnahmen ausgewählt.<sup>4</sup> Die weiteren 25 Aufnahmen entstammen dem gleichen Pool, wurden aber aufgrund von seltenen aber relevanten Herzrhythmusstörungen ausgewählt.<sup>5</sup> Die Probanden, von denen die Aufnahmen stammen sind 25 Männer im Alter zwischen 32 und 89 Jahren und 22 Frauen im Alter zwischen 23 und 89 Jahren.<sup>6</sup> Die Messreihen bestehen jeweils aus einem oberen und einem unteren Signal. Da QRS-Komplexe eher im oberen Signal erkennbar sind, wird dieses für folgende Berechnungen verwendet. Zur Messung des EKG-Werts wurde vorwiegend die 2. Ableitung verwendet. Das heißt, dass eine Elektrode vom rechten Arm zu einer Elektrode am linken Bein gemessen wird. Die unteren Signale wurden primär mit der Ableitung V1 aber auch teilweise durch die Ableitungen V2, V5 und ein Mal V4 ermittelt. Die Positionen der Elektroden ist hierfür in Abbildung 3.4 zu erkennen.

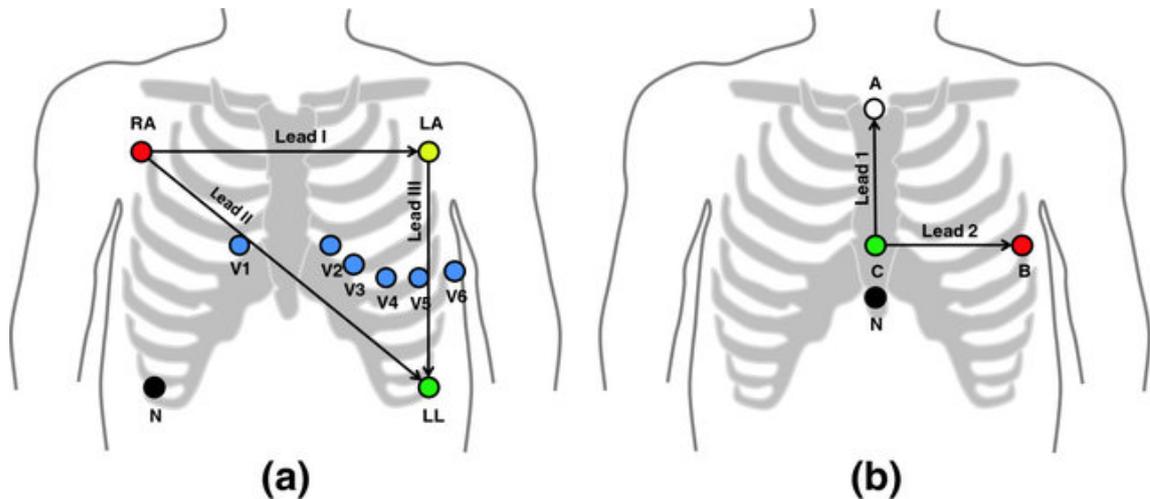
---

<sup>3</sup>andere vergleichbare Datenbanken sind: American Heart Association Database for Evaluation of Ventricular Arrhythmia Detectors, European Society of Cardiology ST-T Database, Noise Stress Test Database, Creighton University Sustained Ventricular Arrhythmia Database

<sup>4</sup>Aufnahmen 100 bis 124

<sup>5</sup>Aufnahmen 200 bis 234

<sup>6</sup>Aufnahmen 201 und 202 entstammen dem selben männlichen Probanden

Abbildung 3.4: EKG Konfiguration<sup>7</sup>

Ausnahmen sind Messung 114, 102 und 104. In Aufnahme 114 wurden die Signale vertauscht, da dies in der Praxis passieren kann und Algorithmen mit solch einem Problem umgehen müssen. Bei den beiden anderen Messungen war es aufgrund von Verbandsmitteln nicht möglich die 2. Ableitung zu verwenden. Stattdessen wurde eine modifizierte Ableitung V5 genutzt.<sup>8</sup>

Die Daten wurden daraufhin mit einer Auflösung von 360 Messungen pro Sekunde, mit einer Präzision von 11 Bit digitalisiert. Die Annotation der Herzschläge und ihrer Besonderheiten wurde jeweils von mindestens zwei oder mehr Ärzten, die unabhängig voneinander gearbeitet haben, vollzogen.

Während der im Rahmen dieser Arbeit getätigten Nachforschungen ergaben sich einige signifikante Gründe für die Nutzung dieser Datenbank und keiner anderen. Zum einen wurde sie bereits von vielen anderen Forschern verwendet um Algorithmen zur Erkennung von Herzschlägen und Arrhythmien zu testen. Zum Anderen spricht der Fakt, dass das Massachusetts Institute of Technology an der Zusammenstellung der Daten beteiligt war für die Verlässlichkeit selbiger. Des weiteren ist die Datenbank einfach zugänglich und auslesbar, dank einer ausführlichen Anleitung.<sup>9</sup>

<sup>7</sup>[https://www.researchgate.net/figure/ECG-electrode-positioning-The-12-lead-configuration-was-used-for-the-experimental\\_fig6\\_258766045](https://www.researchgate.net/figure/ECG-electrode-positioning-The-12-lead-configuration-was-used-for-the-experimental_fig6_258766045)

<sup>8</sup><http://physionet.mit.edu/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm>

<sup>9</sup><https://archive.physionet.org/tutorials/physiobank-text.shtml>

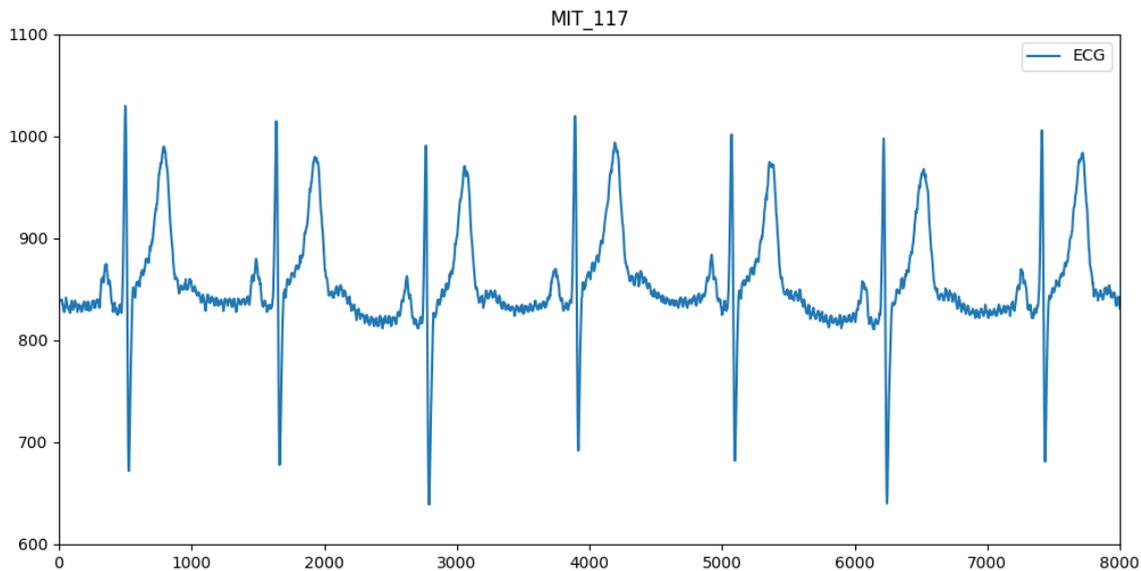


Abbildung 3.5: Ausschnitt der EKG Werte aus Messung 117, MIT-BIH Arrhythmia Database

### 3.3 Gemessene Vitaldaten

Die in dieser Arbeit aufgenommenen Daten entstammen primär einer Messung im Rahmen weiterer Untersuchungen an einem Rennfahrersimulator. Hierbei entstanden 13 Messungen von je circa 3 bis 4 Minuten. Diese entstammen 6 männlichen und 3 weiblichen<sup>10</sup> Probanden. Die Probanden befanden sich im Alter zwischen 21 und 29 Jahren. Während der Messung wurde die Hautleitfähigkeit mit einer Frequenz von 2 Hz und die elektrische Aktivität des Herzens mit 50 Hz ermittelt. Da der Simulator ohne die Nutzung von VR auskam, wurden keine Bewegungsdaten erfasst.

Der genaue Aufbau des EKGs wird in Kapitel 4.1.2 und die Messung der Hautleitfähigkeit in Kapitel 4.1.1 beschrieben. Außerdem ist es relevant für die Daten, dass die Hautleitfähigkeit bei allen Probanden von Anfang an relativ hoch war, da zum Zeitpunkt der Datenaufnahme eine erhöhte Innentemperatur herrschte. Zudem sind ein paar der Messungen lückenhaft, da die Daten fehlerhaft gesendet wurden. Teile der Daten konnten manuell rekonstruiert werden aber teilweise waren die Fehler zu schwerwiegend und die gestörten Messreihen wurden entfernt.

<sup>10</sup>2 Messreihen entstammen der selben weiblichen Probandin und 4 dem selben männlichen Probanden

Außerdem finden sich in den Messungen einige Ungenauigkeiten. Diese entstanden primär durch die hohen Temperaturen und die damit einhergehende erhöhte Transpiration. Hierdurch hielten die Elektroden schlecht an den Probanden und sie haben sich teilweise während des Versuchs gelöst. Zudem hat sich gezeigt, dass manche Bewegungen der Probanden und des Simulators die Position und den Sitz der Elektroden, die der Erkennung der Hautleitfähigkeit dienen, beeinträchtigt haben. Abbildung 3.6 zeigt einen Ausschnitt der Datenreihe 02. Im Vergleich zu den Datensätzen der MIT-BIH Datenbank (siehe Abbildung 3.5), zeigt sich bereits, dass mehr Rauschen aufgezeichnet wurde und die Herzschläge schwerer zu erkennen sind.

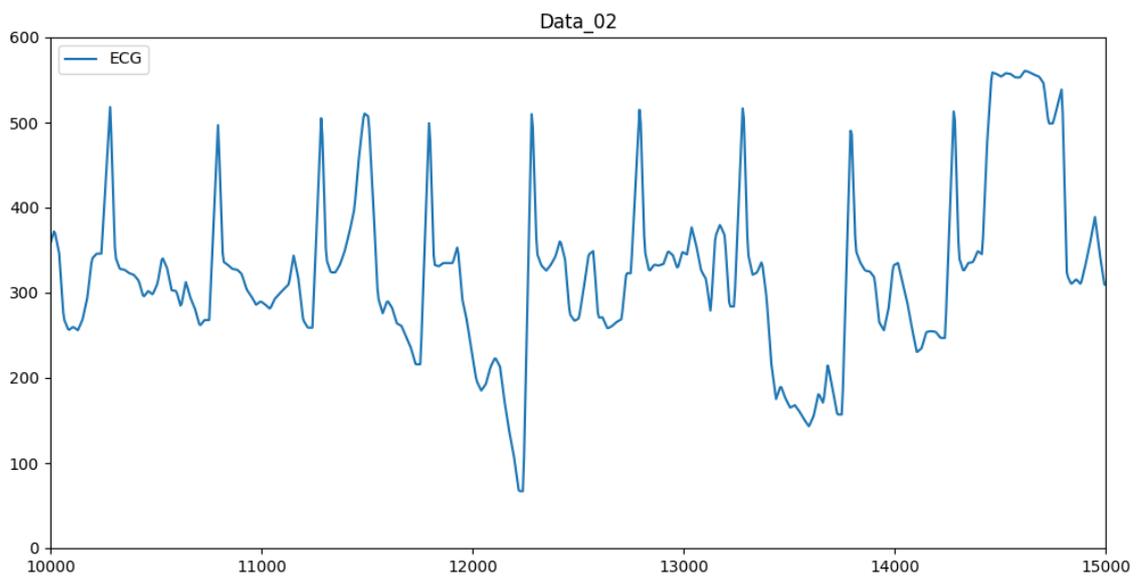


Abbildung 3.6: Ausschnitt der EKG Werte aus Messung 02, eigene Messung



## 4 Implementierung

### 4.1 Messgerät

#### 4.1.1 Hautleitfähigkeit

Die Hautleitfähigkeit der Probanden lässt sich ermitteln, indem je eine Elektrode an Zeige- und Mittelfinger der linken Hand befestigt wird. Auf eine dieser Elektroden wird eine Spannung von fünf Volt angelegt. Über die Haut, läuft der Strom zu einem Ground- und einem analogen Pin des Arduinos. Vor und nach jeder Messung wird eine Pause von zehn Millisekunden gelassen. Dies soll Messfehler durch den Aufbau der Spannung reduzieren.

