



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

Fakultät Life Sciences

Studiengang Medizintechnik

**Entwicklung und Validierung eines Algorithmus zur  
Bestimmung der Atemfrequenz aus dem EKG-Signal**

**Bachelorarbeit**

vorgelegt von

**Ahmad Zamani**

Matrikel-Nr.: [REDACTED]

am 14.06.2018

in Hamburg-Bergedorf

bei

**Erstgutachter:** Prof. Dr. Jürgen Lorenz

**Zweitgutachter:** Prof. Dr.-Ing. habil. Gerwald Lichtenberg

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>Inhaltsverzeichnis</b> .....	<b>II</b>
<b>Bildverzeichnis</b> .....	<b>III</b>
<b>1 Einleitung</b> .....	<b>1</b>
1.1 Motivation .....	1
1.2 Aufgabenstellung und Zielsetzung.....	3
1.3 Aufbau der Arbeit .....	3
<b>2 Grundlagen</b> .....	<b>5</b>
2.1 EKG.....	5
2.1.1 Funktionsprinzip .....	5
2.1.2 Typischer Signalverlauf.....	7
2.1.3 Messungen .....	10
2.1.4 Elektrische Herzachse.....	16
2.2 EDR.....	18
2.2.1 Funktionsprinzip .....	19
2.2.2 Stand der Forschung .....	20
<b>3 Entwicklung und Validierung des Algorithmus</b> .....	<b>21</b>
3.1 Herleitung.....	22
3.2 Implementierung .....	23
3.2.1 QRS-Amplitude .....	24
3.2.2 Detektion der R-Punkte .....	25
3.2.3 Detektion der S-Punkte.....	28
3.2.4 Berechnung der QRS-Amplituden.....	29
3.2.5 Interpolation QRS-Amplituden .....	30
3.3 Statistische Auswertung der physiologischen Messparameter .....	34
3.4 Ergebnisse der Varianzanalysen .....	35
3.4.1 Einfluss auf Präzision bei unterschiedlichen Atemfrequenzen .....	36
3.4.2 Einfluss der Präzision bei unterschiedlichen Atemzugvolumen .....	36
3.5 Standardisierung: z-Score .....	37
<b>4 Zusammenfassung und Ausblick</b> .....	<b>38</b>
<b>Literaturverzeichnis</b> .....	<b>39</b>
<b>5 Anhang</b> .....	<b>43</b>
5.1 Quellcodes .....	43
5.1.1 EDR-Algorithmus.....	43
5.1.2 RS-Detektor .....	46
5.1.3 Spline_fft .....	48
5.2 Excel Tabellen.....	49
5.2.1 EDR-Werte bei unterschiedlichen Atemfrequenzen (6, 8, 10, 12, 14 Hz) .....	49
5.2.2 EDR-Werte bei unterschiedlichen Tidalvolumen (10, 20, 30%).....	50
5.2.3 Z-Scores für alle eigenen EDR-Werte, EDRe .....	51

---

## Bildverzeichnis

Abbildung 1-1: Ergebnisse für die Stichwortsuche "Heart Rate Variability" bei PubMed .....	2
Abbildung 2-1: Platzierung der Elektroden bei Ableitung mit fünf Elektroden [10] ....	6
Abbildung 2-2: Typische EKG-Kurve [12] .....	8
Abbildung 2-3: Überlagerung der Herzaktivitäten mit EKG-Kurve [9].....	9
Abbildung 2-4: Beispieldatensatz - EKG als Spannung über Zeit – Zeitreihe 1 .....	10
Abbildung 2-5: Vergrößerte EKG-Kurve aus Beispieldatensatz.....	11
Abbildung 2-6: Beispieldatensatz - Respiration als Spannung über Zeit .....	12
Abbildung 2-7: Beispieldatensatz - Pneumogramm als cmH <sub>2</sub> O über Zeit.....	13
Abbildung 2-8: Beispieldatensatz - C1 - Filter als Spannung über Zeit.....	14
Abbildung 2-9: Beispieldatensatz - R-R Intervall in Sekunden über Zeit .....	15
Abbildung 2-10: Beispieldatensatz - Respiration Rate in BPM über Zeit.....	16
Abbildung 2-11: Resultierender Dipol am Herz durch die elektrische Wellenfront im Zuge der Depolarisation [13] .....	17
Abbildung 2-12: Ergebnisse für die Stichwortsuche "ECG Derived Respiration" bei PubMed .....	18
Abbildung 3-1: Stufenweiser Ablauf des Algorithmus .....	23
Abbildung 3-2: Zwei QRS-Amplituden (rot) .....	24
Abbildung 3-3: Filterung der R-Flanken .....	25
Abbildung 3-4: Hohe Varianz des Grundpegels der Spannung und Versagen des Filterns der R-Flanken .....	26
Abbildung 3-5: Hohe Varianz des Grundpegels, angepasster Filter zur R-Flanken Detektion.....	27
Abbildung 3-6: Messpunktgruppen an den R-Flanken.....	27
Abbildung 3-7: Gefundene R-Punkte an zwei QRS-Komplexen .....	28
Abbildung 3-8: Detektierte S-Punkte an zwei QRS-Komplexen .....	29
Abbildung 3-9: QRS-Amplituden über Zeit .....	30
Abbildung 3-10: Interpolation der QRS-Amplituden durch kubischen Spline .....	31
Abbildung 3-11: Tiefpass-gefilterter Verlauf der QRS-Amplituden.....	32
Abbildung 3-12: Einseitiges Amplitudenspektrum für QRS-Amplituden einer Messung mit EDR-Wert von 0,1 .....	33
Abbildung 3-13 Mittelwerte der kleinsten Differenzen bei unterschiedlichen Atemfrequenzen .....	35

---

Abbildung 3-14 Mittelwerte der kleinsten Differenzen bei unterschiedlichen Tidalvolumen .....	35
Abbildung 5-1 EDR-Werte bei unterschiedlichen Atemfrequenzen - Teil1/2 .....	49
Abbildung 5-2 EDR-Werte bei unterschiedlichen Atemfrequenzen - Teil2/2 .....	49
Abbildung 5-3 Kleinste Differenzen zw. Soll- und Ist-Wert bei unterschiedlichen Atemfrequenzen - Teil 1/2 .....	49
Abbildung 5-4 Kleinste Differenzen zw. Soll- und Ist-Wert bei unterschiedlichen Atemfrequenzen - Teil 2/2 .....	50
Abbildung 5-5 EDR-Werte bei unterschiedlichen Tidalvolumen .....	50
Abbildung 5-6 Kleinste Differenzen zw. Soll- und Ist-Wert bei unterschiedlichen Tidalvolumen .....	50
Abbildung 5-7 Z-Score für EDRe-Werte bei unterschiedlichen Atemfrequenzen.....	51
Abbildung 5-8 Z-Score für EDRe-Werte bei unterschiedlichen Tidalvolumen .....	51

---

# 1 Einleitung

## 1.1 Motivation

Die Atmung von Patienten ist ein wichtiges Signal bei der Frühdiagnose, Vorhersage und Behandlung von verschiedenen Krankheiten [1]. So stellt beispielsweise die Atemfrequenz ein wichtiges Signal für die Detektion von akuten Veränderungen im Zustand des Patienten dar [2]. Auch für die Aufdeckung von schlafinduzierten Atemstörungen wie beispielsweise Schlafapnoe ist eine Überwachung der Atmung erforderlich [3]. Verlässliche Überwachung der Atmung kann auch vorteilhaft für bildgebende Diagnoseverfahren sein, um bei Kenntnis der Atmung die räumlichen Veränderungen im Brustbereich für die Bildgebung kompensieren zu können [3]. Die möglichst wenig invasive und aufwendige Messung der Atmung stellt eine Herausforderung dar. Je einfacher eine Messung und Überwachung der Atmung möglich ist, umso einfacher und häufiger können die Daten daraus auch für medizinische Zwecke verwendet werden.

Zwei Verfahren zur direkten Bestimmung der Atemfrequenz sind Brustgurt-Respirographie und Spirometrie. Bei der Messung mit einem Brustgurt wird aus der Brustumfangsveränderung während der Atmung neben anderen Vitaldaten, wie beispielsweise Atemzugvolumen und Atemtiefe, die Atemfrequenz ermittelt. Bei der Spirometrie wird die Atemfrequenz aus Widerstandsänderungen der Atmung über der Zeit ermittelt. Beide Verfahren sind aufwendig, da sie Messapparaturen benötigen, welche zunächst Atemzugvolumen und Atemgeschwindigkeit und in einem zweiten Schritt dann aus diesen Daten die Atemfrequenz berechnet.

Als Alternative zur direkten Bestimmung der Atemfrequenz wurden Verfahren entwickelt, welche auf eine indirekte Messung basieren. Die indirekte Messung nutzt die Ableitung aus dem Elektrokardiogramm (EKG) [4]. Sie ist weniger aufwendig, da sie nichtinvasiv ist und des Weiteren das EKG-Signal zur Verfügung steht.

Unter den EKG-basierten Verfahren gibt es die respiratorische Sinusarrhythmie (RSA) aus der Analyse der R-R-Abstände über die frequenz-basierte Herzratenvariabilität (HRV, eng. heart rate variability) und die ECG-derived respiration (EDR, dt. EKG-basierte Atemfrequenzmessung) aus der Amplitudenanalyse des QRS-Komplexes [4], [5].

Die beiden EKG-basierten Methoden haben den Vorteil, dass keine dedizierte Messapparatur für die Atmung verwendet werden muss, sondern anhand von EKG Daten indirekt auch auf die Atmung rückgeschlossen wird.

Ein gesundes Herz variiert sowohl durch körperliche Anstrengung, als auch im entspannten Zustand atemabhängig seine Schlagfrequenz. Die Änderung der Schlagfrequenz bedeutet eine Schwankung zwischen den R-R-Intervallen [6]. Die atemabhängige HRV wird in der Medizin als RSA bezeichnet. Bei der Bewertung der HRV ist die Kontrolle der Atemfrequenz wichtig, um atemabhängige Einflüsse von anderen Einflüssen zu differenzieren [7]. EDR befindet sich im breiteren Forschungskomplex der HRV. Die HRV ist im Zuge der fortschreitenden elektronischen Datenverarbeitung stetig zu einem wichtigeren Forschungsgegenstand geworden. Abbildung 1-1 stellt die Anzahl der Publikationen dar, welche auf PubMed unter der Stichwortsuche „Heart Rate Variability“ verzeichnet sind. Es ist klar zu erkennen, dass der Themenkomplex in den vergangenen Jahrzehnten und Jahren eine stetig größere Bedeutung in der Forschung erreicht hat. Wurden noch 1990 lediglich 182 Publikationen in der Thematik veröffentlicht, so wurden 2017 1505 Publikationen veröffentlicht, die unter diese Stichwortsuche fallen.

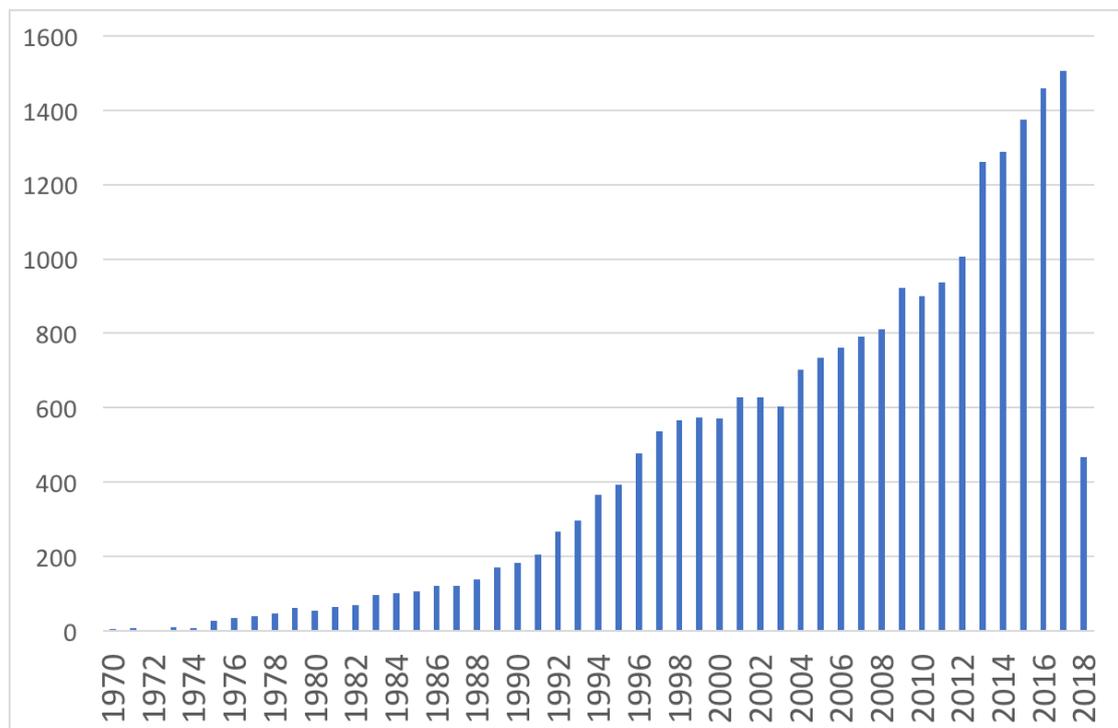


Abbildung 1-1: Ergebnisse für die Stichwortsuche "Heart Rate Variability" bei PubMed

---

## 1.2 Aufgabenstellung und Zielsetzung

In dieser Arbeit wird ein EDR Algorithmus entwickelt und validiert, welcher EKG-Zeitreihen als Eingangssignal auswertet, um daraus die Atemfrequenz des jeweiligen Patienten während der EKG-Messung zu bestimmen. Hierzu werden für die Algorithmenentwicklung Datensätze von elf verschiedenen Probanden verwendet, welche während der Messung mit unterschiedlicher Atemfrequenz und Tidalvolumen atmen. Da die Probanden durch einen audiovisuellen Taktgeber den Atemrhythmus konstant hielten, konnte die Präzision des selbst entwickelten Algorithmus durch das Ausmaß der Abweichung von der vorgegeben Atemfrequenz bestimmt werden. Zudem werden die EDR-Werte des eigenen Algorithmus mit denen eines sehr verbreiteten kommerziellen Softwareprodukts, Kubios-HRV, verglichen.

## 1.3 Aufbau der Arbeit

Nach der Einleitung folgt in Kapitel 2 die Erarbeitung der für die Aufgabenstellung notwendigen theoretischen Grundlagen. Dies beginnt mit dem Elektrokardiogramm. Das Elektrokardiogramm dient als Signalquelle für den zu entwickelnden Algorithmus für die Bestimmung der Atmung von Patienten anhand des EKG. Aus diesem Grund ist ein fundiertes Verständnis der Funktionsweise des EKG an sich und der Interpretation der EKG Werte erforderlich. Daran schließen sich die theoretischen Grundlagen für die EDR an, d.h. das Wirkprinzip sowie der Stand der Forschung werden an dieser Stelle dargestellt.

Kapitel 3 dokumentiert die Entwicklung und die Validierung des Algorithmus. In diesem Zusammenhang wird zunächst der mathematisch-theoretische Hintergrund des gewählten Ansatzes hergeleitet. Anschließend wird der Algorithmus in einer Programmierumgebung implementiert. Das Vorgehen und die Ergebnisse werden kritisch diskutiert. Dabei werden die Genauigkeit und die Zuverlässigkeit des Algorithmus im Genaueren untersucht. Ferner werden die Ergebnisse mit den Ergebnissen des Programms Kubios-HRV verglichen.

---

Die Arbeit endet in Kapitel 4 mit einer Zusammenfassung der Arbeit sowie einem Ausblick auf weitere Entwicklungen im Themenkomplex der Arbeit. Dabei werden sowohl die allgemeinen Entwicklungstendenzen festgehalten als auch Weiterentwicklungsmöglichkeiten des Algorithmus aufgezeigt, welcher in dieser Arbeit entwickelt wurde.

---

## 2 Grundlagen

In diesem Kapitel werden die theoretischen Grundlagen dieser Arbeit ausgearbeitet. Die beiden wesentlichen Punkte sind hier EKG sowie EDR. Zunächst werden die Grundlagen des EKG hinsichtlich Funktionsweise und Interpretation der Ergebnisse gezeigt, da auf Daten dieser Art der Algorithmus für EDR entwickelt werden wird. Anschließend an die Betrachtungen zum EKG wird EDR erklärt. Schwerpunkte hierbei sind die generelle Idee von EDR sowie die Darstellung des aktuellen Standes der Forschung.

### 2.1 EKG

Das EKG beruht auf der Erzeugung elektrischer Signale durch den menschlichen Körper. Das EKG bezeichnet nicht diese elektrischen Signale selbst, sondern deren Aufzeichnung durch geeignete Messapparaturen. Im englischen Sprachraum wird das EKG als Electrocardiography bezeichnet. Als Akronym wird ECG verwendet.

#### 2.1.1 Funktionsprinzip

Vom EKG werden die Potentialdifferenzen am Körper gemessen, welche von der Kontraktion des Herzmuskels hervorgerufen werden. Es werden jedoch nicht direkt die Depolarisationen und Repolarisationen der Zellen am Herzen gemessen, sondern das relative und kumulierte Potential von Gruppen von Zellen. Während der Aktivität des Herzens generieren Gruppen von Zellen gleichzeitig (durch gleichzeitige Depolarisationen und Repolarisationen) elektrische Signale. Der menschliche Körper kann für den Zweck des EKG als großvolumiger Leiter angesehen werden [8], weshalb das elektrische Signal auch nicht direkt am Herzen gemessen werden muss.

Hierzu werden mehrere Elektroden auf der Körperoberfläche des Patienten angebracht. Die Positionen der Elektroden müssen einem definierten Schema folgen, so dass die Signalverarbeitung der Elektrodensignale ein valides EKG Signal liefert. Das EKG Signal ist die Zeitreihe dieser Potentialdifferenzen, d.h. die Potentialdifferenzen dargestellt über der Zeit. Für die EKG Messung ließen sich die Signale auch direkt am Herz abgreifen. Aus praktischen Gründen ist dies jedoch nicht die etablierte Lösung.

---

Stattdessen werden die Elektroden auf der Haut des Patienten angebracht. Grundsätzlich ließen sich EKG Signale überall am Körper abgreifen, da die verschiedenen Körpergewebe alle eine gewisse Leitfähigkeit aufweisen. Für medizinisch belastbare Aussagen aus dem EKG Signal ist es jedoch erforderlich, die Elektroden an definierten Punkten, den sogenannten Ableitungspunkten abzugreifen.

Ein EKG Signal besteht aus Spannungswerten über der Zeit. Typische Spannungswerte einer EKG Kurve befinden sich im Bereich von Millivolt (mV). Der Signalverlauf ist abhängig von der Anordnung, wie die Elektroden auf dem Körper des Patienten angebracht werden. Die Anordnung der Elektroden wird als Ableitung bezeichnet. Es gibt eine Reihe von etablierten Anordnungen (engl. auch „leads“). Je nach Ableitung ergeben sich andere charakteristische Signalverläufe für eine typische EKG-Kurve. Durch weitverbreitete Anwendung von bestimmten Ableitungen hat sich eine Quasi-Standardisierung ergeben und die Anzahl der weitläufig verwendeten Ableitungen liegt bei bis zu zwölf [9]. Im klinischen Bereich ist eine Ableitung mit fünf Elektroden beliebt, welche in Abbildung 2-1 dargestellt ist.

Dabei werden fünf Elektroden auf der Vorderseite des Oberkörpers angebracht, davon drei auf der linken Seite und zwei auf der rechten Seite des Oberkörpers.

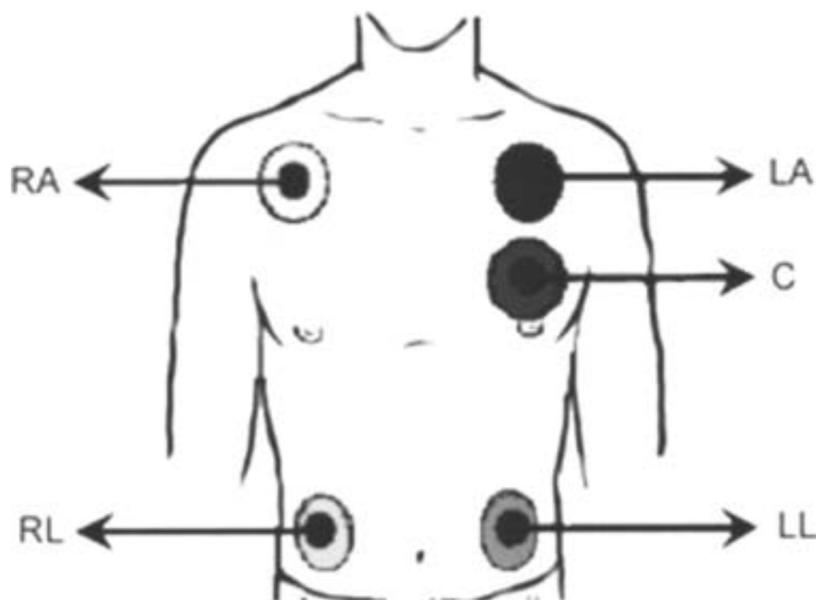


Abbildung 2-1: Platzierung der Elektroden bei Ableitung mit fünf Elektroden [10]

---

### 2.1.2 Typischer Signalverlauf

Für einen gesunden Menschen lässt sich ein idealisierter, typischer Verlauf des EKG Signals angeben. Anhand dieses idealisierten Verlaufes werden der sogenannten EKG-Kurve verschiedene Eigenschaften und Charakteristika zugewiesen. Für die Kennzeichnung der verschiedenen charakteristischen Bereiche des EKG werden die Buchstaben P, Q, R, S, T und U verwendet. Diese charakteristischen Bereiche des EKG sind für die spätere algorithmische Verarbeitung des EKG Signals von großer Bedeutung, weswegen sie hier formal eingeführt und erläutert werden.

Zunächst werden die vier sichtbaren Wellenformationen beschrieben.

**P-Welle:** Die zeitlich erste Welle in der EKG-Kurve, die eine Dauer von bis zu etwa 0,1 Sekunden aufweist. Die P-Welle wird durch die Vorhoferregung verursacht, welche durch den Sinusknoten vorgenommen wird. Dabei wird der linke, aufsteigende Teil der P-Welle durch das Zusammenziehen des rechten Vorhofes und der rechte, abfallende Teil der P-Welle durch das Zusammenziehen des linken Vorhofes verursacht.

**QRS-Komplex:** Die der P-Welle folgende, auffälligste Formation in der EKG-Kurve. Auch hier liegt die Dauer bei maximal etwa 0,1 Sekunden. Der QRS-Komplex beschreibt die Kammererregung. Der Komplex beginnt mit dem ersten Ausschlag nach unten (Q), welchem der starke Ausschlag nach oben (R) folgt. An diesem Ausschlag werden die meisten Herzmuskeln erregt, weshalb der Ausschlag der kräftigste in der EKG-Kurve ist. Der genaue Verlauf des QRS-Komplexes ist abhängig von der Ableitung [9]. Der QRS-Komplex ist bedeutsam für den Algorithmus, der in dieser Arbeit entwickelt wird – genauer: Die Amplitude des QRS-Komplexes. Diese Amplitude wird im Zuge der Beschreibung des Algorithmus genauer dargestellt.

**T-Welle:** Auf den QRS-Komplex folgt die T-Welle. Die Dauer dieser Welle ist nicht konkret anzugeben, da sie von der Herzfrequenz abhängig ist. Verantwortlich für die T-Welle ist die Erregungsrückbildung der Herzkammer.

**U-Welle:** Die U-Welle bildet den Abschluss der EKG-Kurve und folgt auf die T-Welle. Sie ist deutlich schwächer ausgeprägt als die T-Welle. Die U-Welle ist nicht immer vorhanden und ihre Ursache ist noch nicht verstanden, eine Vermutung ist, dass sie von einer späten Repolarisation des Purkinje-Systems verursacht wird [11].

Neben den Wellenformationen lassen sich auch drei Intervalle in der EKG-Kurve unterscheiden, welche im Folgenden beschrieben werden.

Das **PQ-Intervall** dauert maximal 0,2 Sekunden und umfasst den Zeitraum zwischen dem Beginn der P-Welle bis zum Ende der Q-Zacke.

Das **QT-Intervall** dauert bis etwa maximal 0,55 Sekunden. Es umfasst den Zeitraum ab dem Beginn der Q-Zacke bis zum Ende der T-Welle. Da die T-Welle mit umfasst wird, deren Dauer von der Herzfrequenz abhängig ist, ist auch das QT-Intervall von der gegenwärtigen Herzfrequenz abhängig.

Das **ST-Segment** umfasst den Zeitraum vom Ende der S-Zacke bis zum Anfang der T-Welle.

Alle hier dargestellten Charakteristika (mit Ausnahme der U-Kurve) der EKG-Kurve können Abbildung 2-2 entnommen werden.

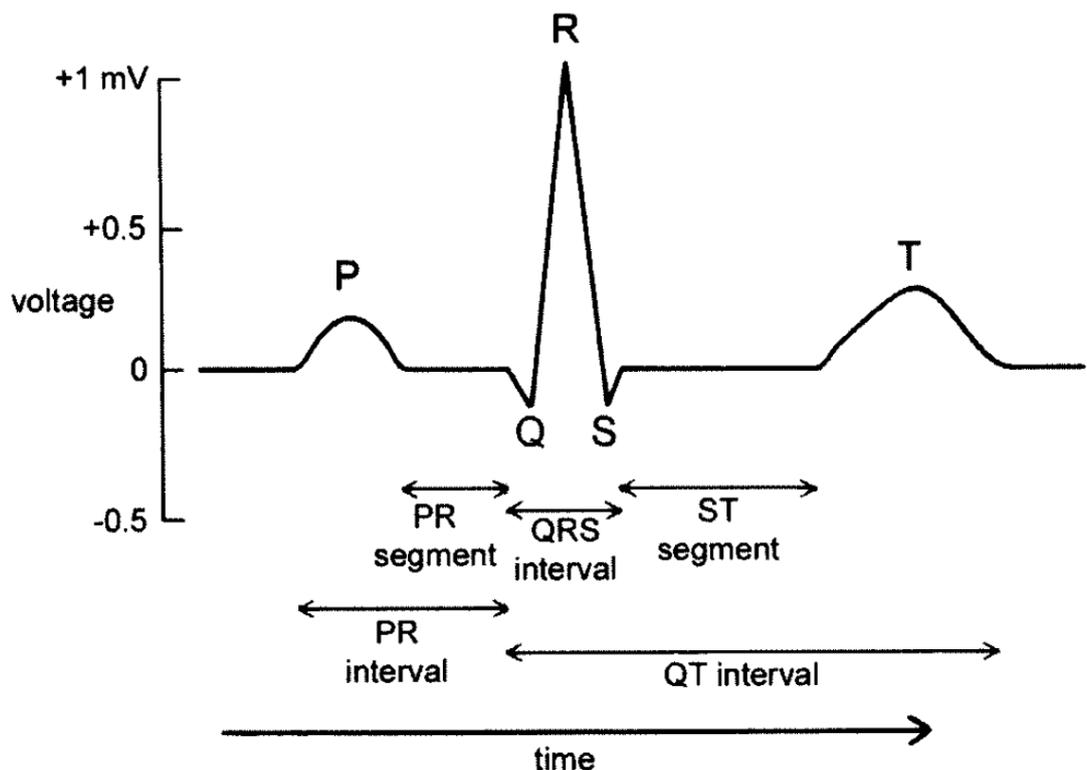


Abbildung 2-2: Typische EKG-Kurve [12]

Die verschiedenen Formationen in der EKG Kurve werden durch entsprechende Herzaktivitäten verursacht. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 2-3 dargestellt. Es ist

erkennbar, dass das EKG nicht direkt die muskulären Aktivitäten des Herzens abbildet, sondern „lediglich“ die Depolarisationen und Repolarisationen. Die Zeitskalen für die muskulären Aktivitäten des Herzens sind etwas länger als die Zeitskalen der Depolarisationen und Repolarisationen.

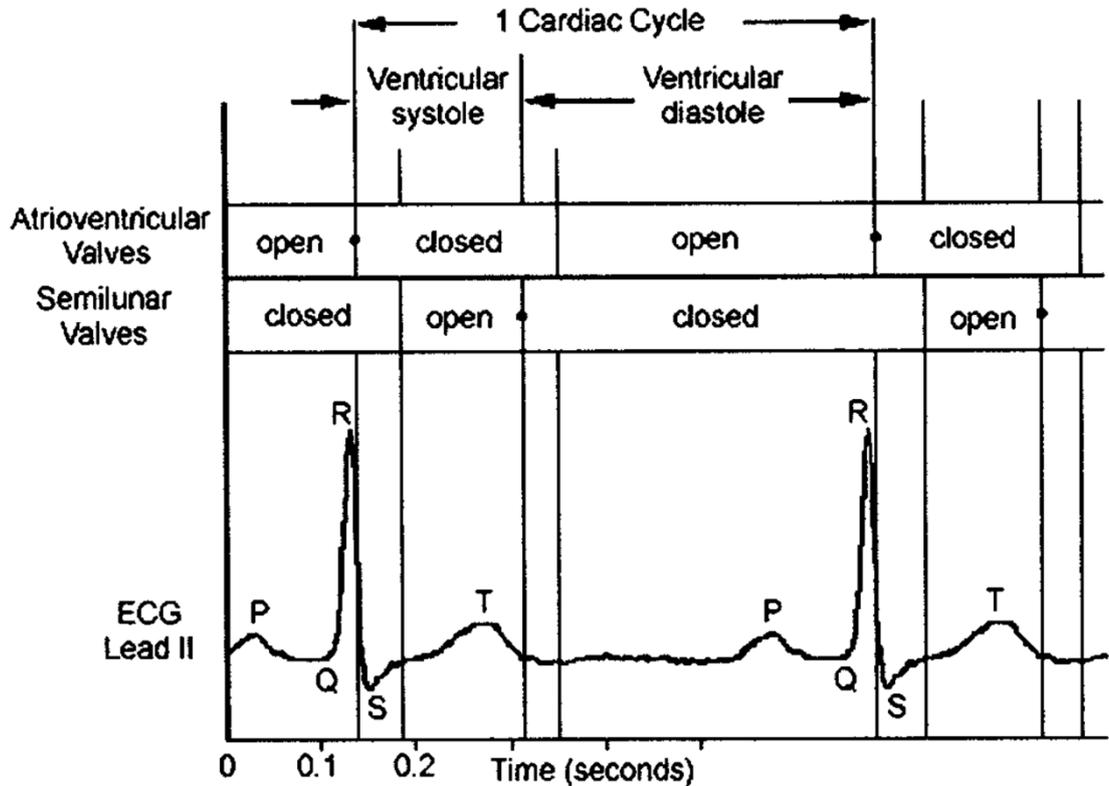


Abbildung 2-3: Überlagerung der Herzaktivitäten mit EKG-Kurve [9]

Die so vorgenommene Einteilung und Klassifizierung der EKG-Kurve ist für die algorithmische Verarbeitung des EKG Signals, wie sie für EDR Algorithmen unternommen wird, von großer Bedeutung. Dadurch lassen sich aus einem rohen EKG Signal beispielsweise sogenannte Features, also unterliegende Eigenschaften extrahieren. Die so gewonnenen Eigenschaften eines Signals lassen sich dann als Eingangsgrößen für EDR Algorithmen verwenden.

### 2.1.3 Messungen

Für diese Arbeit stehen EKG Signale von elf verschiedenen Versuchspersonen bei verschiedenen Atemzuständen zur Verfügung. „Atemzustand“ bezeichnet hier die Kombination aus Atemfrequenz (AF in Hz) und Tidalvolumen (TV in Prozent). Ein solcher Datensatz ist im Folgenden dargestellt. Jeder Datensatz besteht aus sechs Zeitreihen, welche unterschiedliche Messwerte über der Zeit darstellen. Die Datensätze sind hinsichtlich ihrer Zusammensetzung der Arten von Messwerten identisch. Die erste Zeitreihe betrifft die rohen EKG-Daten als Spannungswerten. Eine solche Zeitreihe ist in Abbildung 2-4 dargestellt.