Hierbei hat sich gezeigt, dass diese Messung, die sensible Erfassung des EKGs stört. Eine Lösung dafür ist es, die Aufnahmen abwechselnd zu machen. Da sich die Hautleitfähigkeit nicht signifikant in Bruchteilen einer Sekunde ändert, ist es vollkommen ausreichend, diese mit einer Frequenz von zwei Hertz zu erfassen. Dadurch kann die Messung des EKGs so exakt wie möglich, hier 50 Hertz, aufgenommen werden.

Der Aufbau für diesen Teil des Messgeräts ist in Abbildung 4.1 zu sehen. Anstelle des unbekanntem Widerstands, sind je eine Elektrode an Zeige- und Mittelfinger der linken Hand zu befestigen.

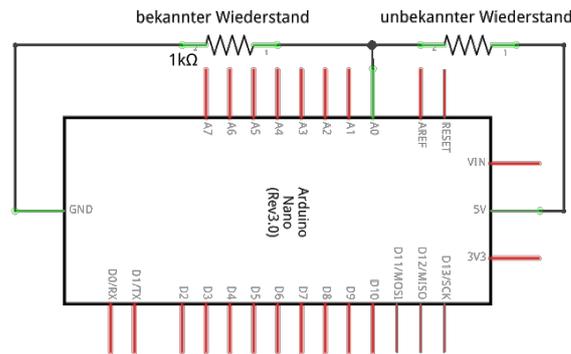


Abbildung 4.1: Widerstandsmesser mit Zuhilfenahme eines Arduino

### 4.1.2 EKG

Mit Hilfe eines EKG-Moduls<sup>1</sup> wird die elektrische Aktivität des Herzens des Probanden ermittelt. Dies geschieht durch die Messung der elektrischen Potentiale durch 3 an der Brust angebrachte Elektroden.

Im Vergleich zu in der Medizin geläufigen EKGs wurden keine 12 Elektroden genommen, weil das verwendete Modul einen solchen Aufbau nicht unterstützt. Weit bessere EKGs, die auch mehrere Kanäle gleichzeitig aufnehmen können und somit mehr Aussagen über die Herzaktivität des Probanden zulassen sind kommerziell einfach erhältlich. Solche Geräte sind aber vergleichsweise teurer. Das AD8232 Single Lead EKG Modul kostet<sup>2</sup> zwischen 6€<sup>3</sup> und 11€<sup>4</sup>. Ein professionelles Gerät<sup>5</sup> besitzt dahingegen einen Preis zwischen 270€<sup>6</sup> und 580€<sup>7</sup>.

Neben dem preislichen Unterschied zeigten sich einige weitere Herausforderungen, die gegen die Nutzung eines professionelleren Modells sprachen. Zum einen sind EKGs sehr Anfällig für externe Störsignale wie zum Beispiel Bewegungen. In der

<sup>1</sup>AD8232 Single Lead EKG Modul

<sup>2</sup>Stand Ebay 04.08.2019

<sup>3</sup><https://www.ebay.de/itm/Single-Lead-AD8232-Pulse-Heart-Rate-Monitor-ECG-Kit-Modul-Fur-Arduino/162755784520>

<sup>4</sup><https://www.ebay.de/itm/Single-Lead-AD8232-Pulse-Heart-Rate-Monitor-ECG-Kit-Modul-Fur-Arduino-GER/192971134422>

<sup>5</sup>Stand Amazon 04.08.2019

<sup>6</sup><https://www.amazon.de/Prince-180D-Farbbildschirm-3-Kanal-EKG-Handheld-Monitor-Continuous/dp/B00HWHANXI/>

<sup>7</sup><https://www.amazon.de/Enshay-Elektrokardiograph-Maschine-7-Zoll-LCD-EKG-3-Kanal-12-Kabel/dp/B07KYHFKQ7/>

hier angedachten Verwendung in VR-Umgebungen muss sich der Proband uneingeschränkt bewegen können. Dadurch werden auch einige Muskelaktivitäten von dem EKG aufgenommen. Dies ist somit ein Problem, das akzeptiert werden muss und höchstens im Nachhinein durch Algorithmen zur Bereinigung der Daten ausgebessert werden kann. Zum anderen zeigt sich im Rahmen der angestrebten Anwendung ein weiterer Grund für das kleinere EKG-Modul. Da der Nutzer sich viel bewegen wird und dabei keine Möglichkeit hat, seine Umgebung genauer zu betrachten, ist es essentiell, dass das Messgerät ihn nicht behindert. Für die bisherigen Testläufe (Rennfahrersimulator) war dies vernachlässigbar, für die zukünftige Verwendung in VR-Umgebungen stellt es dahingegen ein potentiell Hindernis dar.

Außerdem ist es für eine sinnvolle Auswertung nötig, dass die Daten miteinander synchronisiert werden. Je weniger Komponenten separiert sind, desto einfacher kann dies geschehen. Im hier verwendeten Versuchsaufbau, gibt es nur zwei getrennte Messreihen. Diese sind die Bewegungsdaten und die Vitaldaten. Da das EKG-Modul, sowie die Messung der Hautleitfähigkeit durch einen Arduino gesteuert wird, ist die Synchronisierung dieser beiden Daten trivial. Professionellere Modelle bereiten dahingegen das Problem, dass sie entweder mit einer potentiell problematischen API angesprochen werden müssen oder die Daten im Nachhinein noch synchronisiert werden müssen.

Im Messgerät sind die Anschlüsse des EKG-Moduls mit ihrem Gegenstück am Arduino verbunden. Das selbe gilt für das Bluetoothmodul. Daraus ergibt sich der in Abbildung 4.2 ersichtliche Aufbau. Die Widerstände werden hier neben der Verwendung zur Messung der Hautleitfähigkeit auch verwendet, um die Spannung zu regulieren. Ein somit erstellter Spannungsteiler reduziert die vom Arduino kommenden 5 Volt auf 3,3 Volt. Obwohl die Bauteile auch mit einer Spannung von 5 Volt laufen, so sind sie doch für die geringere Menge ausgelegt. Um Schäden bei längerfristiger Nutzung zu vermeiden, sollte deswegen diese Reduzierung vorgenommen werden.

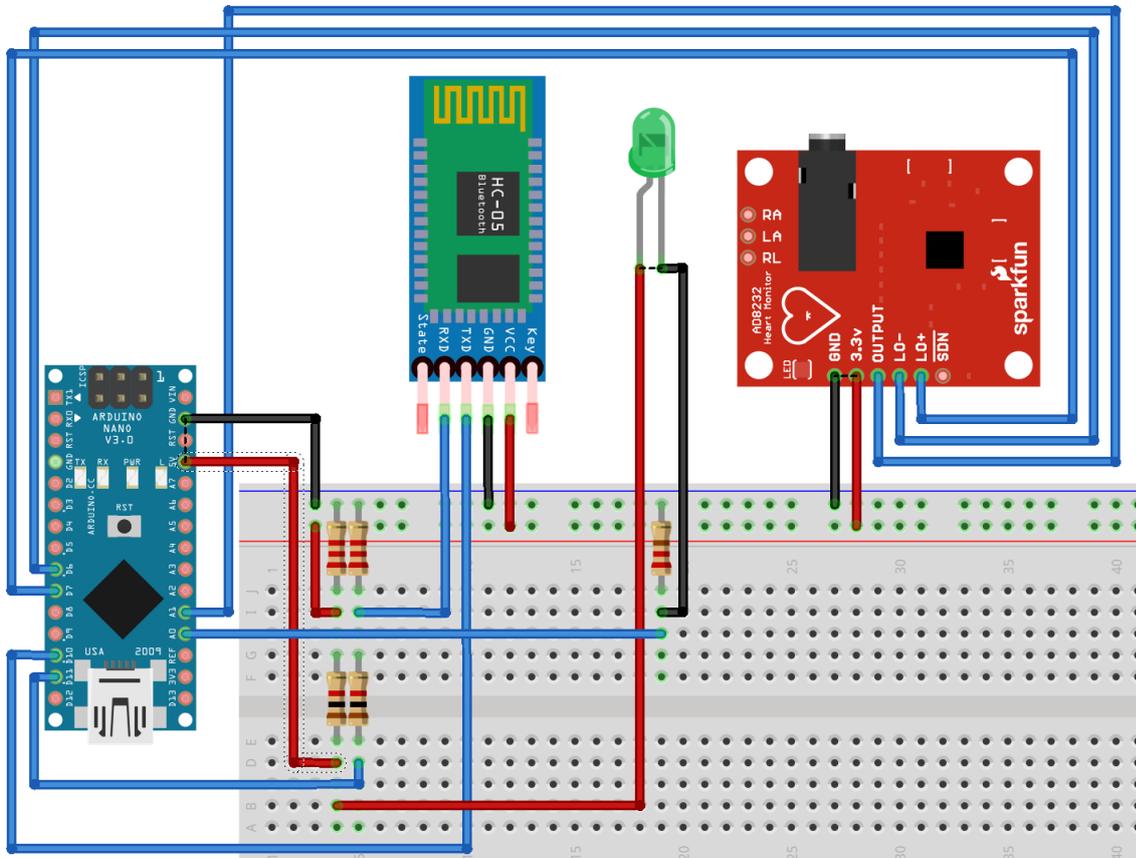


Abbildung 4.2: komplettes Messgerät zur Erkennung der Vitaldaten<sup>8</sup>

### 4.1.3 Basisstation

Neben dem Messgerät an sich wurde auch eine Basisstation gebaut. Diese empfängt per Bluetooth die Messungen des Messgeräts und leitet diese mittels eines USB-Kabels an den Serial Port eines Rechners weiter. Dort werden die Daten ausgelesen und gespeichert.

### 4.1.4 Arduino-Programmierung

Das Messgerät macht so viele Messungen des EKGs wie möglich. Hierfür wird zuerst geschaut, ob die in das EKG-Modul integrierte Lead-Off-Erkennung ausschlägt. Dies

<sup>8</sup>die LED repräsentiert die, an der linken Hand der Probanden befestigten Elektroden

würde bedeuten, dass die Messung nicht möglich ist, da die Elektroden fehlerhaft verbunden sind. Solange dies nicht der Fall ist, wird die Ausgabe des Moduls ausgelesen.

Abhängig von der eingestellten Messfrequenz werden Messungen der Hautleitfähigkeit durchgeführt. Hierbei wird eine Spannung von 5 V zu einer der beiden, an den Fingern des Probanden befestigten Elektroden gesendet. Daraufhin wird kurz gewartet, bevor die Messung stattfindet. Danach wird die Spannung gestoppt. Abschließend wird erneut kurz gewartet, um Messfehlern des EKGs vorzubeugen. Während dieser Messung erfolgt keine Messung des EKGs, da dieses verfälscht werden würde.

Nach jeder Messung werden die ermittelten Daten mit Hilfe des Bluetooth-Moduls weitergesendet. Hierbei wird die Hautleitfähigkeit linear interpoliert. Um eine möglichst hohe Messfrequenz behalten zu können, muss das Programm möglichst schnell laufen. Deswegen wurde auch die Interpolation sehr simpel gehalten. Anstatt im Nachhinein den EKG-Messwerten eine Hautleitfähigkeit zuzuordnen, wird jeweils zwischen dem vorletzten und dem zuletzt gemessenen Wert interpoliert. Hierdurch ist die Hautleitfähigkeit um jeweils eine Messung verzögert.

Die Basisstation erhält per Bluetooth die Datensätze und schickt diese per Serial Port an einen PC, der diese daraufhin abspeichert.