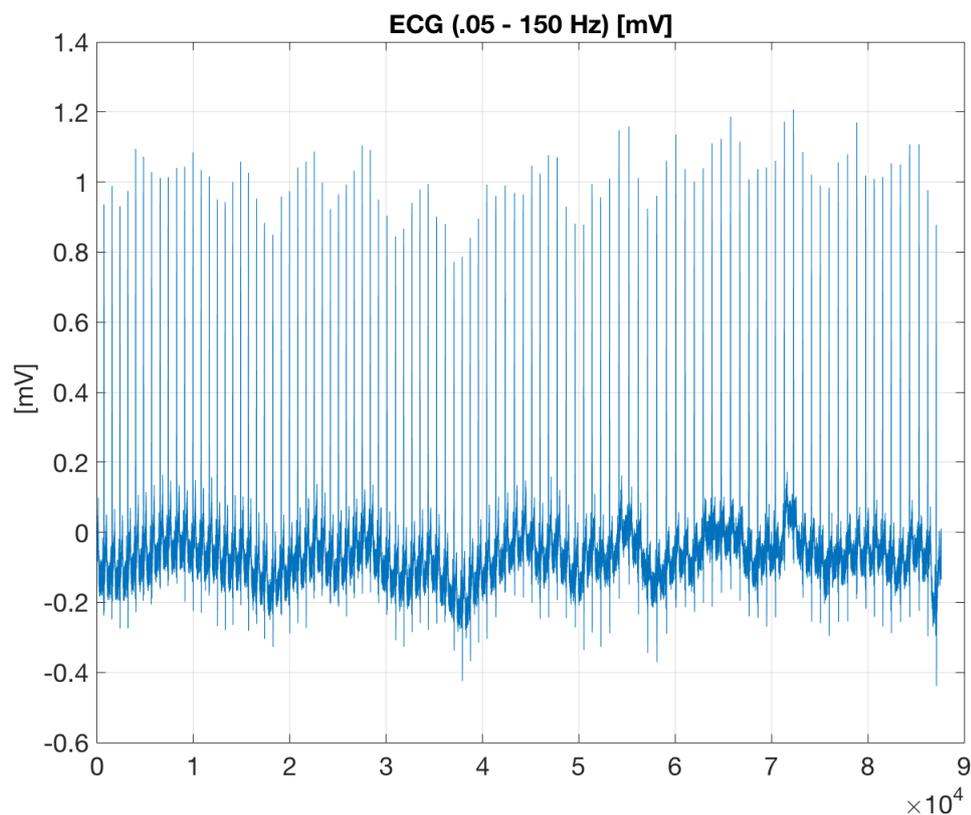


Abbildung 2-4: Beispieldatensatz - EKG als Spannung über Zeit – Zeitreihe 1

Es ist erkennbar, dass die R-Zacke (im Folgenden auch als „R-Punkt“ bezeichnet) gegenüber dem restlichen Verlauf sehr überlegen ist, d.h. die R-Zacke weist einen sehr steilen Verlauf auf, sowohl im Anstieg als auch im Abstieg. Abbildung 2-5 zeigt eine vergrößerte Darstellung.

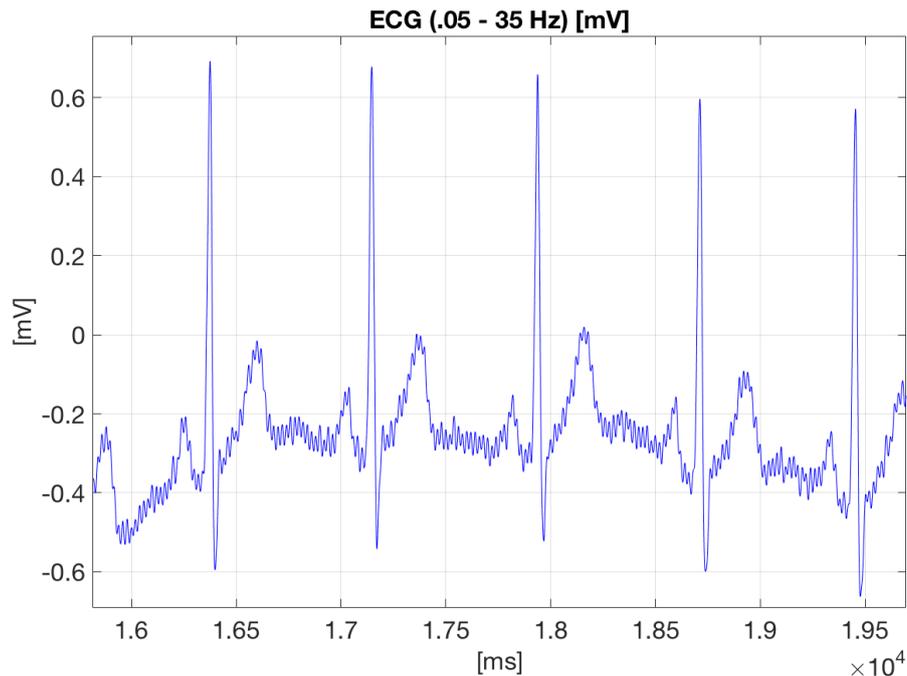


Abbildung 2-5: Vergrößerte EKG-Kurve aus Beispieldatensatz

Die R-Zacke ist deutlich zu erkennen, in der Abbildung sind fünf R-Zacken beziehungsweise fünf QRS-Komplexe enthalten.

In einer Messung ist auch zeitsynchron zur EKG-Messung eine Respirationskurve enthalten, welche die Atemvorgänge des Probanden während der Messung aufzeichnet. Die Einheit dieser Kurve ist ebenfalls Millivolt. Aus der Respirationskurve ließe sich die Atemfrequenz ableiten, indem die Anzahl der Wellenberge durch die Dauer der Messung dividiert wird. In Abbildung 2-6 sind 14 Wellenberge erkennbar, zusammen mit der Dauer der Messung von etwa 85 Sekunden ergibt sich eine Atemfrequenz von 10 Hz.

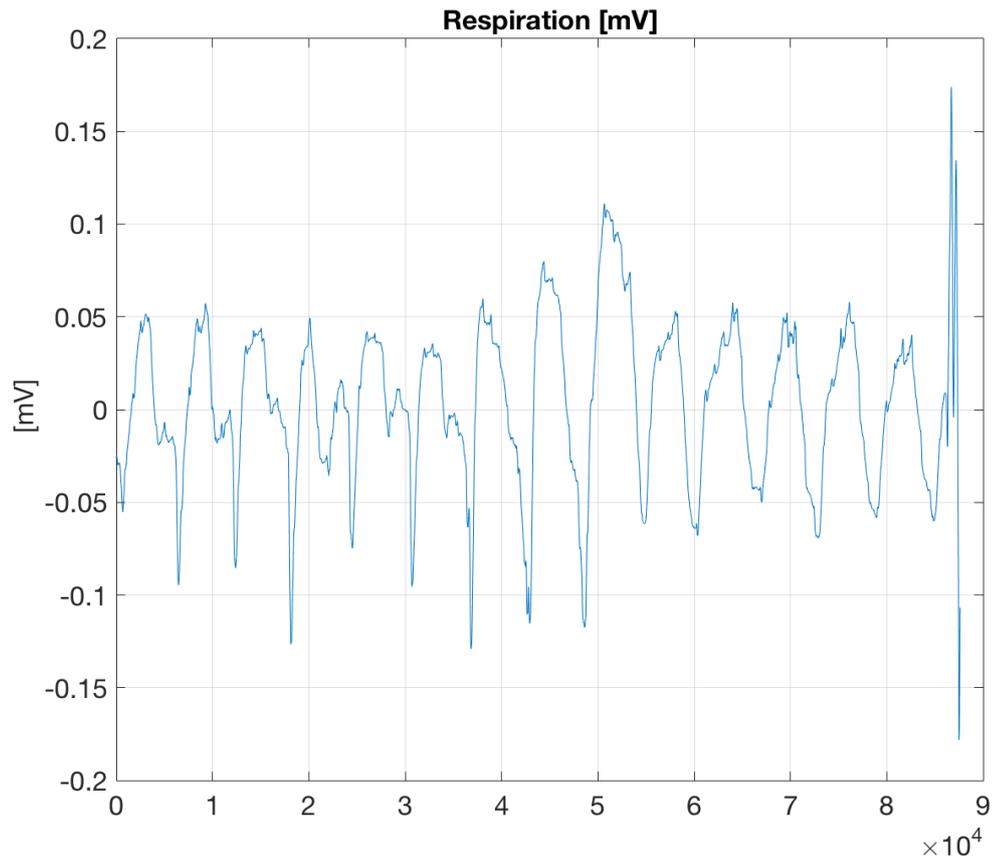


Abbildung 2-6: Beispieldatensatz - Respiration als Spannung über Zeit

Ebenfalls in der Messung enthalten ist eine Pneumograph-Messung. Für diese Arbeit ist dieser Teil der Messung nicht relevant. Der Vollständigkeit halber und zur besseren Orientierung in der Messung ist ein solches Pneumogramm in Abbildung 2-7 dargestellt.

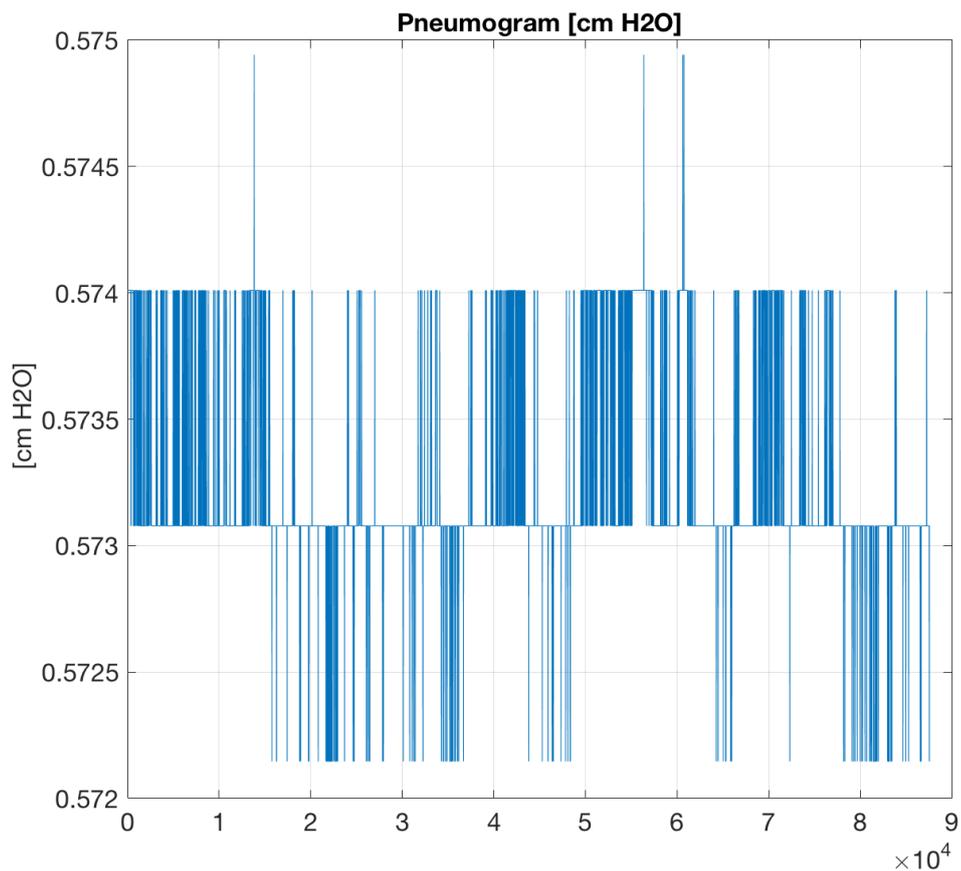


Abbildung 2-7: Beispieldatensatz - Pneumogramm als cmH2O über Zeit

Bestandteil der Messung ist auch eine gefilterte EKG-Zeitreihe. Als Filter liegt hier ein Tiefpass-Filter vor. Für den Algorithmus, der in dieser Arbeit entwickelt wird, sind jedoch die rohen, ungefilterten EKG-Zeitreihen ausreichend. Daher werden die gefilterten EKG-Zeitreihen im weiteren Verlauf der Arbeit nicht beachtet. Abbildung 2-8 zeigt eine gefilterte Zeitreihe.

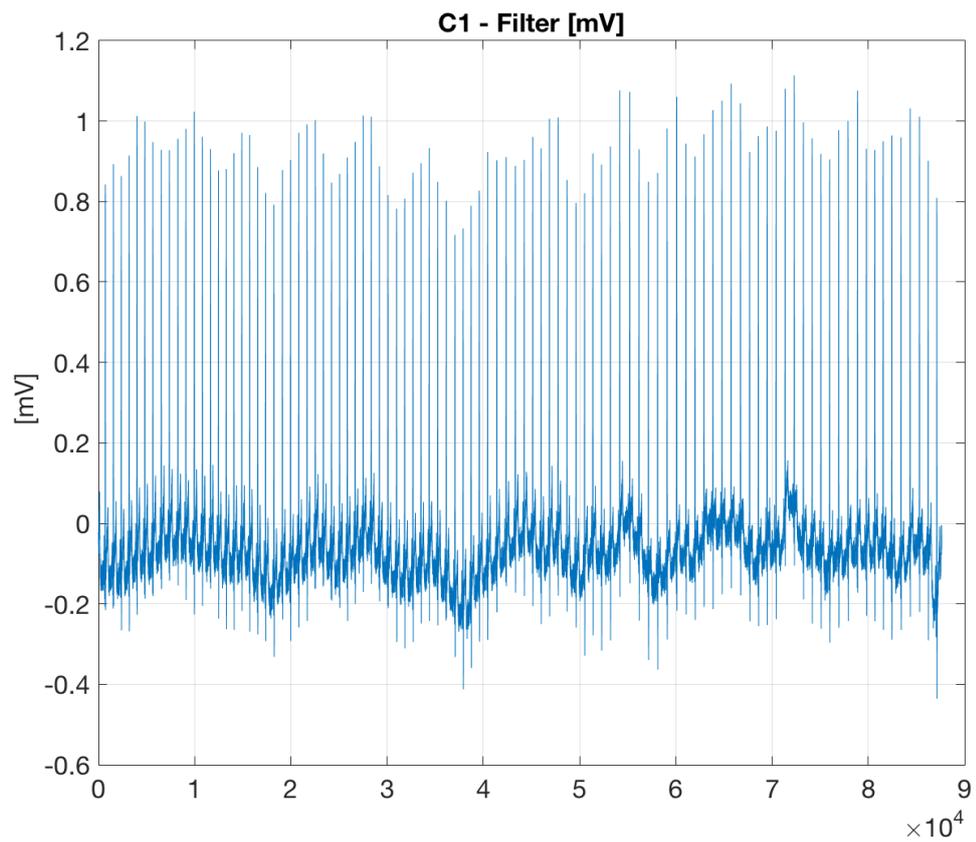


Abbildung 2-8: Beispieldatensatz - C1 - Filter als Spannung über Zeit

Abbildung 2-9 zeigt die R-R-Intervalle, welche ebenfalls Bestandteil der Messungen sind. Die R-R-Intervalle werden im Algorithmus, der in dieser Arbeit verwendet wird, nicht verwendet.

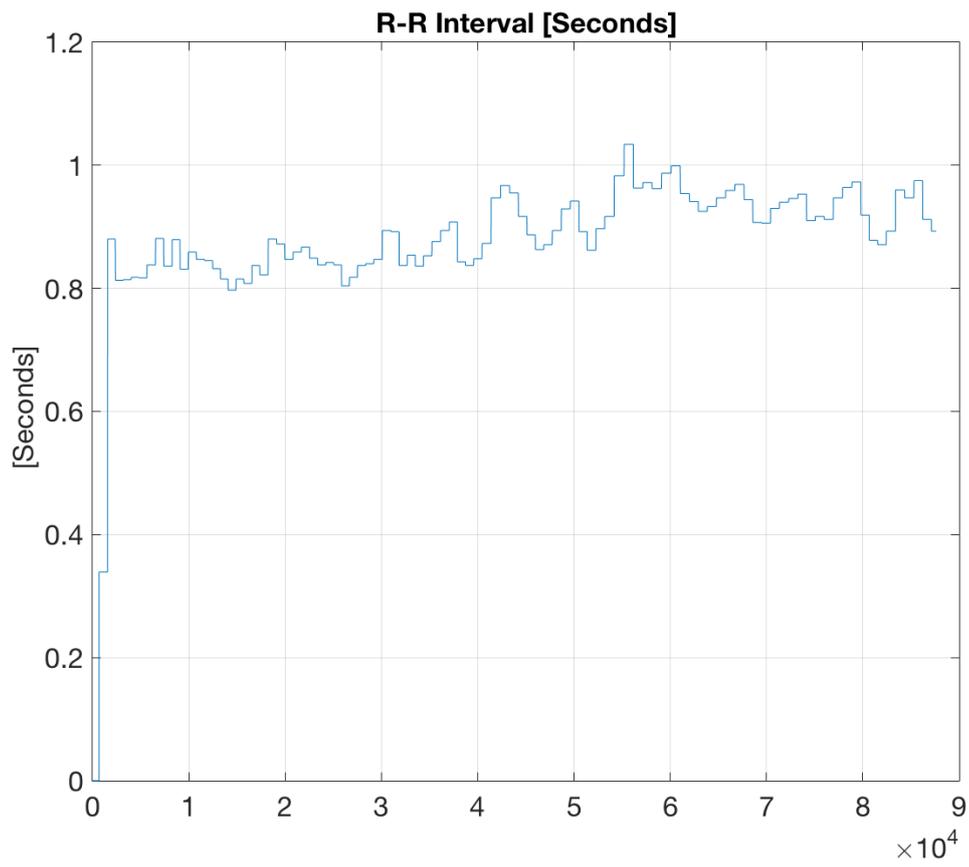


Abbildung 2-9: Beispieldatensatz - R-R Intervall in Sekunden über Zeit

Abbildung 2-10 zeigt einen weiteren Bestandteil der Messungen, nämlich die Atemfrequenz während der Messung. Es ist nicht bekannt, wie diese Messungen gewonnen wurden. Diese Aufzeichnungen dienen ausdrücklich nicht als Eingangsdaten für den Algorithmus, der in dieser Arbeit verwendet wird. Sie können jedoch als Anhalt und Informationsquelle für den Abgleich der Ergebnisse des Algorithmus dienen.