## 4.2 Speicherung der Daten

Da die Daten auf dem Messgerät bereits formatiert werden, reicht es aus, die durch den Serial Port empfangenen Daten auszulesen und in eine Datei zu schreiben. Sobald zudem die Bewegungsdaten aus einer VR-Umgebung aufgezeichnet werden sollen, ist der Sachverhalt komplexer.

Wie in Kapitel 2.4 beschrieben, gibt es hier zwei verschiedene Ausgangssituationen. Entweder ist die Messung in die Software einbaubar oder sie muss parallel laufen. In beiden Fällen ist es ausreichend, die Transformation des HMD und der Controller aus den ihnen entsprechenden Objekten innerhalb der Anwendung auszulesen. Sollte Zugriff auf den Quellcode der Software bestehen, so sind auch die Transformationen weiterer Objekte speicherbar.

Eine große Herausforderung in der Nutzung von VR-Technik ist noch die Häufigkeit und Anfälligkeit für Motion Sickness. Um diese zu verringern sollte eine hohe

$t_1$	EDA <sub>1</sub>	EKG <sub>1</sub>
$t_2$	EDA <sub>2</sub>	EKG <sub>2</sub>
...	...	...
$t_n$	EDA <sub>n</sub>	EKG <sub>n</sub>

Tabelle 4.1: Format der Vitaldaten

Framerate<sup>9</sup> eingehalten werden und sogenannte Lagspikes<sup>10</sup> vermieden werden. Das heißt, dass die Performance eine besonders wichtige Rolle spielt.

Damit die Datenakquise nicht die Nutzung der eigentlichen Anwendung einschränkt, muss diese so performant wie möglich sein. Die im Rahmen dieser Arbeit angewendete Lösung besteht darin, dass die zeitaufwändige Aufgabe der Speicherung der Daten in eine Datei asynchron auf einem separaten Thread geschieht. Hierdurch werden auf dem Mainthread nur die Daten übergeben und die Auslastung für diesen beträgt rund eine Millisekunde. Zudem werden die Schreibvorgänge teilweise rekursiv ausgeführt, wenn mehr als ein Datensatz gespeichert werden muss. Dies geschieht häufig bei den Vitaldaten, da diese in einer anderen Frequenz aufgezeichnet werden, als die Bewegungsdaten.[\[QSG+19\]](#)

Tabelle 4.1 zeigt in welchem Format die Vitaldaten gespeichert werden. Hierbei besteht jede Messung aus einer Angabe der Zeit, wann diese stattfand, der gemessenen Hautleitfähigkeit und dem vom EKG-Modul ermittelten Wert. Die Zeit wird in Millisekunden angegeben und beginnt mit dem Start des Messgeräts.

In Tabelle 4.2 ist die Notierung der Bewegungsdaten zu sehen. Hierbei wird jeweils die Position und die Rotation des Head-Mounted-Displays (HMD), des linken Controllers (LC) und des rechten Controllers (RC) gespeichert. Die Position ist ein dreidimensionaler Vektor, dessen Komponenten (x, y, z) mit Leerzeichen getrennt sind. Der selbe Sachverhalt besteht für die Rotation, die als Quaternion (w, x, y, z) dargestellt ist.

Die Zeitstempel der Messwerte sind nicht deckungsgleich, da beide Datenarten mit einer unterschiedlichen Frequenz aufgenommen werden. Außerdem ist die Startzeit  $t = 0$  unterschiedlich, da sie auf unterschiedlichen Anhaltspunkten basiert. Die Bewegungsdaten können wahlweise mit der Realzeit oder im Verhältnis zum Start des Programms festgehalten werden. Da die Zeitsignatur der Vitaldaten dahingegen mit dem Start des Arduinos beginnt, liefert keine der Zeiten einen Anhaltspunkt

---

<sup>9</sup>momentan technisch bedingt 90 FPS

<sup>10</sup>kurzzeitiger, merklicher Einbruch der Framerate

$t_1$	HMD-Pos <sub>1</sub>	HMD-Rot <sub>1</sub>	LC-Pos <sub>1</sub>	LC-Rot <sub>1</sub>	RC-Pos <sub>1</sub>	RC-Rot <sub>1</sub>
$t_2$	HMD-Pos <sub>2</sub>	HMD-Rot <sub>2</sub>	LC-Pos <sub>2</sub>	LC-Rot <sub>2</sub>	RC-Pos <sub>2</sub>	RC-Rot <sub>2</sub>
...	...	...	...	...	...	...
$t_n$	HMD-Pos <sub>n</sub>	HMD-Rot <sub>n</sub>	LC-Pos <sub>n</sub>	LC-Rot <sub>n</sub>	RC-Pos <sub>n</sub>	RC-Rot <sub>n</sub>

Tabelle 4.2: Format der Bewegungsdaten

auf die jeweilig anderen. Die verwendete Lösung besteht darin, dass die digitalen Messungen zum selben Zeitpunkt gestartet werden. Dadurch sind die ersten Messungen zeitlich fast identisch und deren Zeitstempel kann verwendet werden um die restlichen Messungen zeitlich zu kalibrieren.

### 4.3 Synchronisierung der Daten

Wie bereits in Kapitel 4.2 angesprochen, sind der Start und das Ende der Bewegungs- und Vitaldaten so zeitgleich, wie möglich. Für einige Berechnungen spielt aber die Frequenz der Messung der Daten eine große Rolle. So zum Beispiel die Berechnung per Wavelet-Transform. Außerdem müssen die Daten synchron sein, wenn sie in Relation gebracht werden sollen.

Hierfür wird zuerst ermittelt zwischen welchen Originalmesspunkten ( $P_i$  und  $P_{i+1}$ ) ein neuer Messpunkt ( $P_n$ ) liegt. Daraufhin wird der Richtungsvektor ( $\overrightarrow{P_i P_{i+1}}$ ) vom vorhergehenden zum nächsten Punkt bestimmt. Danach ist es nötig, die Relation ( $\delta$ ) der zeitlichen Komponente des neuen Messpunkts, das heißt den x-Wert, im Vergleich zum ermittelten Vektor zu bestimmen. Da diese identisch zum Verhältnis der y-Werte ist, kann somit der neue Punkt nach folgender Rechnung gefunden werden.

$$\vec{P}_n = (\overrightarrow{P_i P_{i+1}} * \delta) + \vec{P}_i$$

### 4.4 Darstellung der Daten

Wenn es angestrebt ist, die Daten in Echtzeit wiederzugeben, so ist es nötig, dass die Framezeit der Wiedergabe in Relation zur Aufnahme beachtet wird. Hierbei

gibt es drei Möglichkeiten. Die Wiedergabe kann entweder schneller, langsamer oder genau so schnell wie die Aufnahme laufen. Wenn die Zeiten identisch beziehungsweise nahezu gleich sind, so ist es ausreichend jeden Frame einen Messpunkt auszulesen und darzustellen.

Ist die Wiedergabe langsamer als die Aufnahme, so muss zuerst überprüft werden, wie groß der Unterschied ist. Daraufhin müssen so lange weitere Messpunkte ausgelesen und verarbeitet werden, bis die Zeiten wieder synchron sind.

Dahingegen reicht es, wenn die Wiedergabe schneller läuft, nur neue Messpunkte auszulesen, wenn deren Zeit erreicht ist und in dazwischen liegenden Frames nichts zu tun ist.

## 4.5 Hindernisse

Bei näherer Analyse der Messdaten zeigten sich ein paar klar differenzierbare Fehlerquellen. Eine davon ist ein Überschreiten der maximalen Genauigkeit des EKG-Moduls. Dies ist darin zu erkennen, dass die Werte einem Plateau gleichen. Hier kann mithilfe der Anstiege am Anfang und Ende des Fehlers der korrekte Ausschlag rekonstruiert werden.

### 4.5.1 Plateaus

Während der Analyse der gemessenen Daten hat sich gezeigt, dass das EKG-Modul einen Maximalwert besitzt, bis zu dem es messen kann. Ab diesem Punkt steigen die ermittelten Werte nicht weiter an. Diese Segmente sind als Plateaus zu erkennen. Abbildung 4.3 zeigt einen Ausschnitt des Datensatzes 02 mit ein paar dieser Messfehler.

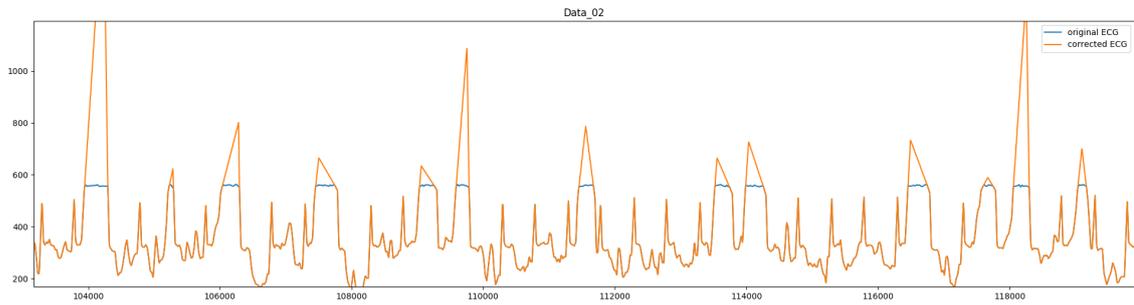


Abbildung 4.3: Plateaus

Eine komplette Rekonstruktion der korrekten Daten ist hier nicht möglich. Es kann aber davon ausgegangen werden, dass ein Plateau in den meisten Fällen eine QRS-Welle ist. Dies liegt darin begründet, dass diese auch den höchsten Ausschlag in einem reinen Elektrokardiogramm aufweist.

Der hier gewählte Ansatz, einer simplen Rekonstruktion besteht darin, dass zuerst jeweils die Start- und Endpunkte gefunden werden. Daraufhin werden je zwei lineare Gleichungen der Form  $y = mx + n$  aufgestellt. Die Komponenten errechnen sich wie folgt:

$$m = y_i - y_{i-1} \quad (4.1)$$

$$n = y_i - m * x \quad (4.2)$$

$y_i$  beschreibt hierbei den gemessenen EKG-Wert am Start- beziehungsweise Endpunkt.

Nachdem beide Terme aufgestellt sind, kann der Schnittpunkt berechnet werden. Hierfür gilt:

$$y_0 = y_1 \quad (4.3)$$

$$x_s = \frac{n_1 - n_0}{m_0 - m_1} \quad (4.4)$$

$$y_s = m_0 x_s + n_0 = m_1 x_s + n_1 \quad (4.5)$$

Der somit ermittelte Schnittpunkt  $P(x_s/y_s)$ , sowie die aufgestellten Gleichungen können nun verwendet werden um eine Annäherung an die korrekten Daten zuzulassen.

## 4.5.2 Rauschen

Ein Vergleich der Abbildungen 3.5 und 3.6 zeigt ein eindeutig erkennbares Rauschen in den gemessenen Daten. Hier wurde sich gegen eine Bereinigung der Daten vor der Verarbeitung durch die Algorithmen entschieden, da diese eine eigene Möglichkeit hierfür besitzen. Die einzige Ausnahme stellt dabei das naive Vorgehen da.

Wie bereits in Kapitel 3.1.2 erläutert, ist ein Bandpass Teil der Berechnung. Dieser hilft einige der fehlerhaften Signale zu entfernen. Zu erkennen ist dies in Abbildung 4.4.

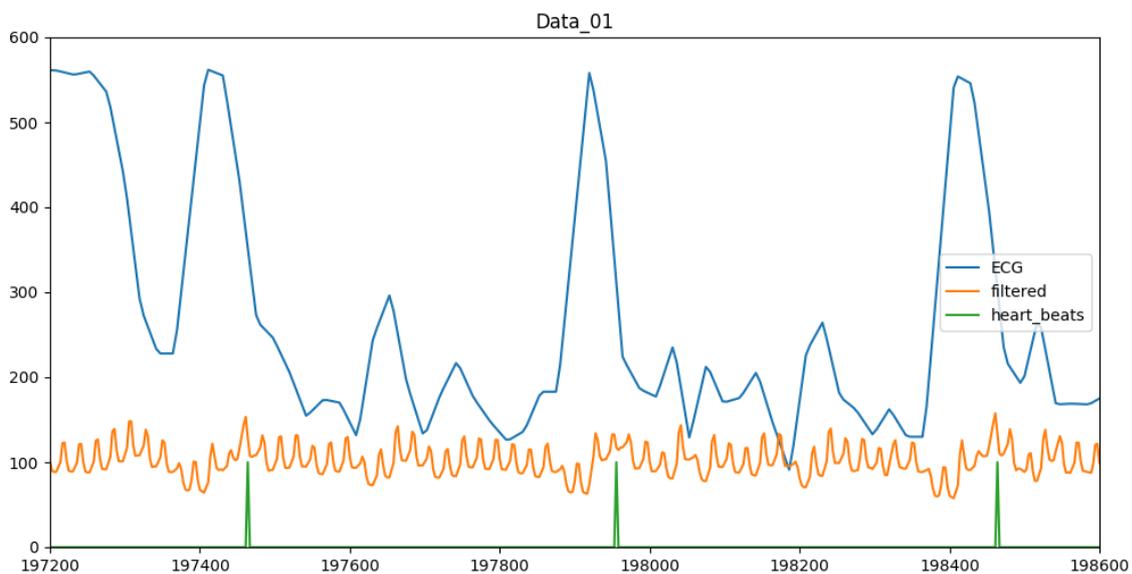


Abbildung 4.4: Resultat des Bandpassfilters

Die Wavelet-Transformation ist selber ein Mittel, um Rauschen zu reduzieren. Dies liegt darin begründet, dass das ursprüngliche Signal mit sogenannten Wavelets rekonstruiert wird. Als Resultat hiervon, werden Herzschläge hervorgehoben und andere Ausschläge reduziert.

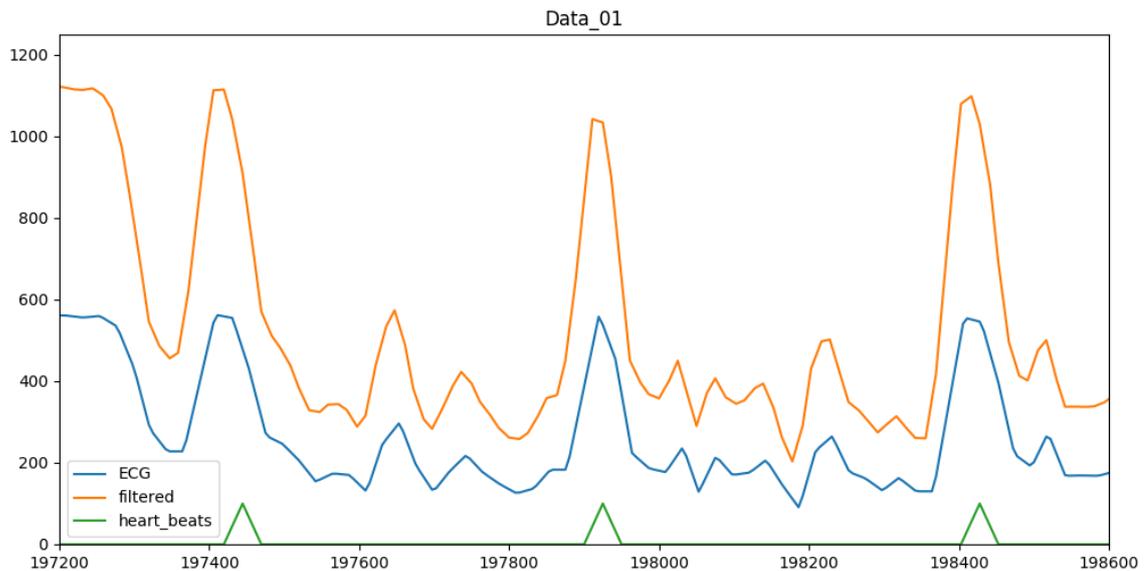


Abbildung 4.5: Resultat der Filterung durch die Wavelet-Transformation

### 4.5.3 Position der Elektroden

Die Position der Elektroden ist eine weitere Quelle für Unterschiede zwischen den Messvorgängen. So ändert bereits ein geringfügig veränderte Position der Elektroden zur Messung der Hautleitfähigkeit die ermittelten Werte. Hier ließ sich in Versuchen erkennen, dass der Grundwert unterschiedlich hoch ausfällt. Die Tendenz beziehungsweise der Ausschlag ist dahingegen ähnlich. Um genauere Aussagen darüber treffen zu können, in wie weit die Daten normalisiert werden müssen und wie dies geschehen muss, sind vorerst weitere Versuche nötig. Bei diesen müssen unterschiedliche Ausschläge aufgrund von verschiedenen Auslösern annotiert werden. Die somit gemessenen Datensätze sollten daraufhin mit ähnlichen Messungen verglichen werden, deren einziger Unterschied die Position der Elektroden ist. Hiermit sollte sich ermitteln lassen, wie stark sich dieser Faktor auf den Grundwert sowie auf die Ausschläge auswirkt.

Potentielle Hindernisse hierbei sind zum einen, dass unterschiedliche Probanden mit einer hohen Wahrscheinlichkeit unterschiedlich stark auf die Stimuli reagieren. Zum anderen könnte es passieren, dass ein mehrfaches Aussetzen des selben Probanden auf den selben Stimuli zu einer verringerten Reaktion führt.

In Versuchen zeigte sich außerdem, dass mit dem verwendeten EKG-Modul eine, von

der in der Medizin üblichen, abweichende Positionierung der Elektroden ein besseres Ergebnis liefert. Wie bereits in Kapitel 2.1.1 beschrieben, ist die Ableitung nach Einthoven bei der Verwendung von Einkanal-EKGs gängig. Hier wurden dahingegen klarere Ergebnisse mit einer angepassten Form dieser Positionierung erhalten. Dabei wurde je eine Elektrode am Brustkorb links sowie rechts vom Herz und eine am rechten Bein befestigt.

Hier sind weitere Tests nötig, ob diese Anomalie dem Modul geschuldet ist, durch äußere Einflüsse bedingt ist oder nur bei gewissen Probanden auftritt. Die letzte Annahme entstammt dem Fakt, dass die hier gefundene Besonderheit zeitlich erst weit nach den in dieser Arbeit untersuchten Messungen erkannt wurde und nur am Autoren überprüft wurde.

### 4.5.4 Geringe Messfrequenz

Eine weitere Quelle für Ungenauigkeiten findet sich darin, dass der genutzte Mikrocontroller eine relativ geringe Aufnahmefrequenz von circa 42-45 Hz besitzt. Diese kann auf durch Optimierungen der Programmierung auf 70-80 Hz erhöht werden. Im Vergleich zu der Frequenz von 360 Hz der Daten der MIT-BIH Datenbank ist dies trotzdem sehr gering. Zudem wurden die Daten vor den Optimierungen gemessen. Hierdurch ist es zumindest im Rahmen dieser Arbeit nötig dies als Rahmenbedingung zu akzeptieren.

Zuzüglich zu potentiellen Ungenauigkeiten wirkt sich eine geringe Messfrequenz auch auf die Algorithmen aus, da diese direkt oder indirekt davon beeinflusst werden. So müssen die Grenzwerte im naiven und im Pan-Tompkins Algorithmus dementsprechend eingestellt werden. Da die Wavelet-Transformation die Anzahl der Messdaten reduziert, führt die vorliegende niedrige Frequenz dazu, dass ein erkannter Herzschlag zum Teil aus drei oder vier Messpunkten besteht.

Um diesem Sachverhalt entgegenzuwirken, ist es möglich die Aufnahmefrequenz künstlich zu erhöhen, indem weitere Messpunkte aus den Originaldaten errechnet werden.

# 5 Evaluation

## 5.1 Fehlerberechnung

Im Rahmen der Messtechnik gibt es bestimmte Arten Messfehler zu erkennen und zu quantifizieren.[Par06] Diese sind aber schwer auf eine Auswertung des, in dieser Arbeit vorgestellten Messgeräts anwendbar. Der Grund hierfür liegt darin, dass die gemessenen Daten nicht annotiert sind und erst die weitere Verarbeitung durch die in Kapitel 3.1 vorgestellten Algorithmen Datensätze ergeben, die untersucht werden können. Deshalb wurde sich dafür entschieden, Vergleichskriterien aus der Statistik anzuwenden.[Ble11]

Hierfür werden vier Werte errechnet. Die mittlere absolute (MAE), sowie quadratische Abweichung (MSE) und zwei auf dem Abstand zwischen den Messpunkten basierende Werte. Nachfolgend werden diese als „delta absolute error“(DAE) und „delta squared error“(DSE) bezeichnet. Im Gegensatz zu der mittleren Abweichung, die die „korrekten“Werte als Vergleichspunkt benutzt, bezieht sich der Delta-Abstand auf den Anstieg beziehungsweise Abfall der Messreihe.

Alle Rechnungen beziehen sich auf die ermittelte Herzrate. Die Referenz der „korrekten“Werte ist hierbei eine bereinigte Version der Herzrate. Hierfür werden alle Stellen, an denen die Herzrate mehr als 175 Schläge pro Minute beträgt, auf die jeweilig vorherigen und folgenden Werte angeglichen. Außerdem wurde die Kurve geglättet, um die Tendenzen besser darstellen zu können. Hierbei wird der Mittelwert aus 360 folgenden Messpunkten errechnet. Dies entspricht einer Sekunde. Zu sehen sind diese Änderungen in Kapitel 5.1.1.

Die Berechnung des Delta-Abstandes als valides Vergleichskriterium bezieht sich auf der Annahme, dass sich die Herzrate im Laufe des Experiments in relativ geringen Schritten ändert. Somit weisen starke, kurzfristige Änderungen auf falsch erkannte Herzschläge hin. Unter dieser Annahme äußern sich falsch negative Ergebnisse, das heißt nicht erkannte Herzschläge in einem plötzlichen Abfall der Herzrate. Das

Gegenstück, also fälschlich erkannte Herzschläge beziehungsweise falsch positive Ereignisse zeichnen sich dahingegen als ein plötzlicher Anstieg der Herzrate ab.

Die genutzten Gleichungen sind:

$$MAE = \sum_{i=0}^n |y_1[i] - y_2[i]| \quad (5.1)$$

$$MSE = \sum_{i=0}^n (y_1[i] - y_2[i])^2 \quad (5.2)$$

$$DAE = \sum_{i=1}^n |y_1[i] - y_1[i-1]| \quad (5.3)$$

$$DSE = \sum_{i=1}^n (y_1[i] - y_1[i-1])^2 \quad (5.4)$$

$y_1$  bezeichnet hierbei einen Array der zu vergleichenden Werte und  $y_2$  die Referenz hierzu.  $n$  ist die Anzahl an Elementen, die bei beiden Arrays identisch sein muss.

Da die Algorithmen teilweise eine unterschiedliche Anzahl an Herzschlägen erkennen und die Messungen unterschiedliche Längen besitzen, wurde sich dafür entschieden die Abweichungen pro Herzschlag zu errechnen. Die Gleichung hierfür lautet:

$$Error_{perBeat} = Error/HeartBeats \quad (5.5)$$

Hiermit sollen normalisierte Abweichungen erhalten werden, die vergleichbar sind.

### 5.1.1 Visualisierung der Herzrate

Die nachfolgenden Visualisierung der ermittelten Herzrate sind analog zum Vergleichswert von zu hohen Werten, das heißt mehr als 175 Schläge pro Minute bereinigt, sowie geglättet. Hierbei werden jeweils 360 Messpunkte zur Errechnung eines Durchschnittes herangezogen. Dies entspricht einer Sekunde.

Der Grund hierfür liegt zum einen in der Ungenauigkeit der gemessenen Daten und dementsprechend in der erschwerten Erkennung der exakten Zeitpunkte der Herzschläge und zum anderen darin, dass die Herzrate bereits aufgrund von geringen zeitlichen Verschiebungen der Herzschläge stark beeinträchtigt ist.

Die nachfolgende Abbildung 5.1 zeigt die Herzrate ohne Glättung oder Korrektur.

Da einige Fehler sehr stark ausgeprägt sind, fällt eine Interpretation des Graphen schwer.