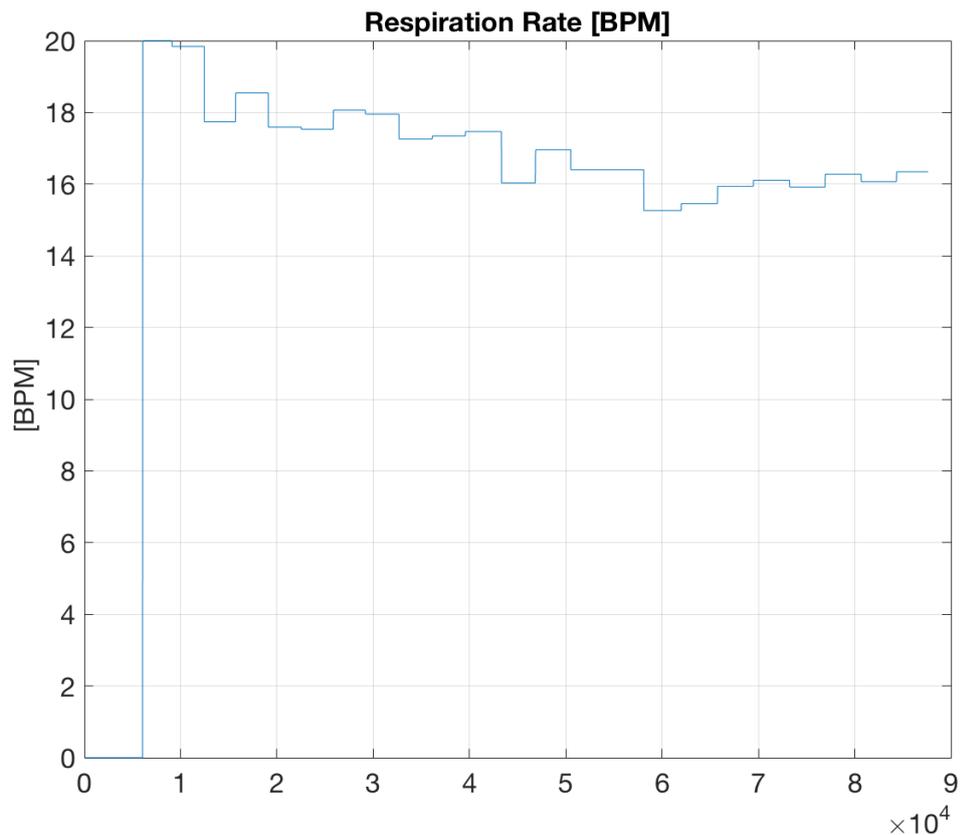


Abbildung 2-10: Beispieldatensatz - Respiration Rate in BPM über Zeit

Auf der Grundlage solcher Messreihen wird in dieser Arbeit ein EDR Algorithmus entwickelt. Verwendung finden jedoch ausschließlich die rohen, ungefilterten EKG-Zeitreihen. Die Grundlagen zur EDR sind der Gegenstand des folgenden Kapitels 2.2.

#### 2.1.4 Elektrische Herzachse

Die sogenannte elektrische Herzachse und ihr Einfluss auf das EKG ist ein wichtiger Aspekt, welcher bei EDR Verfahren für die Bestimmung der Atmung verwendet wird. Wegen dieser Bedeutung für EDR Verfahren wird sie an dieser Stelle gesondert behandelt. Die elektrische Herzachse beschreibt die Hauptausbreitungsrichtung der elektrischen Erregung in den Herzkammern. Die elektrische Herzachse ist eine vektorielle Größe, deren Richtung und Betrag vom insgesamt ausgeprägten Dipol des Herzens bestimmt werden. Da sich dieser Dipol im Zeitverlauf ändert, ist auch die elektrische Herzachse zeitlich veränderlich.

Abbildung 2-11 illustriert das Konzept der elektrischen Herzachse. In der Abbildung entspricht die elektrische Herzachse der Richtung des resultierenden Dipols, der sich während der Ausbreitung der Wellenfront ausprägt. Der resultierende Dipol ist in der Abbildung durch den breiten schwarzen Pfeil dargestellt.

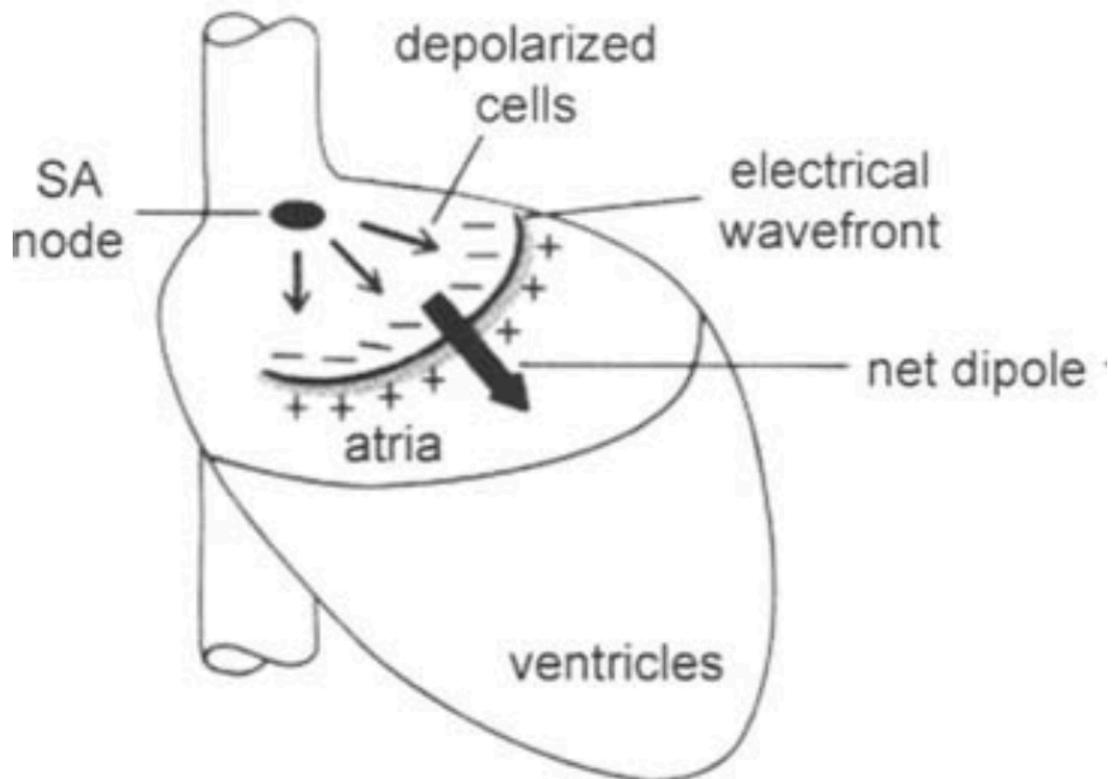


Abbildung 2-11: Resultierender Dipol am Herz durch die elektrische Wellenfront im Zuge der Depolarisation [13]

Der Ursprung dieses Vektors wird im Zentrum des Einthoven-Dreiecks verortet. Die Richtung des Dipols wird typischerweise in Grad angegeben. Die elektrische Herzachse verändert während jedes Herzzyklus ihre Richtung da verschiedene Teile des Herzens sich in unterschiedlichen Richtungen Depolarisieren beziehungsweise Repolarisieren (d.h. die Wellenfronten dieses Vorgangs verlaufen in anderen Richtungen).

## 2.2 EDR

Atemfrequenz und Vitalkapazität sind wichtige Kennzahlen für die Detektion und Behandlung von vielen Krankheiten wie Herzstörungen, Asthma, obstruktiven Atemwegserkrankungen und Schlafapnoe [14]. Die direkte Messung der Atmung durch Spirometrie oder andere Methoden ist problematisch, da sie die natürliche Atmung des Patienten stört. Dadurch wird durch die Messung der eigentliche Messgegenstand verzerrt. Die Atmung des Patienten beeinflusst jedoch andere Messverfahren wie beispielsweise das EKG, wie es in dieser Arbeit genutzt wird. Dadurch eröffnen sich Möglichkeiten für die indirekte Messung der Atmung durch die Analyse der Messergebnisse anderer, von der Atmung beeinflusster Messverfahren. Der Forschungsbereich EDR ist in den letzten Jahren bedeutsamer geworden. Dies lässt sich anhand der in Abbildung 2-12 dargestellten Anzahlen der jährlichen Publikationen feststellen, welche unter der Stichwortsuche für „ECG Derived Respiration“ auf PubMed ausgewiesen werden. Es ist klar erkennbar, dass die Anzahl der Publikationen in den letzten Jahrzehnten und insbesondere seit der Jahrtausendwende ansteigt.

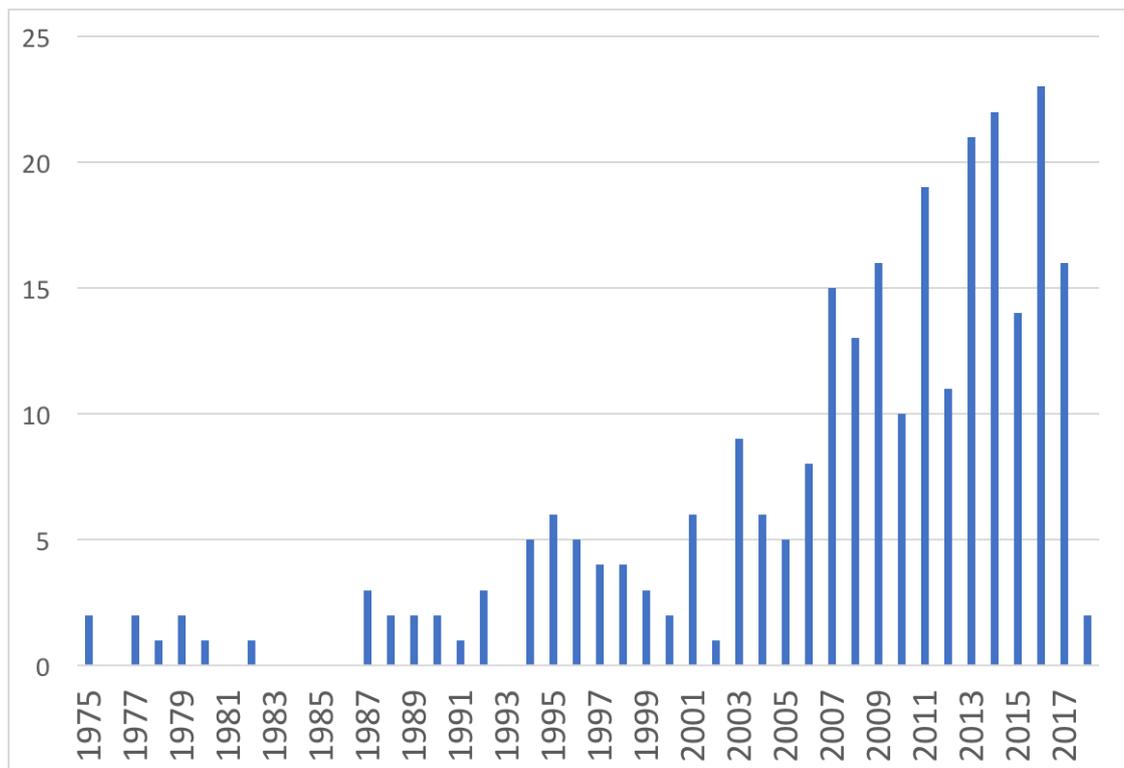


Abbildung 2-12: Ergebnisse für die Stichwortsuche "ECG Derived Respiration" bei PubMed

---

EDR bezeichnet Verfahren, welche EKG Elektroden nutzen, um auf die Atmung des Patienten rückzuschließen.

Es lassen sich zwei Gruppen von EDR Verfahren unterscheiden: Die erste Gruppe verwendet lediglich die EKG Elektroden, nicht das EKG Signal selbst. Die EKG Elektroden werden mit spezieller, EDR spezifischer Messhardware verbunden, wo die Signale der Elektroden speziell verarbeitet werden. Die zweite Gruppe von EDR Algorithmen verwendet direkt das EKG Signal selbst und verwendet statistische Analyseverfahren, um aus der EKG Zeitreihe auf die Atmung rückzuschließen zu können. Der Vorteil des zweiten Verfahrens besteht darin, dass keine dedizierte Messhardware für die Gewinnung der EDR-Werte erforderlich ist. [15]

In dieser Arbeit wird ein EDR Ansatz aus der zweiten Gruppe verwendet. Der Algorithmus verarbeitet die EKG Zeitreihen, die für diese Arbeit vorlagen und gibt als Ergebnis Daten über die Atmung des Patienten zurück. Die EDR Algorithmen, die in diesem Kapitel für den Stand der Forschung untersucht werden, liegen ebenfalls alle in dieser Klasse von EDR Verfahren, alle dargestellten Forschungsergebnisse verwenden EKG Signale für die Analyse.

### 2.2.1 Funktionsprinzip

Das EDR Verfahren basiert auf einem „Problem“ des EKG, nämlich der Schwierigkeit, möglichst exakte Messungen vorzunehmen, obwohl sich der Patient in Bewegung befindet:

*„It is important to note, as might be expected, that because the ECG is measured on the skin, any potential differences within the body can have an effect on the electrical field detected. This is why it is considered important for diagnostic purposes that, while recording an ECG from an individual, the individual should remain as still as possible. Movements require the use of skeletal muscles, which then contribute to the changes in voltages detected using electrodes on the surface of the body.“ [16]*

Auch die Atmung des Patienten verursacht Bewegungen des Körpers (beispielsweise Heben und Senken des Brustkorbs). Ferner gehen mit der Atmung auch muskuläre Aktivitäten einher, welche das elektrische Feld beeinflussen. Die Bewegungen des

---

Körpers der Versuchsperson, die durch die Atmung verursacht werden, sind die Grundlage für das Funktionsprinzip von EDR Verfahren. Durch diese Bewegungen wird das EKG beeinflusst. Dieser Einfluss erfolgt in einer Weise, die eine Bestimmung von Atemcharakteristika anhand des EKG Verlaufes erlauben. Im Zuge der Forschung zu dieser Thematik sind mehrere Phänomene identifiziert worden, durch welche die Atmung Einfluss auf das EKG nimmt. So führen Tiinanen et al. an:

*„The traditional approach is based on the interaction of the electrical axis of the heart and mechanical thorax movements, along with the respiration that manifests as heart compression, thorax impedance alterations and relative electrode position changes. In addition, the heart rate is varied by respiration.“ [1]*

Neben elektrischen Einflüssen nimmt die Atmung also auch Einfluss auf die Herzfrequenz des Patienten, so dass auch physiologische Einflüsse vorliegen.

### 2.2.2 Stand der Forschung

EDR Verfahren sind bereits seit längerer Zeit Gegenstand der Forschung. So wurde eine der ersten Arbeiten hierzu bereits 1974 von Wang und Calvert veröffentlicht [17].

Helfenbein et al. (2014) stellen in ihrer Arbeit drei Verfahren vor, welche auf der Verarbeitung der EKG-Daten basieren. Im Folgenden Kapitel werden die Methoden von Helfenbein et al. (2014) noch näher dargestellt.

---

### 3 Entwicklung und Validierung des Algorithmus

In diesem Kapitel wird die Entwicklung des Algorithmus dokumentiert. Begonnen wird mit der mathematischen Herleitung des Algorithmus, dann wird die Implementierung des Algorithmus in einer Programmierumgebung dokumentiert. Den Abschluss des Kapitels bildet die Validierung des Algorithmus anhand der für diese Arbeit vorhandenen Datensätze.