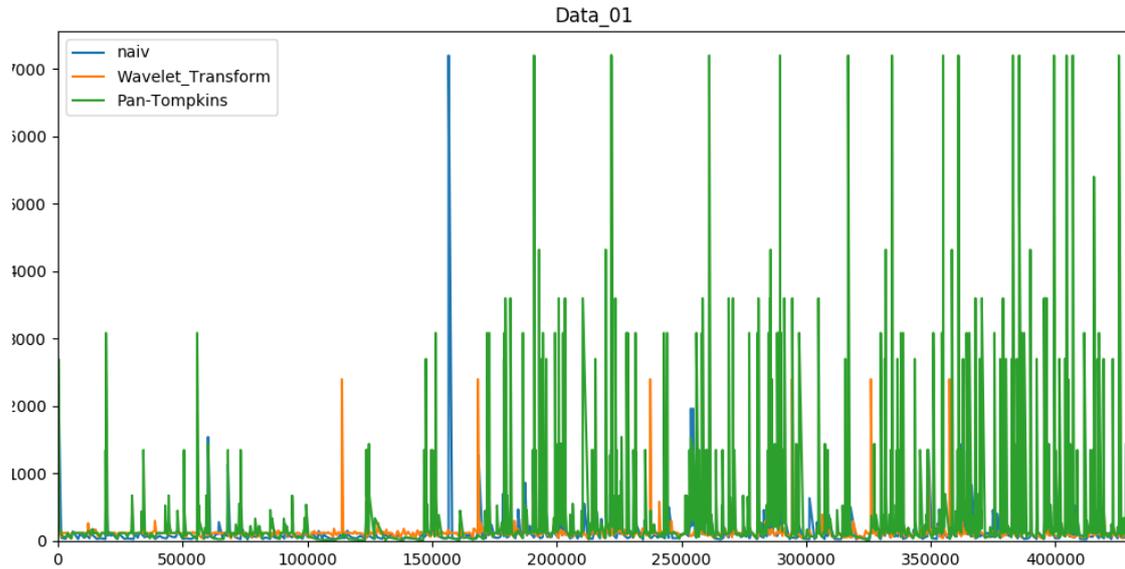


Abbildung 5.1: ursprüngliche Herzrate

In Abbildung 5.2 wurden alle Punkte über einem Wert von 175 abgeschnitten. Hier sind Tendenzen bereits besser zu erkennen. Die häufigen Schwankungen erschweren es aber eine Tendenz der Werte zu erkennen.

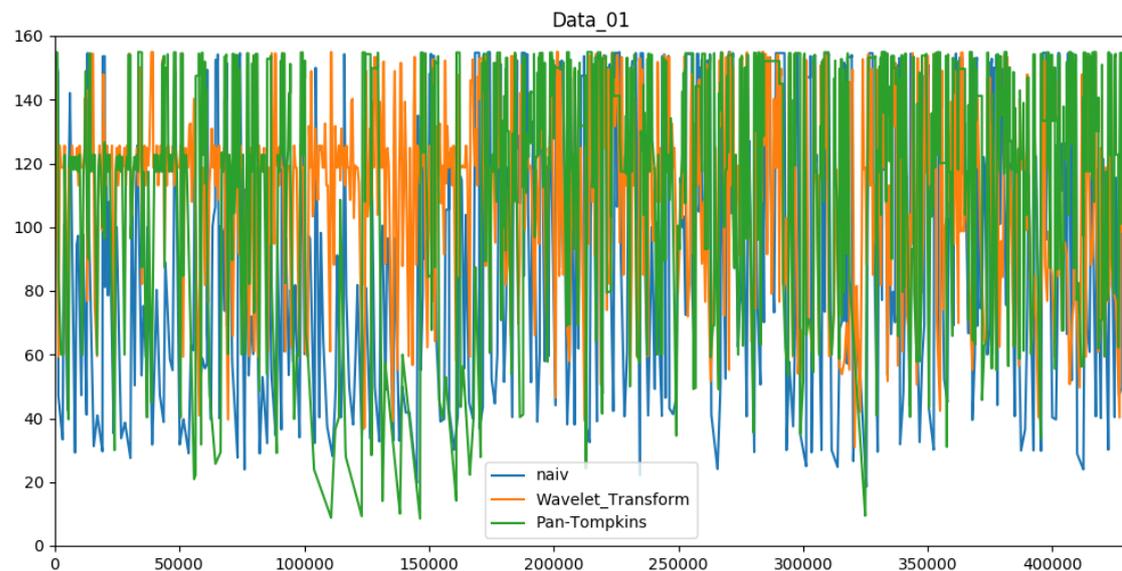


Abbildung 5.2: korrigierte Herzrate

Abbildung 5.3 zeigt die Herzrate mit der vormals erklärten Korrektur und einer Glättung, die jeweils über 360 Punkte, beziehungsweise eine Sekunde reicht. Hier lassen sich bereits erste Tendenzen erkennen.

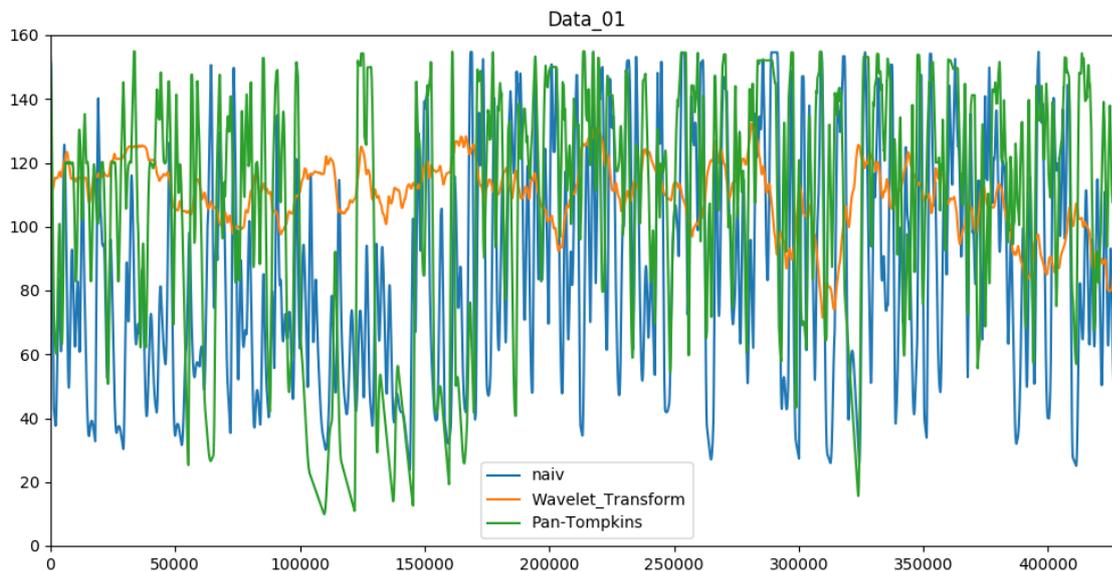


Abbildung 5.3: korrigierte und geglättete Herzrate

## 5.2 Vergleich der Messdaten und der Algorithmen

Um die Algorithmen zu kalibrieren, wurde ein Ausschnitt der MIT Daten genutzt. Bei diesem wurden bereits die Position und die Anzahl der Herzschläge bestimmt. Somit kann das Ergebnis der Algorithmen einfach überprüft und die Variablen empirisch angepasst werden. Die genutzten Datensätze entstammen jeweils den ersten zehn Minuten der Messungen 100 und 107. Ein Vergleich der Anzahl an erkannten und der korrekten Herzschläge findet sich in Tabelle 5.1.

Hieraus lässt sich bereits erkennen, dass der naive Algorithmus, wie erwartet die ungenauesten Ergebnisse liefert. Die beiden anderen Algorithmen erbringen dahingegen relativ genaue Resultate.

	MIT 100	MIT 117
korrekt	758	513
naiv	316	381
Pan-Tompkins	758	489
Wavelet Transformation	624	514

Tabelle 5.1: Format der Vitaldaten

Dies lässt sich auch in einem Vergleich der errechneten Abweichungen zeigen. Diese ist in den Abbildungen 5.4 und 5.6 zu sehen. Hier kann außerdem erkannt werden, dass die Schwankungen der Herzrate bei der Erkennung mittels der Wavelet Transformation weit höher sind, als mittels des Pan-Tompkins Algorithmus. Dies zeigt sich daran, dass die Relation der errechneten Abweichung zwischen den beiden Algorithmen vom DAE zum DSE enorm ansteigen. Für gewöhnlich, zeigt so etwas an, dass nicht sonderlich mehr Fehler geschehen, dass diese dafür aber stärker ausgeprägt sind.



Abbildung 5.4: Abweichungen MIT 100

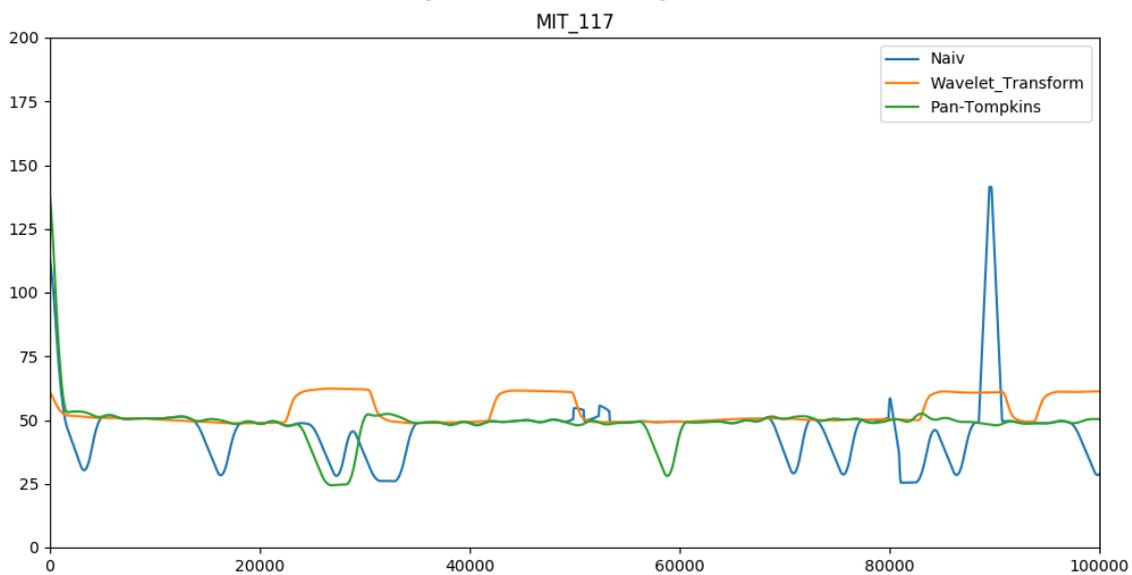


Abbildung 5.5: Herzrate MIT 100

In Hinsicht auf die Grafiken 5.5 und 5.7 stellt sich diese Annahme als bestätigt heraus. Auf ihnen ist die Herzrate zu sehen, die innerhalb der ersten 100.000 Millisekunden errechnet wurde. Dabei werden die Resultate der drei Algorithmen in separaten Linien dargestellt.

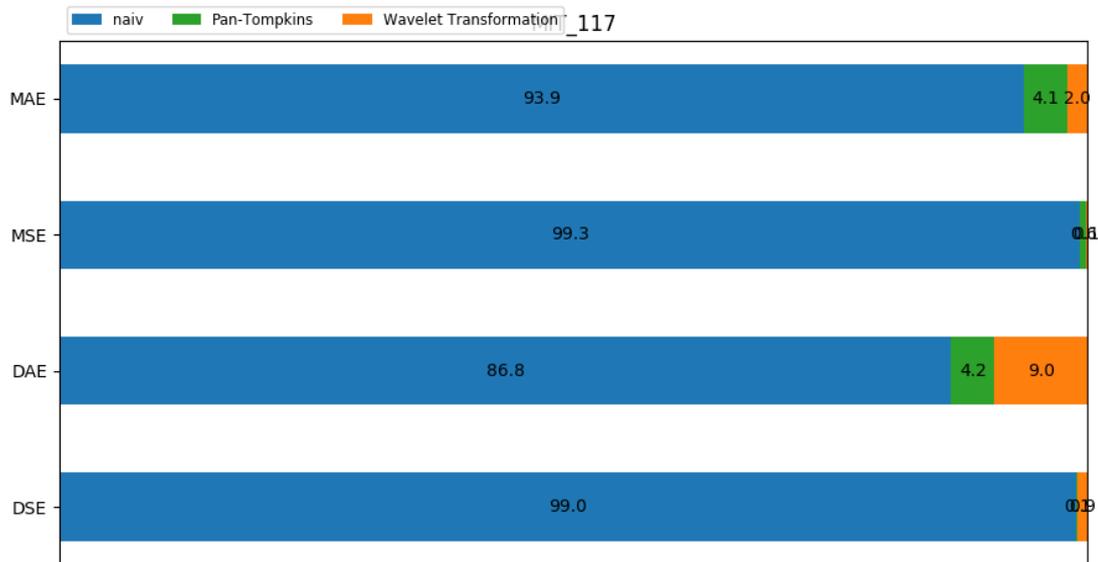


Abbildung 5.6: Abweichungen MIT 117

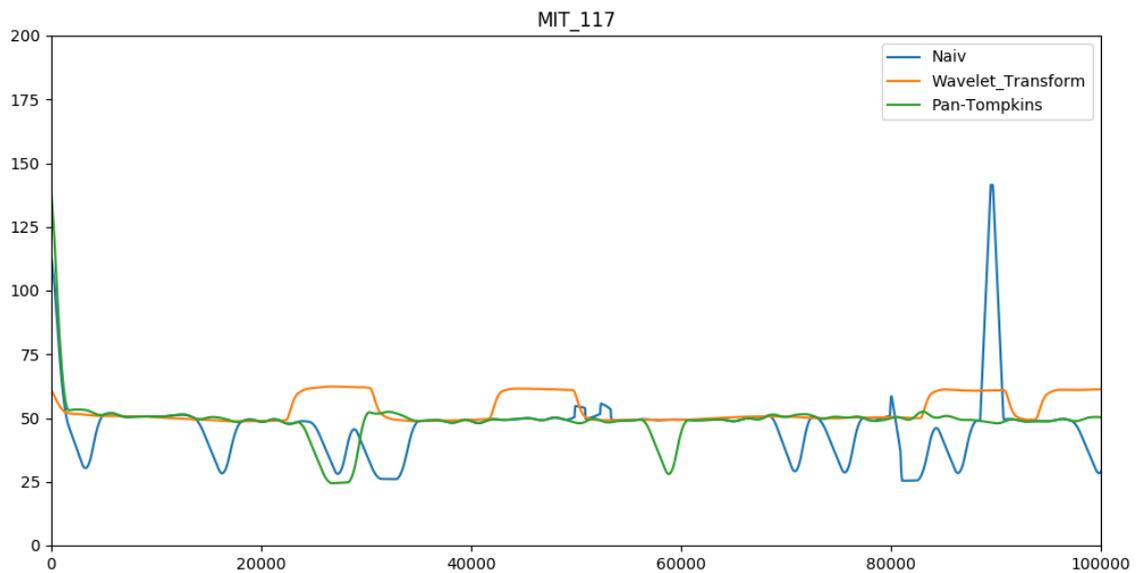


Abbildung 5.7: Herzrate MIT 117

Die Parameter der Algorithmen ist in Tabelle 5.2 einzusehen.

naiv	minimales Delta:	23
Pan-Tompkins	minimales Delta:	600
	N :	20
Wavelet Transformation	Breite:	1200

Tabelle 5.2: Konfiguration der Algorithmen

Hiernach wurde nun versucht die, mit dem im Rahmen dieser Arbeit erstellten Messgerät gesammelten Daten zu untersuchen. Wie bereits am Anfang dieses Kapitels angesprochen, war es hier aus zeitlichen Gründen nicht möglich eine händische Annotation zu erstellen. Deshalb kann die korrekte Anzahl der Herzschläge nicht bestimmt werden. Es ist aber möglich vor allem in Hinblick auf die errechnete Herzrate zu bestimmen, ob diese realistisch ist.

In Anbetracht dieser Rahmenbedingungen, wurde die selbe Konfiguration der Algorithmen auch für diese Daten verwendet. Das Resultat ist für den Datensatz „01“ analog zu den MIT Daten in den Abbildungen 5.8 und 5.9 zu sehen.

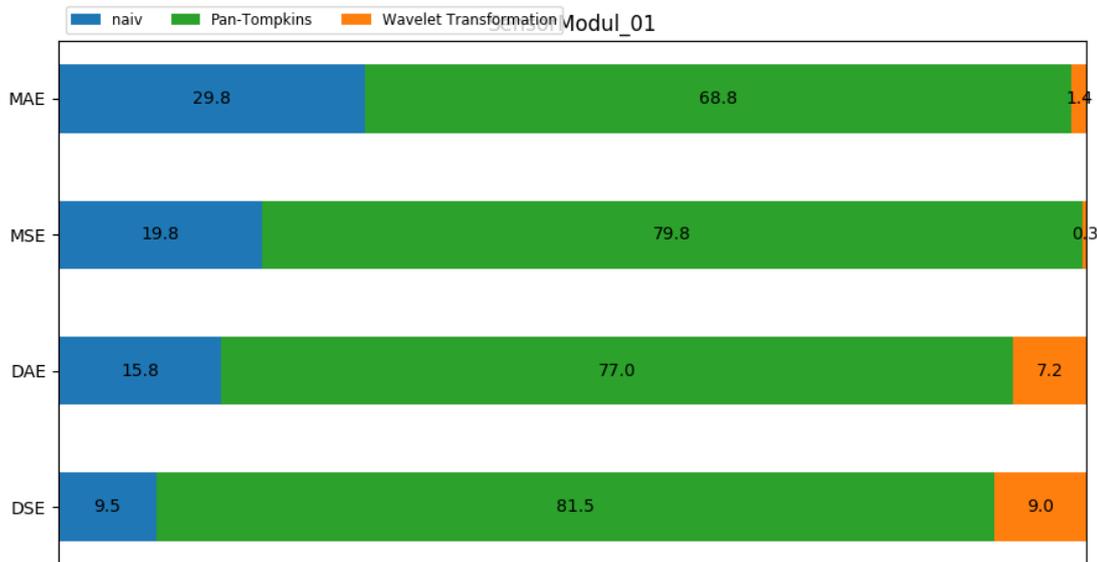


Abbildung 5.8: Abweichungen Data 01

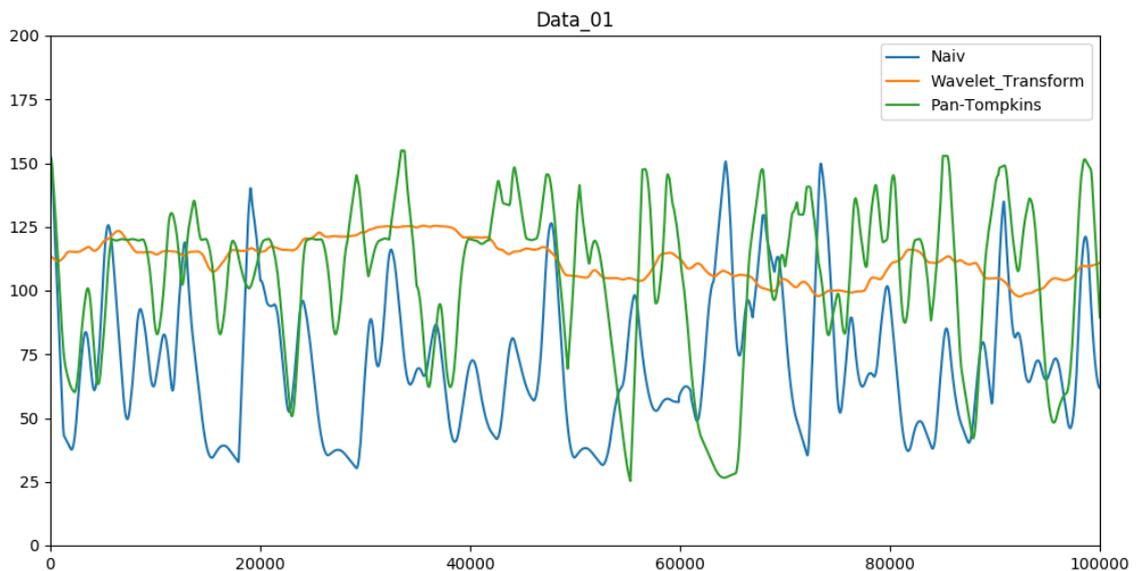


Abbildung 5.9: Herzrate Data 01

Hier zeigt sich, dass die Nutzung der Wavelet Transformation die wenigsten Schwankungen aufweist. Zudem ist eine Herzrate zwischen 110 und 120 Schlägen pro Minute in Anbetracht des Experiments (siehe Kapitel 3.3) nachvollziehbar. Die anderen beiden Algorithmen weisen dahingegen potentiell Probleme mit der Analyse der Daten auf. Der Grund für diese Annahme sind die starken Schwankungen. Ein Vergleich

mit der gemessenen Hautleitfähigkeit in Abbildung 5.12 zeigt, dass hier entweder die Herzfrequenz wenig Aussagen über den Probanden zulässt oder dass die Daten durch die Wavelet Transformation zu sehr vereinfacht werden und signifikante Resultate vernachlässigt werden.

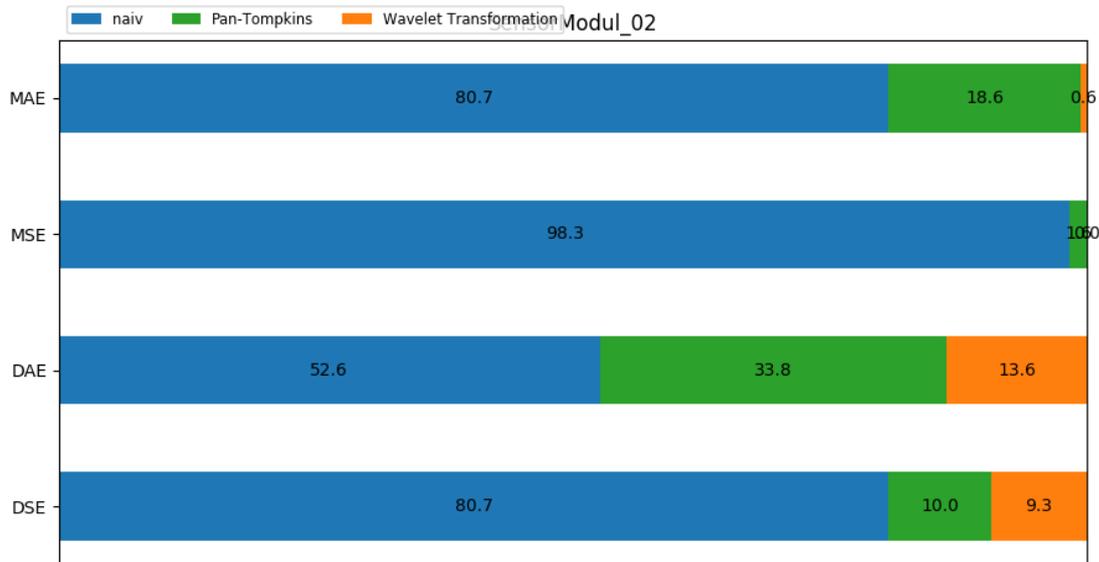


Abbildung 5.10: Abweichungen Data 02

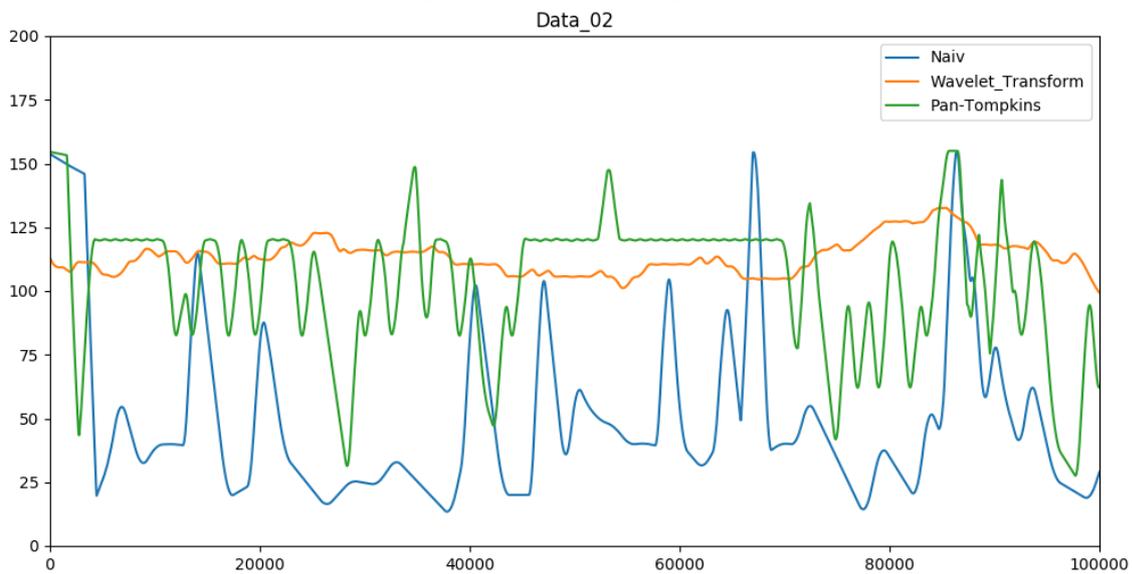


Abbildung 5.11: Herzrate Data 02

Das Resultat für den Datensatz 02 zeigt einen ähnlichen Sachverhalt zum vorherigen Datensatz 01. Wieder ist das Ergebnis der Wavelet Transformation nachvollziehbar und die Schwankungen sind sehr gering.