Als Vorlage für die Entwicklung des Algorithmus in dieser Arbeit dient die Arbeit von Helfenbein et al. (2014). In dieser Arbeit stellen die Autoren drei Methoden für die Extraktion von EDR aus EKG-Daten vor. An dieser Stelle werden alle drei Methoden kurz dargestellt, um einen Überblick zu verschaffen. Im folgenden Abschnitt wird die Methode 1 aus der Arbeit von Helfenbein et al. genauer erläutert, da genau diese Methode für die weitere Arbeit als Vorlage dient.

Methode 1 basiert auf der Veränderlichkeit der QRS-Amplituden, welche durch die Atmung beeinflusst werden. Die QRS-Amplituden werden durch die Atmung beeinflusst. Aus der EKG-Zeitreihe lassen sich die QRS-Amplituden bestimmen. Die QRS-Amplituden werden durch Splines interpoliert, so dass sich eine kontinuierliche Kurve ergibt. Aus dieser Kurve lassen sich die Atemvorgänge und damit die Atemfrequenz ermitteln.

Methode 2 verwendet die Veränderlichkeit der R-R-Intervalle, welche durch die Atmung beeinflusst werden. Durch die Atmung verändert sich die Länge der jeweiligen R-R-Intervalle, die EKG-Zeitreihe kann in eine Zeitreihe von R-R-Intervalllängen überführt werden. Diese R-R-Zeitreihe kann durch Splines interpoliert werden, so dass sich eine kontinuierliche Kurve ergibt. Aus dieser Kurve lassen sich die Atemvorgänge und damit die Atemfrequenz ermitteln.

Methode 3 basiert auf der muskulären Aktivität der Atmung, welche sich im EKG durch eine Erhöhung von hochfrequenten Anteilen im Spannungssignal bemerkbar macht. Durch Hochpass-Filterung des EKG-Signals lassen sich diese hochfrequenten Anteile verstärken. Weitere Signalverarbeitung führt letztendlich zu kontinuierlichen Atemkurven, aus welchen sich die Atemfrequenz ableiten lässt.

---

### 3.1 Herleitung

In diesem Kapitel wird der EDR Algorithmus formal hergeleitet. Hierfür werden die Erkenntnisse aus dem Theorieteil verwendet, insbesondere aus der Analyse des Standes der Forschung.

Der in dieser Arbeit verwendete Algorithmus basiert auf der Veränderung der QRS-Amplituden, die durch die Atemtätigkeit des Patienten während der Messung verursacht wird. Die QRS-Amplituden verändern sich dabei so, dass aus einem zeitlichen Verlauf der QRS-Amplituden parallel zur Messung auf die Atemtätigkeit rückgeschlossen werden kann.

Der Algorithmus lässt sich in mehrere, aufeinander aufbauende Schritte unterteilen. Zunächst werden die QRS-Amplituden ermittelt. Die QRS-Amplitude ergibt sich aus dem Spannungsunterschied zwischen R- und S-Zacke. Daher müssen zunächst die R- und S-Zacken in der Messung bestimmt werden. Die R- und S-Zacken werden paarweise bestimmt. Damit können die Amplituden einfach durch eine vektorielle Subtraktion bestimmt werden.

Die QRS-Amplituden sind hiernach als Punktmenge über der Zeit der Messung gegeben. Um eine „kontinuierliche“ Kurve zu erhalten, ist eine Interpolation dieser Punktmenge erforderlich. Für diese Interpolation werden kubische Splines verwendet.

Durch die Interpolation mit kubischen Splines ergibt sich eine kontinuierliche Kurve („kontinuierlich“ hinsichtlich der Definitionsmenge, d.h. jedem Zeitpunkt der Messung ist hiernach ein Wert auf der interpolierten Kurve zuzuordnen). Diese kontinuierliche Kurve kann nun für die Ableitung der Atmung und der Atemfrequenz (d.h. der EDR-Wert) verwendet werden. Hierzu kann beispielsweise eine Filterung durch einen Tiefpass-Filter erfolgen um danach durch Bestimmung der lokalen Maxima die Atemkurve abzuleiten.

Abbildung 3-1 stellt den stufenweisen Ablauf des Algorithmus in einer Übersichtsgrafik dar.

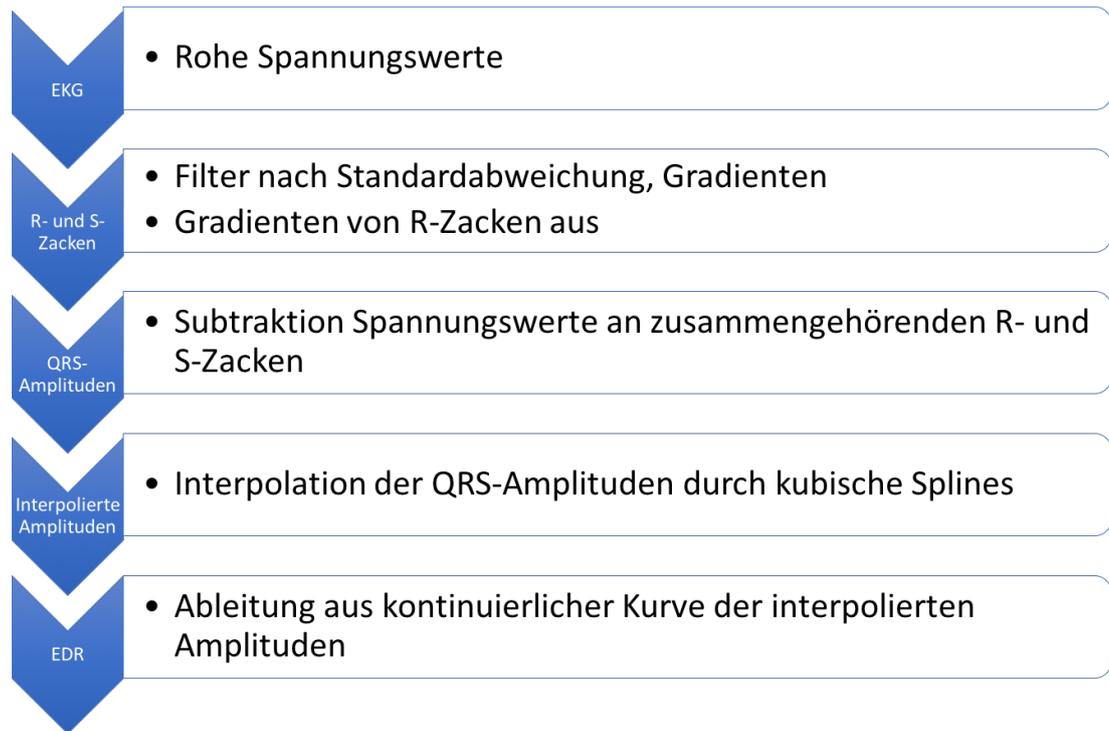


Abbildung 3-1: Stufenweiser Ablauf des Algorithmus

### 3.2 Implementierung

In diesem Unterkapitel wird dokumentiert, wie der hergeleitete mathematische Algorithmus für EDR in einer Programmierumgebung umgesetzt wird. Als Programmierumgebung wurde in dieser Arbeit Matlab gewählt, da es für die frühe Entwicklungsphase von Algorithmen einige begünstigende Eigenschaften aufweist. So ist es beispielsweise nicht erforderlich, in Matlab implementierte Programme für eine Zielarchitektur zu kompilieren, sondern die Programme werden von Matlab in einem Interpreter verarbeitet. Auch liefert Matlab umfangreiche Möglichkeiten für die Visualisierung von Ergebnissen oder von Zwischenschritten des Algorithmus. Auch das Debugging und das Profiling (d.h. die Untersuchung des Laufzeitverhaltens) von Programmcode sind mit Matlab einfach machbar.

Die erste Aufgabe bei der Entwicklung des Algorithmus ist die Konvertierung der EKG Daten. Diese lagen als .acq Format vor, welches von Matlab nicht nativ eingelesen werden kann. Für die Konvertierung der Daten konnten Third-Party-Bibliotheken verwendet werden. Die Konvertierung erfolgt durch ein Third-Party-Skript (load\_acq.m) das für Matlab als Ausführungsumgebung geschrieben wurde. Auf eine

persistente Konvertierung wurde verzichtet – die Konvertierung ist sehr schnell durch das Third-Party-Skript durchgeführt, so dass die Konvertierung bei jeder Analyse einer Messung eingangs aufgerufen werden kann. Dadurch kann als Ausgangsartefakt für die Analyse stets die originale, in .acq vorliegende Messung verwendet werden.

### 3.2.1 QRS-Amplitude

Der Algorithmus basiert auf der Variabilität der QRS-Amplitude, die durch die Atmung verursacht wird. Die QRS-Amplitude bezeichnet den maximalen Spannungsunterschied im Zuge des QRS-Komplexes, was sich auf die Spannungsdifferenz zwischen R-Punkt und S-Punkt vereinfachen lässt. Abbildung 3-2 zeigt die QRS-Amplitude anhand einer Messung, wie sie in dieser Arbeit verwendet wurde.

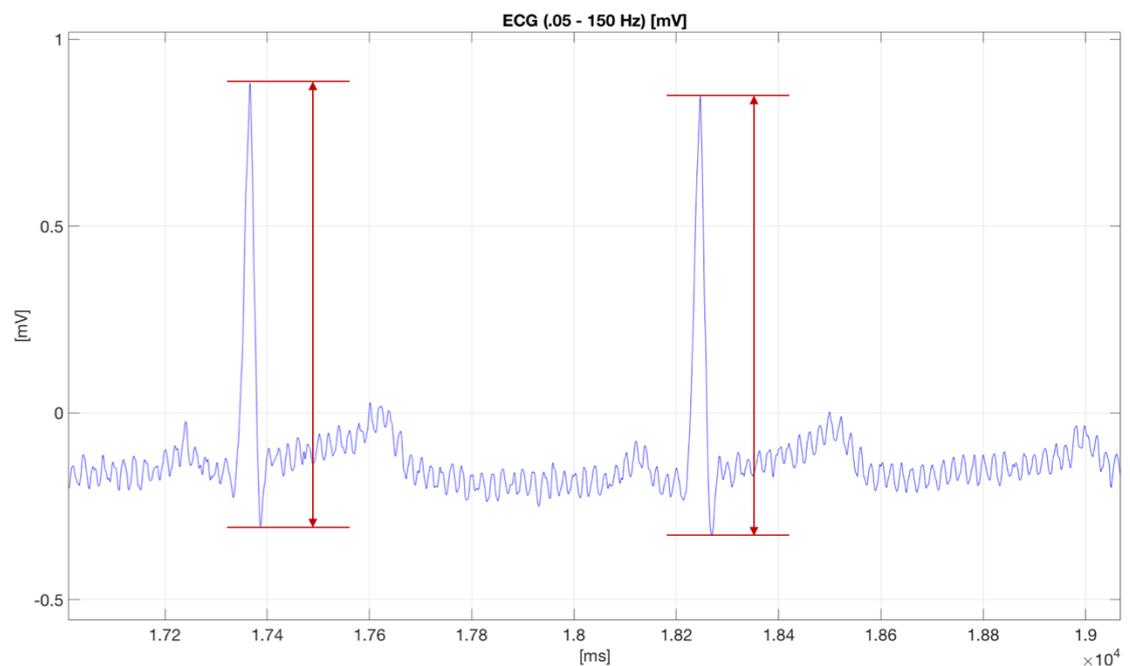


Abbildung 3-2: Zwei QRS-Amplituden (rot)

### 3.2.2 Detektion der R-Punkte

Der erste Schritt des Algorithmus besteht in der Detektion der QRS-Komplexe innerhalb der rohen EKG-Daten, welche als Spannungssignal über der Zeit vorliegen. In der Tat ist es für den Algorithmus lediglich erforderlich, die R- und S-Punkte zu detektieren, da nur diese beiden Punkte für die Berechnung der QRS-Amplitude wichtig sind. Der Hochpunkt dieser Amplitude wird durch den R-Punkt festgelegt, der Tiefpunkt durch den S-Punkt. Für die Detektion der R-Punkte kann darauf zurückgegriffen werden, dass diese einen Spannungswert aufweisen, der deutlich oberhalb des Mittelwertes liegt, so dass eine erste Filterung anhand des Abstands vom Mittelwert erfolgen kann. Abbildung 3-3 stellt dies dar. In blau ist das rohe Spannungssignal erkennbar, in rot die gefilterten Messpunkte der R-Flanken (Messpunkte in der unmittelbaren Umgebung der R-Punkte).

Ein Messpunkt wird durch den Filter gelassen, wenn er mehr als zwei Standardabweichungen vom Mittelwert der gesamten Messung entfernt ist. Mittelwert sowie Standardabweichung wurden dabei für die gesamte Messung berechnet.

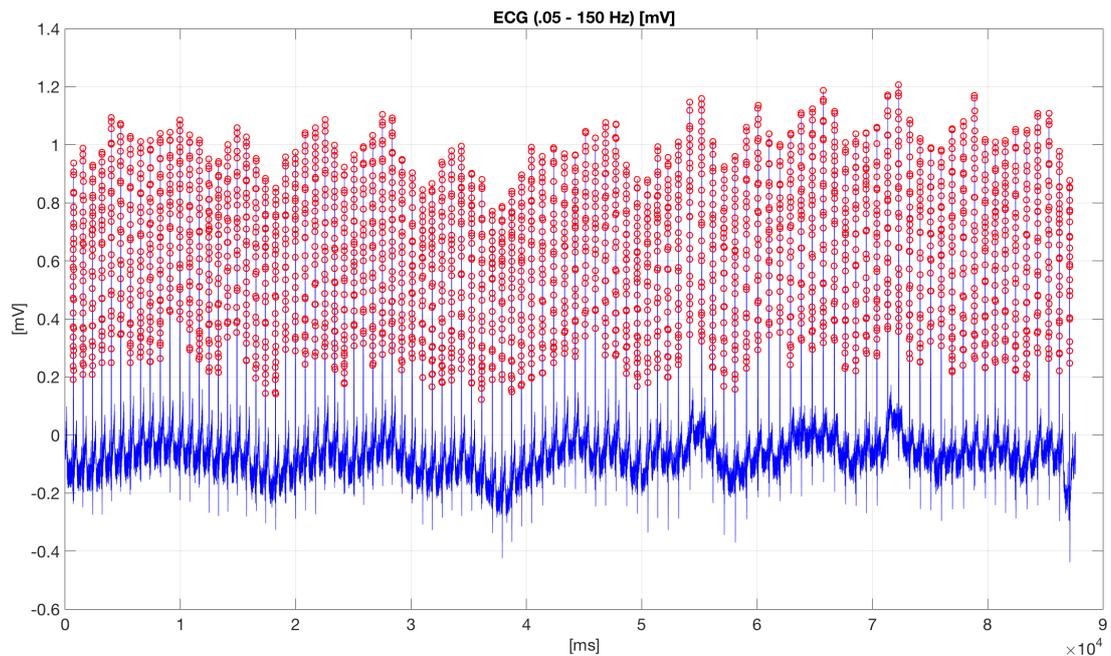


Abbildung 3-3: Filterung der R-Flanken

Bei vergleichsweise gleichem Niveau der Spannungswerte ist eine einfache Filterung über den gesamten Signalverlauf möglich. Es zeigt sich jedoch bei einigen Messun-

gen, dass die Annahme eines ausreichend gleichförmigen Grundniveaus der Spannung nicht immer gilt, wie in Abbildung 3-4 gesehen werden kann. In einem solchen Fall ist der Mittelwert über der gesamten Messung als Filterkriterium nicht ausreichend.