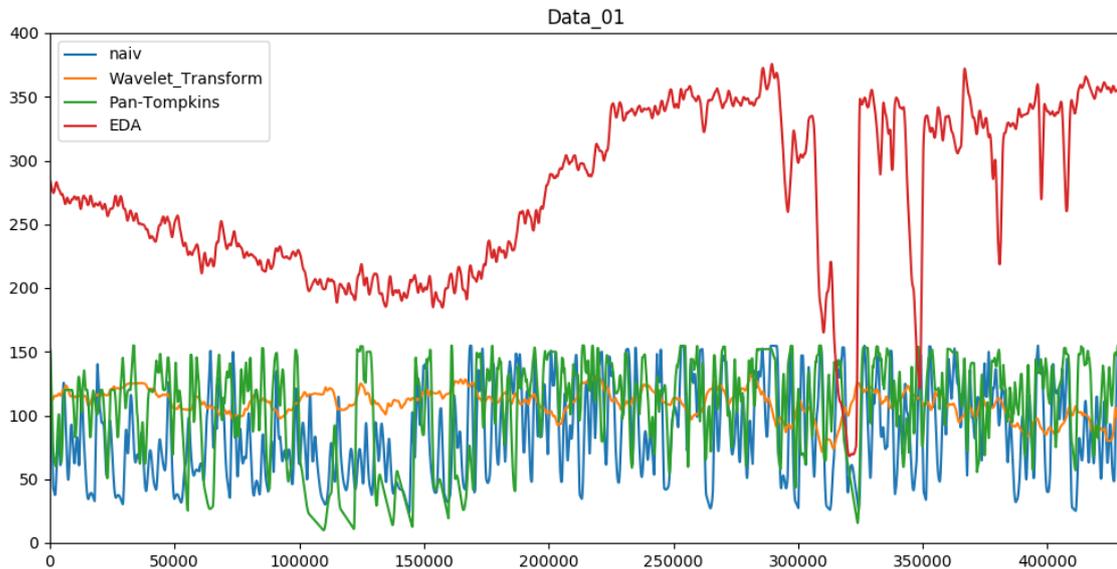


Abbildung 5.12: Herzrate im Vergleich zur EDA

Aus den EDA-Daten lässt sich hier eindeutig ablesen, dass der Proband in dieser Messung mit einer relativ hohen Hautleitfähigkeit das Experiment gestartet hat. Diese fiel daraufhin stetig ab. Hieraus lässt sich schließen, dass der Proband in Ruhe war. Im Rahmen des Versuches, zeigt dies höchstwahrscheinlich an, dass hier der Proband in Kontrolle des Rennwagens war und sich komplett auf die Fahrt konzentriert hat.

Nach circa einem Drittel steigt der gemessene Wert sichtlich an. Dies lässt auf einen erhöhten Erregungszustand schließen. Hier zeigt dies wahrscheinlich die Anstrengung des Fahrens im Simulator und ein erhöhtes Stresslevel an.

Abgesehen von ein paar Stellen, an denen die Hautleitfähigkeit kurzzeitig gesunken ist, bleibt der Wert auf einem relativ konstanten hohen Level. Die Einbrüche entstammen dem Ablösen der Elektroden, da die Klebewirkung dieser durch die hohe Transpiration stark eingeschränkt war und durch physische Einwirkung überwunden wurde.

## 5.2.1 Resultate

Ein Vergleich der Genauigkeit der erkannten Daten zeigt, dass alle drei genutzten Algorithmen zu unterschiedlichen Ergebnissen kommen. Somit kann davon ausgegangen werden, dass die Qualität der gewonnenen EKG-Daten durch externe Faktoren stark eingeschränkt ist. Die abschließend in Kapitel 5.2 angestellte Untersuchung der Relation der Herzrate im Verhältnis zu der Hautleitfähigkeit zeigt außerdem, dass letzteres ein gutes Mittel ist um den Erregungszustand der Probanden zu erörtern. Dahingegen lassen sich wenig Rückschlüsse aus den, von dem EKG abgeleiteten Daten erbringen.

Somit kann nach der hier angestellten Untersuchung festgehalten werden, dass die vom EKG-Modul gewonnen Daten unzureichend sind um sinnvolle Aussagen über den Zustand der Probanden zuzulassen. Dahingegen reicht bereits ein einfaches Widerstandsmessgerät um die Hautleitfähigkeit genau genug zu bestimmen, damit solche Rückschlüsse getroffen werden können.

Daten	Naiv				Pan-Tompkins				Wavelet			
	MAE	MSE	DAE	DSE	MAE	MSE	DAE	DSE	MAE	MSE	DAE	DSE
MIT 100	74.7	32.5	42.1	0.3	11.1	26.9	6.8	0.3	14.2	40.5	51.2	99.3
MIT 101	60.3	20.9	44.4	2.8	33.7	71.1	33.0	17.9	6.0	8.0	22.6	79.3
MIT 102	65.5	5.1	21.5	0.0	17.3	15.9	6.5	0.1	17.1	79.1	72.0	99.9
MIT 103	73.0	25.3	47.5	3.5	13.4	63.5	9.5	8.6	13.6	11.1	43.0	87.9
MIT 104	31.3	13.0	24.7	3.4	66.3	86.0	67.8	81.8	2.4	1.0	7.4	14.8
MIT 105	0.1	0.0	0.7	0.0	99.9	100.0	96.5	94.9	0.0	0.0	2.8	5.1
MIT 106	61.7	48.6	46.6	20.0	32.9	50.7	28.7	63.7	5.3	0.7	24.8	16.3
MIT 107	0.2	0.0	0.1	0.0	99.5	99.9	97.7	98.6	0.3	0.1	2.3	1.4
MIT 108	75.0	92.4	23.5	0.3	24.9	7.6	72.6	99.3	0.1	0.0	4.0	0.4
MIT 109	3.7	18.2	1.2	0.1	95.9	81.6	95.8	88.0	0.3	0.2	3.0	11.9
MIT 111	0.0	0.0	5.2	0.0	100.0	100.0	83.9	0.0	0.0	0.0	10.9	100.0
MIT 112	0.0	0.0	5.8	0.0	100.0	100.0	86.3	0.0	0.0	0.0	7.9	100.0
MIT 113	75.1	96.4	44.4	62.7	11.6	1.5	6.7	0.1	13.3	2.1	48.9	37.2
MIT 114	85.6	97.9	68.0	54.4	12.2	1.0	11.5	0.1	2.2	1.0	20.5	45.6
MIT 115	34.7	3.8	16.8	0.2	39.7	71.9	20.3	6.2	25.6	24.3	62.9	93.7
MIT 116	1.2	0.2	0.5	0.0	98.5	99.8	98.8	100.0	0.4	0.0	0.7	0.0
MIT 117	93.9	99.3	86.8	99.0	4.1	0.6	4.2	0.1	2.0	0.1	9.0	0.9
MIT 118	43.9	15.1	28.4	3.2	47.7	84.6	51.7	96.5	8.4	0.3	19.9	0.3
MIT 119	6.2	0.1	5.3	0.0	92.2	99.8	85.5	97.9	1.6	0.1	9.2	2.1
MIT 121	0.0	0.0	29.4	0.0	100.0	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	70.6	100.0
MIT 122	78.9	52.2	57.5	14.3	11.1	39.6	10.1	21.4	10.0	8.2	32.3	64.3
MIT 123	98.6	99.8	95.6	77.8	0.6	0.0	0.4	0.0	0.8	0.1	4.0	22.2
MIT 124	1.9	0.0	1.3	0.0	97.9	99.9	97.3	97.1	0.2	0.1	1.5	2.9

5.2 VERGLEICH DER MESSDATEN UND DER ALGORITHMEN

Daten	Naiv				Pan-Tompkins				Wavelet			
	MAE	MSE	DAE	DSE	MAE	MSE	DAE	DSE	MAE	MSE	DAE	DSE
MIT 200	42.2	10.9	29.1	3.2	55.2	89.0	59.1	95.9	2.7	0.1	11.8	0.9
MIT 201	46.6	7.0	29.4	0.1	43.0	69.3	22.1	0.2	10.4	23.7	48.5	99.8
MIT 202	18.8	0.8	27.2	0.4	78.6	98.2	53.1	2.0	2.6	1.0	19.7	97.6
MIT 203	8.4	1.0	7.7	0.2	91.1	99.0	89.1	99.0	0.6	0.0	3.2	0.8
MIT 205	62.3	14.4	31.2	0.0	22.5	26.7	12.6	0.0	15.2	58.9	56.2	100.0
MIT 207	11.3	4.3	13.8	0.9	87.4	94.4	77.4	77.2	1.3	1.3	8.8	22.0
MIT 208	19.8	0.3	10.7	0.0	77.3	99.5	73.7	92.4	2.8	0.2	15.6	7.6
MIT 209	56.5	6.8	34.2	1.1	35.4	92.8	42.2	98.6	8.1	0.3	23.6	0.2
MIT 210	5.3	1.7	17.6	1.5	94.1	98.0	71.1	71.8	0.6	0.4	11.3	26.7
MIT 212	53.3	3.2	27.7	0.2	36.4	95.4	39.6	91.3	10.3	1.4	32.8	8.5
MIT 213	12.2	0.1	4.8	0.0	87.2	99.9	93.0	98.7	0.6	0.1	2.2	1.3
MIT 214	23.1	1.7	17.1	0.4	73.0	97.4	64.0	75.8	3.8	0.9	18.9	23.8
MIT 215	13.6	0.7	7.6	0.2	84.5	99.1	87.1	97.4	1.9	0.2	5.3	2.5
MIT 217	6.0	2.3	3.0	0.5	92.8	97.2	90.1	90.2	1.1	0.5	6.9	9.3
MIT 219	56.6	30.6	36.5	4.4	35.4	60.9	28.9	17.2	8.0	8.5	34.6	78.4
MIT 220	34.0	14.7	9.9	0.0	42.8	81.9	57.1	99.8	23.2	3.4	32.9	0.2
MIT 221	7.2	0.0	4.3	0.0	91.5	99.9	89.0	98.9	1.3	0.1	6.7	1.1
MIT 222	59.5	18.6	29.1	0.1	26.0	16.3	14.8	0.0	14.5	65.1	56.1	99.9
MIT 223	73.2	49.5	54.2	14.6	20.4	45.1	16.9	15.8	6.3	5.4	28.9	69.6
MIT 228	0.9	0.0	2.2	0.0	98.7	99.9	90.7	94.7	0.4	0.1	7.1	5.3
MIT 230	48.8	66.4	35.9	82.7	31.8	29.4	19.0	4.9	19.4	4.2	45.2	12.4
MIT 231	19.8	0.3	5.9	0.0	49.3	77.6	19.3	4.6	30.9	22.2	74.8	95.4
MIT 232	91.1	100.0	61.0	17.3	7.3	0.0	13.2	0.0	1.6	0.0	25.8	82.6
MIT 233	40.7	1.7	22.4	0.1	53.6	97.9	45.7	99.2	5.7	0.4	31.9	0.7
MIT 234	79.3	51.1	54.9	9.9	10.2	36.9	8.6	13.4	10.5	12.0	36.5	76.7
SensorModul 01	29.8	19.8	15.8	9.5	68.8	79.8	77.0	81.5	1.4	0.3	7.2	9.0
SensorModul 02	80.7	98.3	52.6	80.7	18.6	1.6	33.8	10.0	0.6	0.0	13.6	9.3
SensorModul 03	87.3	99.0	51.7	3.8	12.2	1.0	38.8	80.7	0.5	0.0	9.5	15.5
SensorModul 04	60.5	91.9	39.0	4.1	38.7	8.0	53.4	94.4	0.8	0.1	7.6	1.5
SensorModul 06	61.6	93.4	27.2	35.4	37.2	6.5	63.5	51.7	1.2	0.0	9.3	12.9
SensorModul 07	87.6	99.4	39.6	6.3	11.6	0.5	45.4	81.3	0.8	0.0	15.0	12.4
SensorModul 08	75.5	98.0	40.0	9.1	23.3	2.0	44.6	85.6	1.2	0.0	15.4	5.3
SensorModul 09	24.1	30.8	22.2	49.2	74.4	68.9	63.8	39.0	1.5	0.3	14.0	11.8
SensorModul 12	88.3	98.7	40.0	4.1	11.4	1.3	45.8	72.8	0.3	0.0	14.2	23.1
SensorModul 13	94.3	99.3	39.9	92.2	5.6	0.7	49.5	2.5	0.1	0.0	10.5	5.3