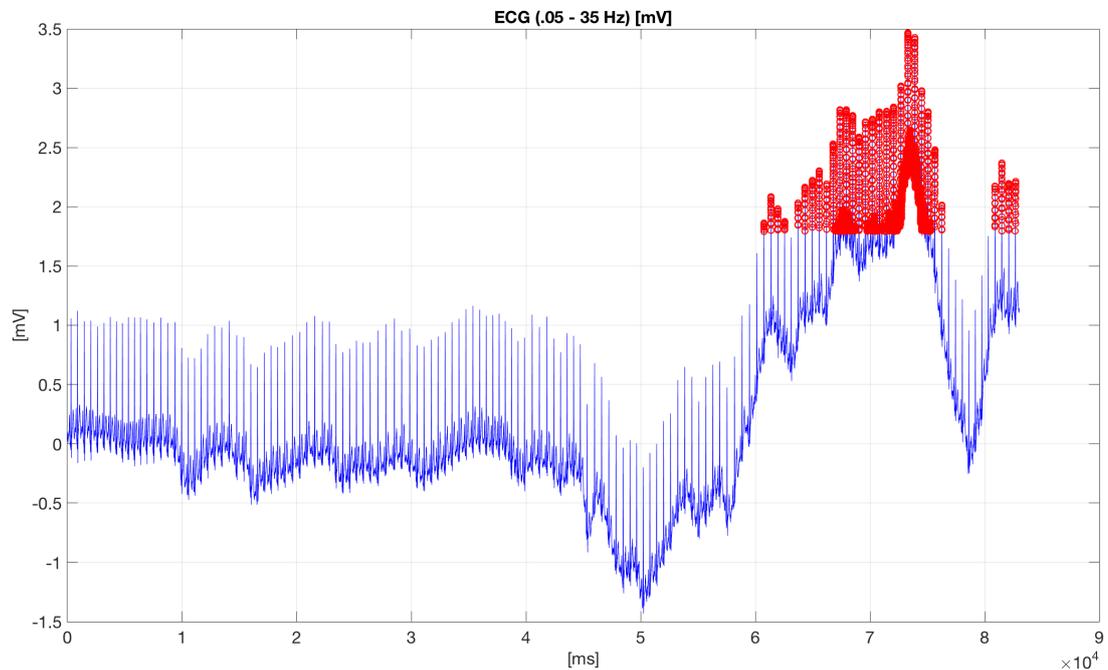


Abbildung 3-4: Hohe Varianz des Grundpegels der Spannung und Versagen des Filterns der R-Flanken

Um diesem Effekt zu begegnen, wird der Filter so angepasst, dass er jeweils Fenster von 1000 Messpunkten (entsprechend einer Sekunde der Messung bei einer Sampling Rate von 1 kHz) filtert. Dadurch sind Mittelwert und Standardabweichung der jeweiligen Datenmenge passend, um die R-Flanken robust zu erkennen. Abbildung 3-5 stellt die selbe Messung wie in Abbildung 3-4 dar, jedoch mit angepasstem Filter.

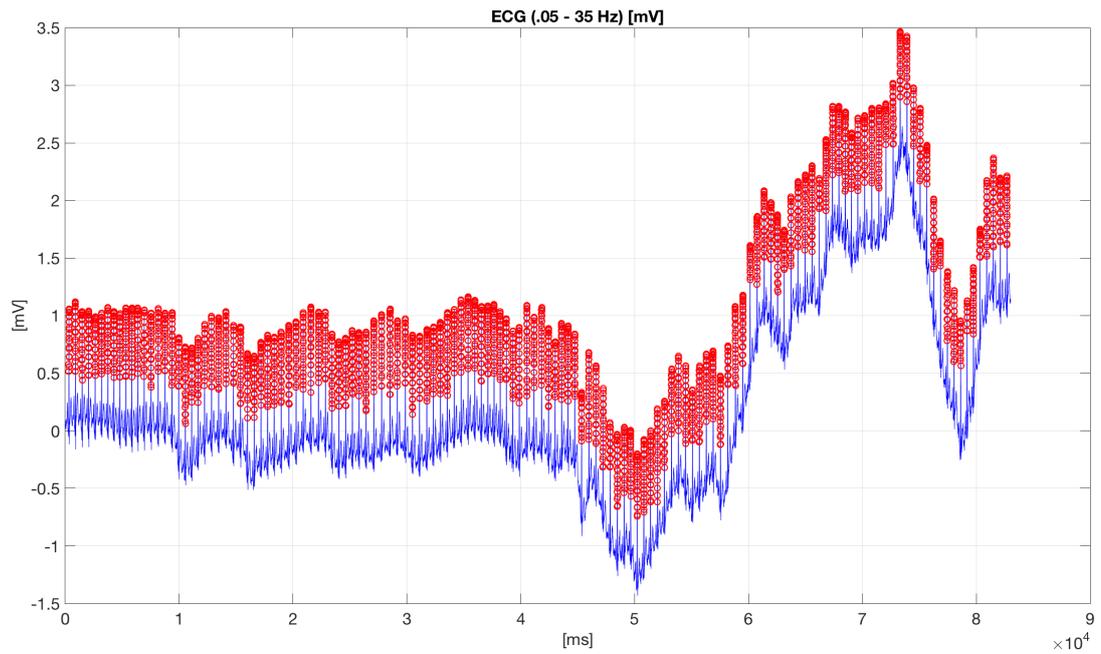


Abbildung 3-5: Hohe Varianz des Grundpegels, angepasster Filter zur R-Flanken Detektion

Es ergibt sich für jeden QRS-Komplex eine Gruppe von Messpunkten an der R-Flanke. Dies ist in Abbildung 3-6 vergrößert dargestellt.

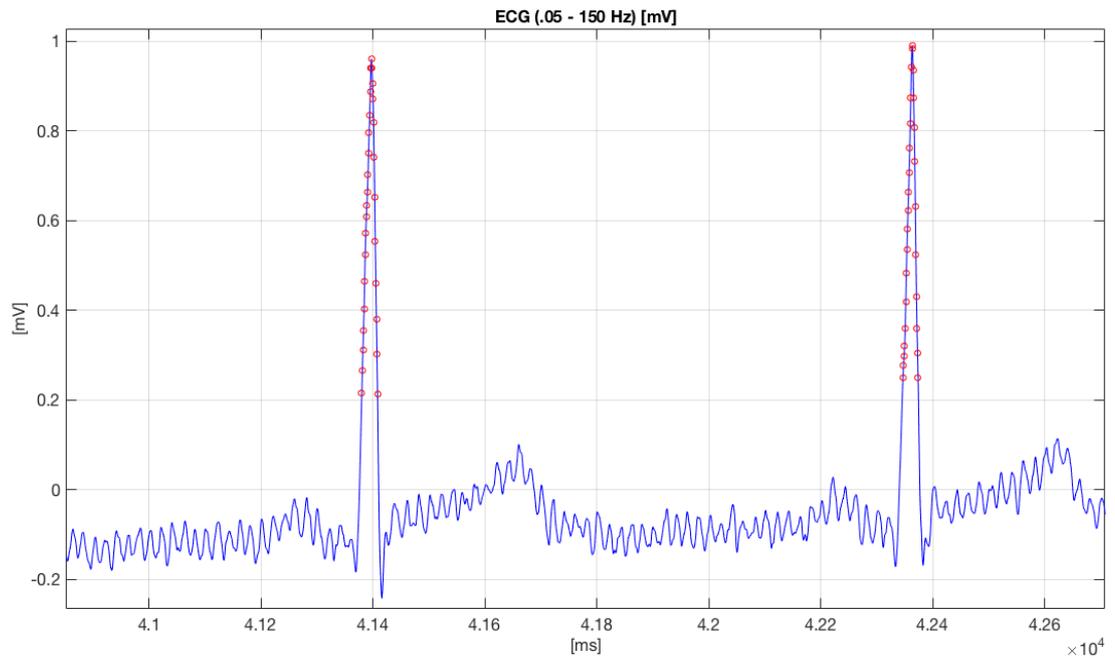


Abbildung 3-6: Messpunktgruppen an den R-Flanken

Da durch die Konstruktion des Filters (s.o.) sichergestellt ist, dass sich in den Gruppen ausschließlich je eine R-Flanke befindet, kann der exakte R-Punkt ermittelt werden, indem für jede Gruppe das Maximum gefunden wird. Abbildung 3-7 zeigt die so ermittelten R-Punkte zweier QRS-Komplexe (grün markiert).

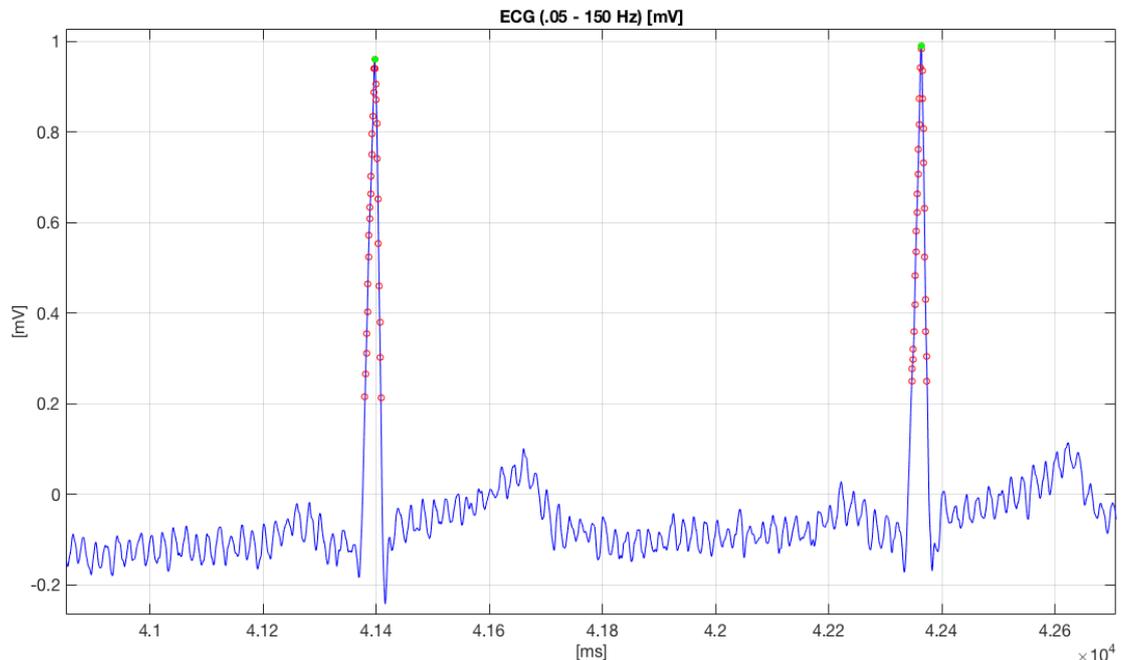


Abbildung 3-7: Gefundene R-Punkte an zwei QRS-Komplexen

### 3.2.3 Detektion der S-Punkte

Für die Detektion der S-Punkte werden die R-Punkte als Ausgangspunkt verwendet. Verwendet wird ein einfaches Verfahren, welches vom R-Punkt ausgehend sequentiell die folgenden Messpunkte durchgeht und überprüft, ob der neue Punkt eine höhere Spannung aufweist als der zuletzt überprüfte. Dadurch kann der genaue lokale Tiefpunkt festgestellt werden, welcher dem S-Punkt des jeweiligen QRS-Komplexes entspricht. Abbildung 3-8 zeigt am Beispiel zweier QRS-Komplexe die gefundenen S-Punkte (schwarz markiert).

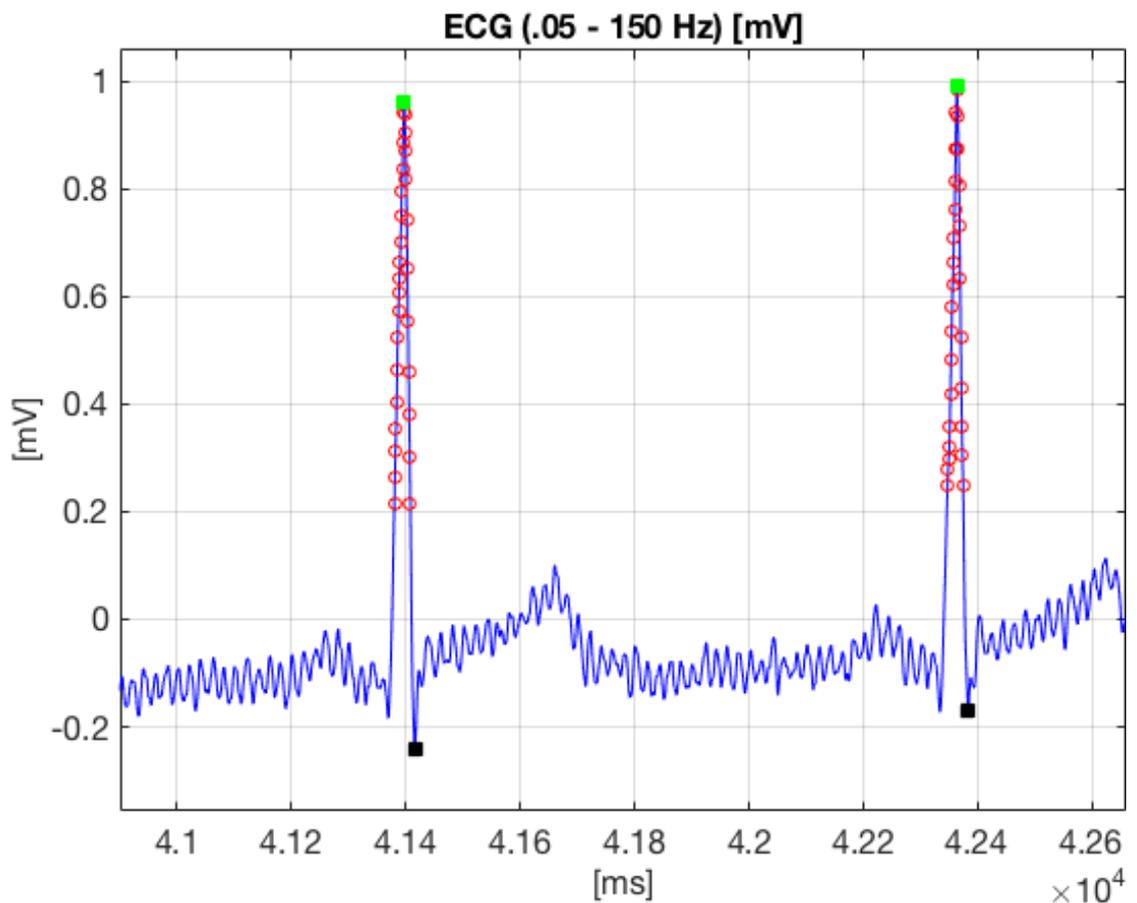


Abbildung 3-8: Detektierte S-Punkte an zwei QRS-Komplexen

### 3.2.4 Berechnung der QRS-Amplituden

Basierend auf der Anwendung des obig skizzierten Verfahrens auf eine gesamte Messung ergeben sich zwei Vektoren, welche die R-Punkte und S-Punkte enthalten. Die beiden Vektoren haben die gleiche Länge und sind als Menge von Paaren zusammengehöriger R- und S-Punkte eines QRS-Komplexes zu verstehen. Durch Vektorsubtraktion der beiden Vektoren ergibt sich ein Vektor von QRS-Amplituden. Die QRS-Amplituden lassen sich über der Zeit auftragen, wie in Abbildung 3-9 dargestellt.

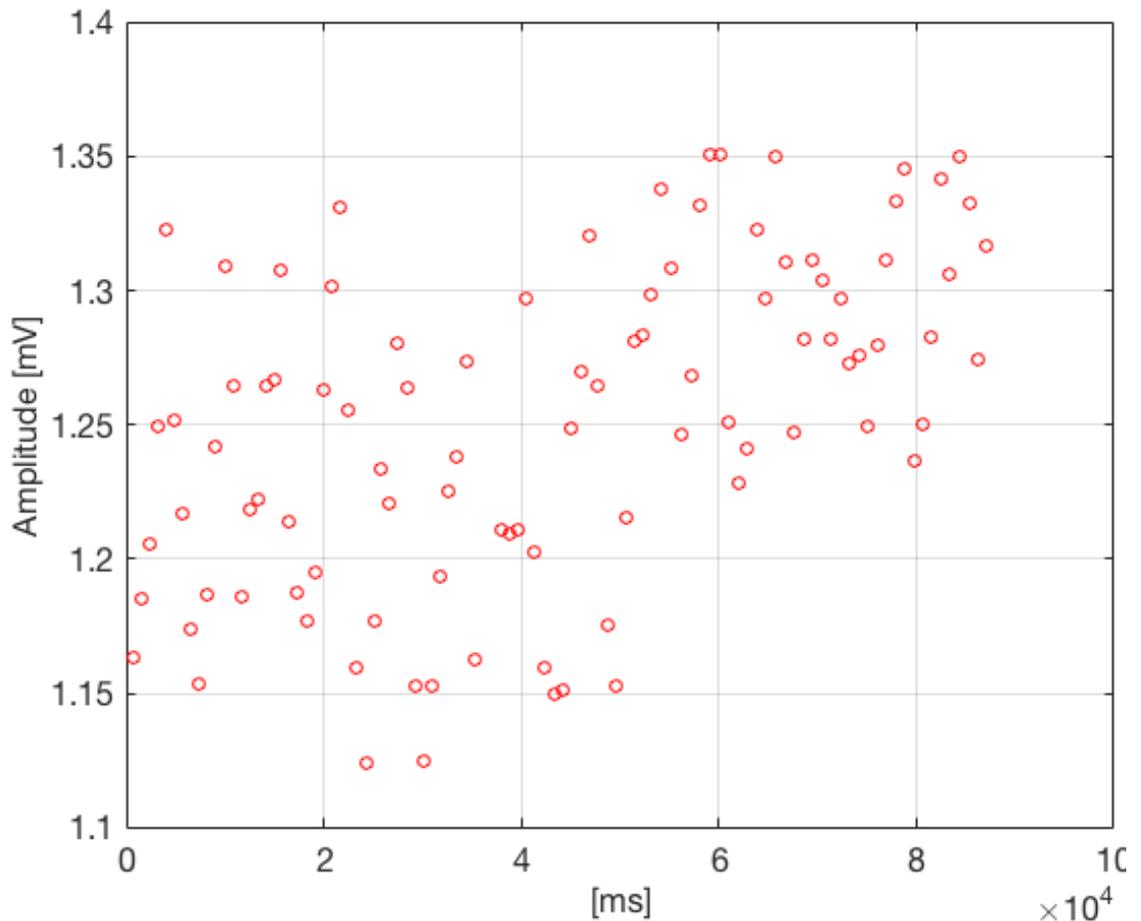


Abbildung 3-9: QRS-Amplituden über Zeit

### 3.2.5 Interpolation QRS-Amplituden

Die QRS-Amplituden werden nun durch einen kubischen Spline interpoliert. Bei diesem Verfahren ist sichergestellt, dass sich alle QRS-Amplituden auch im interpolierten Spline befinden. Abbildung 3-10 zeigt die interpolierten QRS-Amplituden für eine Messung. Es ist erkennbar, dass diese mitunter mit hohen Frequenzen schwingen (es handelt sich um eine Messung mit einer Atemfrequenz von zehn pro Minute). Diese hochfrequenten Anteile müssen für die weitere Verarbeitung herausgefiltert werden, was durch einen Tiefpass-Filter geschieht.

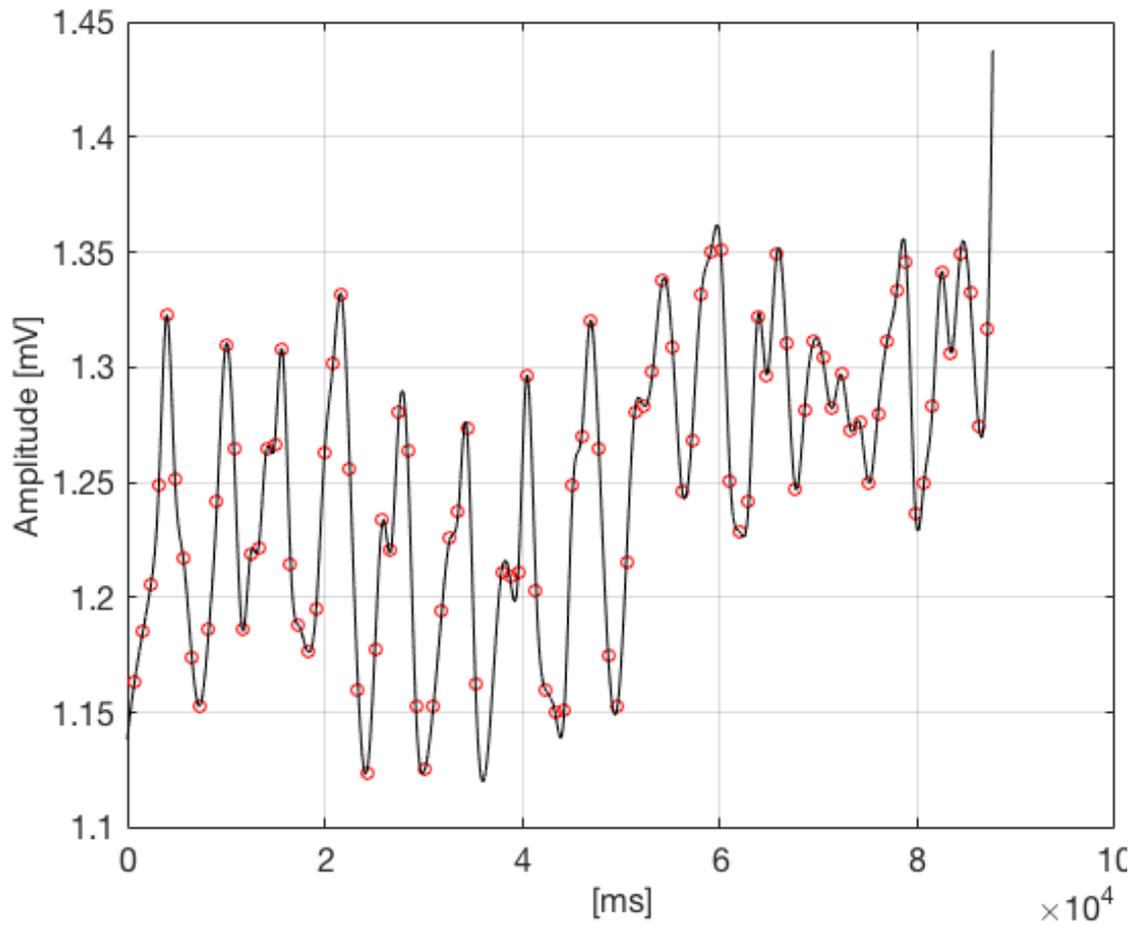


Abbildung 3-10: Interpolation der QRS-Amplituden durch kubischen Spline

Nach der Anwendung des Tiefpass-Filters ergibt sich der in Abbildung 3-11 dargestellte zeitliche Verlauf der QRS-Amplituden (in der Abbildung grün dargestellt).

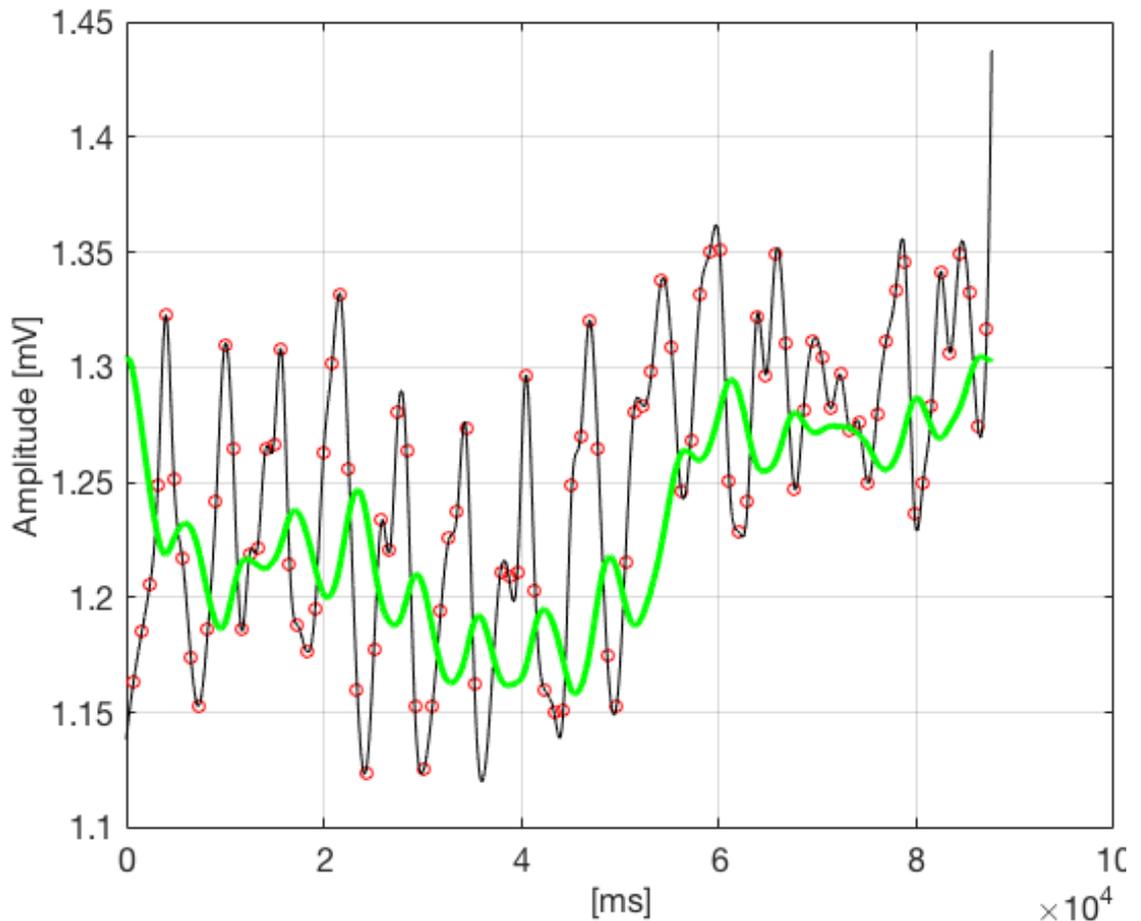


Abbildung 3-11: Tiefpass-gefilterter Verlauf der QRS-Amplituden

Aus diesem Verlauf kann nun, durch Zählung der lokalen Maxima im Verlauf, auf die Zahl der Atemzüge im Messbereich geschlossen werden. Wird diese Anzahl auf eine Minute normiert, erhält man den EDR-Wert. Die nicht gefilterten als auch die gefilterten interpolierten QRS-Amplituden können auch als kontinuierliches Signal für die Atmung aufgefasst werden. Die Interpretation gestaltet sich jedoch schwierig, da mehrere Frequenzen im Verlauf ausgeprägt sind, so dass oft die Unterscheidung schwerfällt, ob es sich um einen oder mehrere Atemvorgänge (d.h. lokale Maxima im Verlauf) handelt.

Zur Ermittlung der Anzahl der lokalen Maxima wurde eine Spektralanalyse verwendet. Für die Spektralanalyse wurde die schnelle Fourier-Transformation verwendet. Dabei wurde das Spline-Interpolierte QRS-Amplituden Signal verwendet; hierfür wurde der Spektralbereich ermittelt.

Für die FFT basierte Anwendung wurde ein Band von Frequenzen definiert, in welchem sich sinnvollerweise die Atemfrequenzen bewegen. In dieser Arbeit wurden als

sinnvolle Atemfrequenzen als Minimum fünf und als Maximum 25 Atemzüge pro Minute definiert. Alle Werte im Frequenzbereich, die jenseits dieser Grenzen liegen, werden ignoriert. Es ergibt sich ein Bild des Frequenzbereiches, wie es in Abbildung 3-12 dargestellt ist.

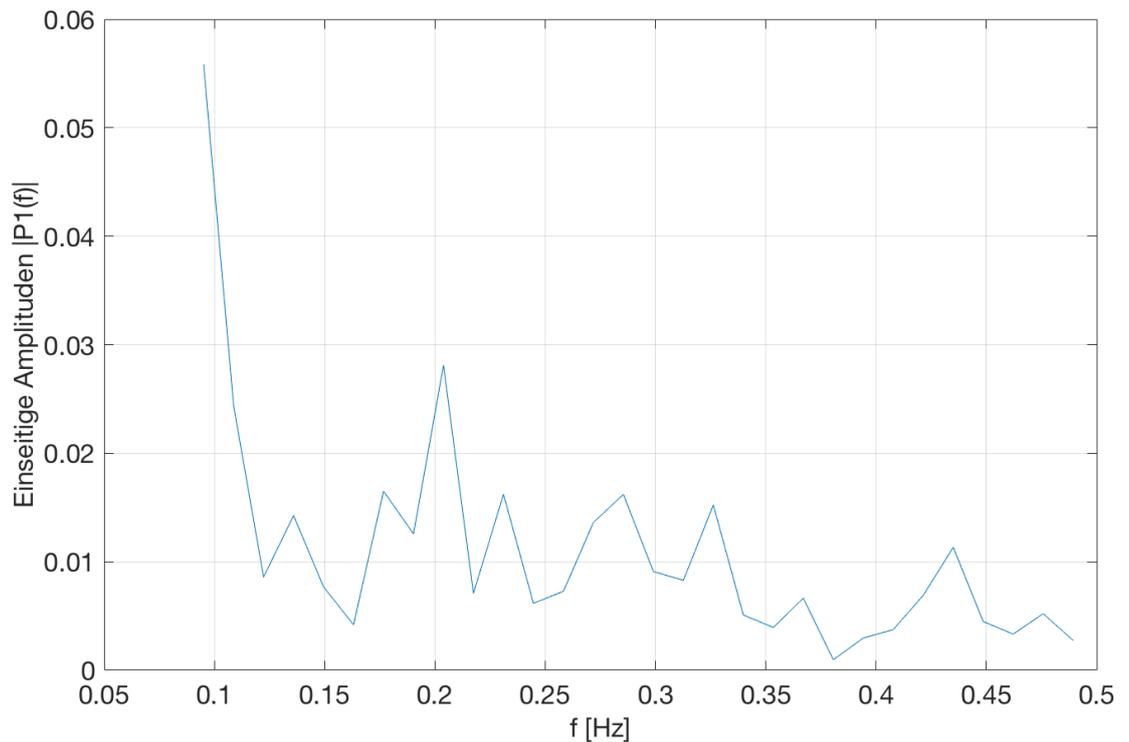


Abbildung 3-12: Einseitiges Amplitudenspektrum für QRS-Amplituden einer Messung mit EDR-Wert von 0,1

Aus dem Spektralbereich lässt sich ein Amplitudenmaximum ablesen, dieses ergibt den EDR-Wert. In der obigen Abbildung wurde eine Messung mit einem Soll-EDR-Wert von 0,1 verwendet (sechs Atemzüge pro Minute). Das Amplitudenmaximum liegt bei einer Frequenz von 0,095 Hz, was einen EDR-Wert von ebenfalls 0,095 entspricht.

---

### 3.3 Statistische Auswertung der physiologischen Messparameter

Für die statistische Auswertung wurde das Softwarepaket SPSS (Version 22) verwendet. Es wurden zwei getrennte Analysen durchgeführt. Zunächst wurde durch eine 4x5-faktorielle Varianzanalyse (ANOVA mit Messwiederholung) der Frage nachgegangen, ob die verschiedenen EKG-basierten Ansätze zur Bestimmung der Atemfrequenz unterschiedlich präzise sind und ob Unterschiede in der Präzision von der Atemfrequenz abhängig waren. Hierzu wurden die EKG-Datensätze herangezogen, bei denen elf gesunde Normalpersonen getaktet durch ein akustisches Signal jeweils für 90 Sekunden in getrennten Messblöcken 6, 8, 10, 12, 14 Atemzüge pro Minute machten. Zwei EKG-basierte Kennwerte bezogen sich auf die Peak-Frequenzen der RSA, die sowohl in Methode 1 (M1) durch Kubios-HRV mittels Fast Fourier Transformation (FFT) als auch in Methode 2 (M2) durch die Autoregression (AR) ermittelt wurden. Ferner wurden die Werte der EDR-Funktion aus Kubios-HRV (EDRk) und die aus der Anwendung des selbstentwickelten EDR-Algorithmus (EDRe) einbezogen. Es resultierten somit die Innersubjektfaktoren Atemfrequenz mit 5 Faktorstufen und EKG-Methode mit 4 Faktorstufen. In einer weiteren ANOVA wurde der Frage nachgegangen, ob die Atemtiefe einen Einfluss auf die Genauigkeit der Atemfrequenz durch die EKG-basierten Kennwerte aufweist und ob sich die verschiedenen Methoden dabei unterscheiden. Hierzu wurden die EKG-Datensätze herangezogen, bei denen die elf Versuchspersonen jeweils für 90 Sekunden in einem Rhythmus von 10 Atemzügen pro Minute mit einem Atemzugvolumen atmeten, das 10, 20 oder 30 % ihrer individuellen Tidalvolumen entsprach, die zuvor durch eine forcierte Spirometrie gemessen wurde. Haupt- und Interaktionseffekte mit einem F-Wert auf einem Wahrscheinlichkeitsniveau von  $p < 0,05$  wurden durch einen Student-t-Test für abhängige Stichproben auf signifikante Unterschiede weiter analysiert.

### 3.4 Ergebnisse der Varianzanalysen

Die Ergebnisse wurden mittels SPSS ausgewertet, bevor die Auswertung erfolgen konnte, mussten die Excel-Tabellen aus Abbildung 5-1, Abbildung 5-2 und Abbildung 5-5 zusammen gefasst werden. Zunächst wurden die kleinsten Differenzen zwischen den Soll- und Ist-Werten berechnet, wie Abbildung 5-3, Abbildung 5-4 und Abbildung 5-6 zeigen. Anschließend wurden die Mittelwerte zwischen den kleinsten Differenzen gebildet, siehe Abbildung 3-13 Mittelwerte der kleinsten Differenzen bei unterschiedlichen Atemfrequenzen Diese Werte dienten der Auswertung mit der Software SPSS.