Tabelle 5.3: Abweichungen in Prozent

Tabelle 5.3 zeigt die errechneten Abweichungen. Wie auch in den vorher gezeigten Diagrammen wurden die Werte normalisiert, indem sie prozentual und pro Herzschlag dargestellt werden.

Die Messungen 5, 10 und 11 konnten aufgrund von Übertragungsfehlern nicht untersucht werden.

Hierbei zeigt sich, dass bei den in dieser Arbeit gemessenen Daten die geringsten Abweichungen durch die Nutzung der Wavelet Transformation entstehen. Dahingegen ist die Wahl des optimalen Algorithmus zur Erkennung der Herzschläge der MIT Daten nicht so eindeutig.

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

### 6.1 Bewegungsdaten

Die Bewegungsdaten als solche finden im Rahmen dieser Arbeit noch keine weitere Verwendung. Es ist aber angedacht, dass in zukünftigen Forschungen eine Korrelation zwischen diesen und den Vitaldaten gefunden wird. Falls es möglich ist, eine solche Verbindung herzustellen, könnte dies flächendeckend in VR-Anwendungen genutzt werden, um relevante Telemetriedaten zu sammeln.

Die Verwendung des hier vorgestellten Messgeräts wäre in diesem Fall zur Kalibrierung des Konvertierungsalgorithmus nötig. Es ist aber sicherlich zu aufwendig und teuer, selbiges allen Probanden eines Playtests zur Verfügung zu stellen und die korrekte Anwendung zu demonstrieren.

Die Aufnahme der Bewegungen des Spielers und weiterer Objekte ermöglicht zudem einige Spielkonzepte. So nutzen unter anderem die Spiele Braid von Jonathan Blow und die meisten Teile der Prince of Persia Reihe von Ubisoft eine Zeitmechanik. Hierbei kann der Spieler die Zeit im Spiel bis zu einem Punkt vor ein paar Sekunden zurückdrehen. Dies wiederholt alle Aktionen des Spielers rückwärts. So eine Mechanik könnte von der zweiten (Braid) und der dritten Dimension (Prince of Persia) in die virtuelle Realität erweitert werden.

Ein weiteres mögliches Anwendungsgebiet für diese Daten besteht in der Aufnahme und Wiedergabe selbiger. So kann der Algorithmus zum Beispiel für relativ kostengünstiges Motion Capture dienen. Das bedeutet, dass Animationen für Filme oder Spiele in VR aufgenommen und dann abgespeichert werden. Um diese dann final verwenden zu können, ist es meist noch notwendig Messfehler zu korrigieren und Details anzupassen. Mit dem richtigen Workflow kann diese Methode schneller sein, als die manuelle Animation per Keyframes. [IRR03]

## 6.2 Alternative Messgeräte

Weitere Messgeräte, die verwendet werden können, um Vitaldaten aufzuzeichnen sind unter anderem der Sensor E4 von *empatica*<sup>1</sup> und das Selbstbaukit BITalio von PLUX<sup>2</sup>.

Im Rahmen der Arbeit war es nicht vorgesehen diese zu testen. Beide versprechen jedoch erfolgreich Daten zu erfassen, die in der Forschung nutzbar sind. Die maximale Frequenz des BITalino beträgt 1000 Hz. Das E4 hingegen zeichnet die Herzfrequenz nur mit einer Geschwindigkeit von 64 Hz auf. Hierbei wird aber das Blutvolumen aufgenommen, aus dem sich ebenso wie aus dem EKG die Herzfrequenz errechnen lässt.

Beide Messgeräte besitzen, neben einem EDA und je einer Möglichkeit die Herzfrequenz zu bestimmen, einen Beschleunigungssensor. Das E4 ist zudem mit einem Temperatursensor ausgestattet. Der BITalino hingegen beinhaltet weiterhin ein Elektromyogramm (EMG), mit dem Muskelbewegungen gemessen werden können, sowie ein Elektroenzephalogramm (EEG) zur Messung von Gehirnströmen.

Das E4 wird in Form einer Armbanduhr hergestellt, wodurch es Probanden nicht beeinträchtigt. Dahingegen entspricht das Selbstbaukit eher dem hier vorgestellten Sensorgerät und besteht aus mehreren verbundenen Leiterplatten. Diese sind voneinander trennbar, wodurch nur die Komponenten verwendet werden müssen, die unbedingt benötigt werden. Obwohl das Kit dafür ausgelegt ist tragbar zu sein, wird es wahrscheinlich etwas einschränkend sein.

---

<sup>1</sup><https://www.empatica.com/research/e4/>

<sup>2</sup><https://bitalino.com/en/>

## Literaturverzeichnis

- [Ach07] U. Rajendra Acharya: *Advances in Cardiac Signal Processing*, 1st ed. 2007. Aufl., 2007, ISBN 1280852976.
- [AHA12] F Agrafioti, D Hatzinakos und A. K Anderson: *ECG Pattern Analysis for Emotion Detection*, *IEEE Transactions on Affective Computing*, Bd. 3(1):S. 102–115, 2012, ISSN 1949-3045.
- [AMMK18] Mouhannad Ali, Ahmad Haj Mosa, Fadi Al Machot und Kyandoghere Kyamakya: *Emotion Recognition Involving Physiological and Speech Signals: A Comprehensive Review*, in *Recent Advances in Nonlinear Dynamics and Synchronization, With Selected Applications in Electrical Engineering, Neurocomputing, and Transportation*, Bd. 109 von *Studies in Systems, Decision and Control*, S. 287–302, 2018, ISBN 9783319589961.
- [Ble11] Josef Bleymüller: *Statistische Formeln, Tabellen und Statistik-Software*, 12., überarb. Aufl. Aufl., 2011, ISBN 3800638509.
- [ELF83] Paul Ekman, Robert W. Levenson und Wallace V. Friesen: *Autonomic nervous system activity distinguishes among emotions*, *Science*, Bd. 221:S. 1208, September 1983, ISSN 0036-8075.
- [FIM12] Lara Fontanella, Luigi Ippoliti und Arcangelo Merla: *Multiresolution Karhunen Loève analysis of galvanic skin response for psychophysiological studies*, *Metrika*, Bd. 75(3):S. 287–309, 2012, ISSN 0026-1335.
- [GAG+00] Ary L. Goldberger, Luis A. N. Amaral, Leon Glass, Jeffrey M. Hausdorff, Plamen Ch. Ivanov, Roger G. Mark, Joseph E. Mietus, George B. Moody, Chung-Kang Peng und H. Eugene Stanley: *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet*, *Circulation*, Bd. 101(23):S. e215–e220, 2000.

- URL <https://www.ahajournals.org/doi/abs/10.1161/01.CIR.101.23.e215>
- [GAGD16] Atefeh Goshvarpour, Ataollah Abbasi, Ateke Goshvarpour und Sabalan Daneshvar: *Fusion Framework for Emotional Electrocardiogram and Galvanic Skin Response Recognition: Applying Wavelet Transform*, *Iranian Journal of Medical Physics*, Bd. 13(3):S. 163–173, 2016, ISSN 2345-3672.  
URL <https://doaj.org/article/b1be7a4c87a54a988344d0b6dc5dda87>
- [Had09] Sandro A. P Haddad: *Ultra Low-Power Biomedical Signal Processing An Analog Wavelet Filter Approach for Pacemakers*, *Analog Circuits and Signal Processing*, 2009, ISBN 1282364219.
- [IRR03] M Izani, Aishah Razak, Ahmad Rafi und Norzaiha : *Keyframe animation and motion capture for creating animation: a survey and perception from industry people*, S. 154 – 159, 09 2003.
- [KA09] Jonghwa Kim und Elisabeth Andre: *Emotion Recognition Based on Physiological Changes in Music Listening*, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Bd. 30:S. 2067–83, 01 2009.
- [Liu10] Chun-Lin Liu: *A Tutorial of the Wavelet Transform*, 01 2010.
- [Par06] Rainer Parthier: *Messtechnik Grundlagen und Anwendungen der elektrischen Messtechnik für alle technischen Fachrichtungen und Wirtschaftsingenieure*, 3., überarb. und erg. Aufl., 2006, ISBN 3834800449.
- [PT85] Jiapu Pan und Willis J Tompkins: *A Real-Time QRS Detection Algorithm*, Bd. BME-32(3):S. 230–236, 1985, ISSN 0018-9294.
- [QSG<sup>+</sup>19] Joshua Queck, Ronja Schneider, Sophie Giesa, Oliver Buse, Milas Baumgarten, Felix Werner und Stephanie Fröh: *Erstellung einer VR Umgebung zum Messen von Tracking Data und Überprüfen der menschlichen Datenverarbeitung im Raum von VR*, 6 2019.
- [SKG<sup>+</sup>18] Djoko Setyohadi, Sri Kusrohmaniah, S.B. Gunawan, Pranowo Pranowo und Anton Satria Prabuwo: *Galvanic skin response data classification*

- for emotion detection, International Journal of Electrical and Computer Engineering*, Bd. 8:S. 4004–4014, 01 2018.
- [Ste14] Jan Steffel: *Herz-Kreislauf*, Module Innere Medizin, 2., überarbeitete auflage. Aufl., 2014, ISBN 3642551122.
- [Val19] Valve: *Steam VR*, Juli 2019, URL: <https://www.steamvr.com/en/>, besucht am 14.07.2019.
- [vGFNA18] Paul van Gent, Haneen Farah, Nicole Nes und B. Arem: *Heart Rate Analysis for Human Factors: Development and Validation of an Open Source Toolkit for Noisy Naturalistic Heart Rate Data*, 06 2018.
- [ZSM<sup>+</sup>18] Bo Zhang, Loïc Sieler, Yann Morère, Benoît Bolmont und Guy Bourhis: *A Modified Algorithm for QRS Complex Detection for FPGA Implementation*, Bd. 37(7):S. 3070–3092, 2018, ISSN 0278-081X.



# Selbstständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig angefertigt, nicht anderweitig zu Prüfungszwecken vorgelegt und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel verwendet habe. Sämtliche wissentlich verwendete Textausschnitte, Zitate oder Inhalte anderer Verfasser wurden ausdrücklich als solche gekennzeichnet.

Mittweida, den 15. September 2019

---

Milas Marco Baumgarten