VpNum	VpID	M1AF	M2AF	EDRkAF	EDReAF
1	DNie	0,0026	0,0022	0,0133	0,0027
2	HGun	0,0024	0,0026	0,0093	0,0048
3	Hpia	0,0027	0,0022	0,0267	0,0018
4	kleif	0,0019	0,0010	0,0235	0,0034
5	MG	0,0046	0,0048	0,0126	0,0050
6	SauB	0,0036	0,0029	0,0096	0,0208
7	Sli	0,0032	0,0024	0,0050	0,0053
8	Sta	0,0034	0,0028	0,0232	0,0056
9	StoRe	0,0022	0,0024	0,0103	0,0038
10	Tak	0,0151	0,0141	0,0323	0,0161
11	WKG	0,0013	0,0017	0,0306	0,0248

Abbildung 3-13 Mittelwerte der kleinsten Differenzen bei unterschiedlichen Atemfrequenzen

VpNum	VpID	M1TV	M2TV	EDRkTV	EDReTV
1	DNie	0,0026	0,0017	0,0031	0,0016
2	HGun	0,0039	0,0104	0,0040	0,0135
3	Hpia	0,0095	0,0087	0,0096	0,0080
4	kleif	0,0035	0,0069	0,0466	0,0283
5	MG	0,0039	0,0022	0,0013	0,0046
6	SauB	0,0048	0,0091	0,0051	0,0302
7	Sli	0,0022	0,0022	0,0084	0,0221
8	Sta	0,0078	0,0074	0,0159	0,0269
9	StoRe	0,0026	0,0022	0,0070	0,0039
10	Tak	0,0052	0,0035	0,0299	0,0090
11	WKG	0,0100	0,0065	0,0220	0,0072

Abbildung 3-14 Mittelwerte der kleinsten Differenzen bei unterschiedlichen Tidalvolumen

---

### 3.4.1 Einfluss auf Präzision bei unterschiedlichen Atemfrequenzen

Die Varianzanalyse zu den Messwiederholungsvariablen Atemfrequenz (5 Stufen) und EKG-Methode (4 Stufen) ergab jeweils signifikante Effekte für Atemfrequenz ( $F = 3,67$ ;  $p < 0,05$ ) und EKG-Methode ( $F = 3,67$ ;  $p < 0,001$ ). Zudem war die Interaktion beider Variablen signifikant ( $F = 4,523$ ;  $p < 0,01$ ). Paarvergleiche mit dem T-Test für verbundene Stichproben zeigten, dass sich die RSA-Abweichungswerte vom vorgegebenen Atemtakt aus FFT und AR gering, aber signifikant voneinander unterschieden ( $T = 2,30$ ;  $p = 0,04$ ). Für weitere T-Tests wurden die Werte aus beiden Analysemethoden gemittelt und mit den absoluten Abweichungswerten aus Kubios-EDR und eigener EDR-Analyse verglichen. Hier zeigte sich, dass die Kubios-EDR Werte signifikant stärker vom vorgegebenen Atemtakt abwichen als die Kubios-RSA Werte ( $T = 5,66$ ;  $p < 0,001$ ) und als die Werte des eigenen EDR-Algorithmus ( $T = 3,03$ ;  $p < 0,05$ ). Die Präzision der RSA Methode von Kubios-HRV war im Vergleich zu den Werten des eigenen EDR-Algorithmus nicht signifikant unterschiedlich ( $T = 2,03$ ;  $P = 0,07$ ). Die Ursache des signifikanten Wechselwirkungseffektes konnte durch Paarvergleiche der Mittelwerte ebenfalls aufgeklärt werden. Die Kubios-EDR-Methode war nur bei niedriger, nicht aber bei schneller (12 und 14/Minute) Atemfrequenz signifikant schlechter als die RSA-Methode (6 und 8/Minute:  $T = 4,85$ ;  $p < 0,01$ ; 12 und 14/Minute:  $T = 1,58$ ;  $p = 0,15$ ) und als die eigene EDR-Methode (6 und 8/Minute:  $T = 3,48$ ;  $p < 0,01$ ; 12 und 14/Minute:  $T = 1,38$ ;  $p = 0,20$ ). RSA-Abweichungswerte und EDR-Abweichungswerte aus dem eigenen Analyseprogramm unterschieden sich nicht in Abhängigkeit von langsamer versus schneller Atemfrequenz.

### 3.4.2 Einfluss der Präzision bei unterschiedlichen Atemzugvolumen

Die ANOVA zu den Messwiederholungsvariablen Methode (4 Faktorstufen) und Atemzugvolumen (3 Faktorstufen) ergab wiederum signifikante Unterschiede für Methode ( $F = 4,09$ ;  $p < 0,05$ ), nicht aber für Atemzugvolumen ( $F = 2,07$ ;  $p = 0,15$ ). Auch die Interaktion war nicht signifikant ( $F = 0,84$ ;  $p = 0,15$ ). Die Paarvergleiche für verbundene Stichproben mit dem T-Test zeigte, dass die RSA-Werte signifikant präziser waren als die EDR-Werte sowohl aus der Kubios-Analyse ( $T = 2,93$ ;  $p = 0,015$ ) als auch aus der eigenen EDR-Analyse ( $F = 3,34$ ;  $p < 0,01$ ). Die beiden EDR-Methoden unterschieden sich nicht signifikant voneinander ( $F = 0,07$ ;  $p = 0,95$ ).

---

### 3.5 Standardisierung: z-Score

Der z-Score ist ein Wert aus der Statistik, der angibt wie viele Standardabweichungen der Stichprobenwert vom Mittelwert entfernt liegt. Somit ist es mittels des z-Scores möglich eine „Glaubwürdigkeit“ für den Stichprobenwert zu ermitteln.

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

Die Formel für den z-Score:

Z = z-Score, X = Erwartungswert,  $\mu$  = Mittelwert,  $\sigma$  = Standardabweichung

Ergibt der z-Score einen Wert zwischen 1 und 2, so ist die „Glaubwürdigkeit“ nicht sehr hoch, da der Stichprobenwert nur 1 bis 2 Standardabweichungen vom Erwartungswert entfernt liegt. Ergibt der z-Score einen Wert zwischen 2 und 3, so ist die „Glaubwürdigkeit“ hoch, aber dennoch nicht ausreichend.

Durch einen Vergleich der EDR-Werte aus Abbildung 5-2 und Abbildung 5-5 mit den z-Score-Werten aus Abbildung 5-7 und Abbildung 5-8, lässt sich Folgendes über den z-Score aussagen. Es ist klar zu erkennen, dass der Algorithmus ab einem z-Score über 3,0 als „glaubwürdig“ einzustufen ist. Diese Erkenntnis beruht aber nicht auf einer Wechselseitigkeit. Wie sich zeigt, berechnet der Algorithmus ebenfalls präzise EDR-Werte bei z-Scores unter 3,0. Die Abweichung beträgt immer noch weniger als 10%.

---

## 4 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wurde ein EDR Algorithmus entwickelt und validiert. Hierzu stand eine Anzahl von EKG Rohdaten elf verschiedener Versuchspersonen, welche mit unterschiedlichen Atemfrequenzen und Atemzugvolumen während der EKG Messung atmeten, zur Verfügung.

Zusammenfassend zeigen die statistischen Auswertungen, dass die Bestimmung der Atemfrequenz aus dem EKG insgesamt genauer ist, wenn Kennwerte der RSA aus der Spektralanalyse der R-R-Intervalle herangezogen werden. Die atemsynchronen Amplitudenschwankungen des QRS-Komplexes als Grundlage der EDR-Methode war bei Anwendung des Kubios-Programms signifikant unpräziser, sofern die Probanden mit einer Frequenz unterhalb von 10/Minute atmeten. Der selbst entwickelte EDR-Algorithmus zeigte diese Schwäche nicht und war lediglich etwas, allerdings statistisch nicht signifikant schlechter als die RSA-Werte aus der HRV-Analyse. Wenn die Probanden mit konstanter Atemfrequenz bei 10/Minute atmeten, hatte eine Variation der Atemtiefe keinen Einfluss auf die Präzision bei allen Methoden beider Analyseprogramme. Lediglich war wiederum die RSA aus der HRV-Analyse genauer als die EDR-Kennwerte sowohl mit dem Kubios- als auch mit dem eigenen Algorithmus.

Im Zuge der Literaturrecherche ließ sich feststellen, dass das Thema EDR in den letzten Jahren an Bedeutung in der Forschung gewonnen hat. Auch das übergeordnete Thema der Herzratenvariabilität weist eine stetig steigende Anzahl von Publikationen pro Jahr auf, was die Relevanz dieser Technik hervorhebt.

Als Ausblick ist auch in den kommenden Jahren ein weiterer Bedeutungsgewinn des Themas der Herzratenvariabilität und des Themas EDR zu vermuten. Die zeitliche Entwicklung der pro Jahr erscheinenden Publikationen zu diesen beiden Themenkomplexen legt einen solchen Schluss nahe.

---

## Literaturverzeichnis

- [1] Tiinanen, S., Noponen K., Tulppo, M., Kiviniemi, A., Seppänen, T.: ECG-derived respiration methods: Adapted ICA and PCA, *Medical Engineering and Physics* 37 (2015) 512-517, 2015
- [2] Mendez, M. O., Corthout, J., Van Huffel, S., Matteucci, M., Penzel, T., Cerutti, S., Bianchi, A. M.: Automatic Screening of obstructive sleep apnea from the ECG based on empirical mode decomposition and wavelet analysis, *Physiological Measurement* 31 (2010) 273-289, 2010
- [3] Mendez, M. O., Bianchi, A. M., Matteucci, M., Cerutti, S., Penzel, T.: Sleep Apnea Screening by Autoregressive Models From a Single ECG Lead, *IEEE Transactions on biomedical engineering*, Vol. 56, No. 12, 2009
- [4] G. B. Moody and R. G. Mark, "Derivation of respiratory signals from multi-lead ECGs," *Computers in Cardiology*, vol. 12, pp. 113–116, 1985.
- [5] Angelone, A.; N.A. Coulter: Respiratory sinus arrhythmia: a frequency dependent phenomenon. *J. Appl. Physiol.* 19 (1964) 479-482.]

- 
- [6] Einbrodt: Über den Einfluss der Atembewegung auf Herzschlag und Blutdruck. In: Sber. Akad. Wiss. Wien – Math. Nat. Kl., 2. Abt., 40, 1860, S. 361–418 (zitiert z. B. in: Peter Aikele: Untersuchung zur Entwicklung der kardiorespiratorischen Interaktion gemeinsamer Rhythmen von Atmung und Herzaktion. (PDF)
- [7] Berntson, G. G., Thomas, B., Jr., Eckberg, D. L., Grossman, P., Kaufmann, P. G., Malik, M. et al. (1997). Heart rate variability: Origins methods, and interpretive caveats. *Psychophysiology*, 34, 623-648.
- [8] Dupre, A., Vincent, S., Iaizzo, P.A.: Basic ECG Theory, Recordings, and Interpretation. In: Iaizzo, P.A.: Handbook of Cardiac Anatomy, Physiology, and Devices. Humana Press, S. 191
- [9] Kligfield P, Gettes LS, Bailey JJ et al. Recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram. Part I: The electrocardiogram and its technology. *Circulation* 2007;115:1306-1324.
- [10] Dupre, A., Vincent, S., Iaizzo, P.A.: Basic ECG Theory, Recordings, and Interpretation. In: Iaizzo, P.A.: Handbook of Cardiac Anatomy, Physiology, and Devices. Humana Press, S. 197 modifiziert von D.E. Mohrman and L.J. Heller (eds.), *Cardiovascular Physiology*, 5th Ed., 2003.

- 
- [11] Dupre, A., Vincent, S., Iaizzo, P.A.: Basic ECG Theory, Recordings, and Interpretation. In: Iaizzo, P.A.: Handbook of Cardiac Anatomy, Physiology, and Devices. Humana Press, S.200
- [12] Dupre, A., Vincent, S., Iaizzo, P.A.: Basic ECG Theory, Recordings, and Interpretation. In: Iaizzo, P.A.: Handbook of Cardiac Anatomy, Physiology, and Devices. Humana Press, S. 192 modifiziert von D.E. Mohrman and L.J. Heller (eds.), Cardiovascular Physiology, 5th Ed., 2003.
- [13] Dupre, A., Vincent, S., Iaizzo, P.A.: Basic ECG Theory, Recordings, and Interpretation. In: Iaizzo, P.A.: Handbook of Cardiac Anatomy, Physiology, and Devices. Humana Press, S. 194 modifiziert von D.E. Mohrman and L.J. Heller (eds.), Cardiovascular Physiology, 5th Ed., 2003.
- [14] Al-Abed, M., Behbehani, K., Burk, J. R., Lucas, E. A., Manry, M.: Cross Correlation and Scatter Plots of the Heart Rate Variability and R-Peak Envelope as Features in the Detection of Obstructive Sleep Apnea, 30<sup>th</sup> Annual International IEEE EMBS Conference Vancouver, British Columbia, Canada, August 20-24, 2008
- [15] Helfenbein, E., Firoozabadi, R., Chien, S., Carlson, E. Babaeizadeh, S.: Development of three methods for extracting respiration from the surface ECG: A review, Journal of Electrocardiology 47 (2014) 819-825, 2014

- 
- [16] Dupre, A., Vincent, S., Iaizzo, P.A.: Basic ECG Theory, Recordings, and Interpretation. In: Iaizzo, P.A.: Handbook of Cardiac Anatomy, Physiology, and Devices. Humana Press, S. 191
- [17] Wang, R.C., Calvert, T.W.: A model to estimate respiration from vectorcardiogram measurements. Ann Biomed Eng 1974 2(1), S. 47-57

---

## 5 Anhang

### 5.1 Quellcodes

#### 5.1.1 EDR-Algorithmus

```
%% Diese Funktion ist auf Grundlagen der Methode 2, wie im Skript
% beschrieben, aufgebaut. Beinhaltet den Algorithmus zur Berech-
nung des EDR-Wertes und des z-Scores

% Faengt Fehler ab, loescht alle vorherigen Werte und Variablen
DBG = 1;

if DBG
    close all
    clear
    DBG = 1;

% Auswahl zw. DNie, HGun, Hpia, kleif, MG, SauB, Sli, Sta, StoRe,
Tak, WKG
% Erste Zahl steht fuer Tidalvolumen, zweite Zahl steht fuer Atem-
frequenz
% z.B MG30_10.acq, heisst, dass die Versuchsperson mit 30%-igem
Tidalvolumen
% und 10 Atemzuegen pro Minute geatmet hat
    filename = 'acqData/STa20_10.acq';
end

%% acq Dateien laden mit Third Party Skript: load_acq.m

acq = load_acq(filename);

% Definition des Soll-EDR-Wertes anhand vom Dateinamen
idx = strfind(filename, '_');
freq = str2num(filename(idx(end)+1:idx(end)+2));
targetEDR = freq;
if DBG
    fprintf(['\tSoll-EDR: ' num2str(freq/60) '\n']);
end

%% QRS Detektor

% In einem Datensatz liegen sechs Zeitreihen vor, in der ersten
befindet
% sich das rohe EKG-Signal
ecg = acq.data(:,1);

% Bei ungerader Laenge der Samples kommt ein Problem, hier wird
eine gerade
% Anzahl an Samples geschaffen
if mod(length(ecg),2) == 1
    ecg = ecg(1:end-1);
end

if DBG
    hold on
    subplot(2,1,1)
    plot(acq.data(:,1), 'b-');
```

---

```

hold on
titlestr = [acq.hdr.per_chan_data(1).comment_text ' ['
acq.hdr.per_chan_data(1).units_text ']]';
title(titlestr);
ylabel('[mV]');
xlabel('[ms]');
grid on
fig = gcf;
set(findall(fig, '-property','FontSize'),'FontSize',16)
end

%% QRS amplituden (peak-zu-peak)

% Zugriff auf RSDetector-Funktion um R und S zu detektieren
timeValues = 1:length(ecg);
[ RPeaks, SPeaks ] = RSDetector( ecg , DBG);

if DBG
hold on
subplot(2,1,1)
plot(timeValues(RPeaks), ecg(RPeaks), 'gx');
plot(timeValues(SPeaks), ecg(SPeaks), 'kx');
end

% Berechnung der QRS-Amplituden und Zeiten.
% QRS-Amplitude = Subtraktion des SPeaks von RPeaks
QRSamps = ecg(RPeaks) - ecg(SPeaks);
QRSTimes = round((RPeaks + SPeaks) ./2);

%% Entfernt 2 Standardabweichung vom gleitenden Mittelwert
standardDevThreshold = 2;

QRSampsFilt = QRSamps(QRSamps < (me-
an(QRSamps)+standardDevThreshold*std(QRSamps)));
QRSTimesFilt = QRSTimes(QRSamps < (me-
an(QRSamps)+standardDevThreshold*std(QRSamps)));

QRSampsFilt2 = QRSampsFilt(QRSampsFilt > (mean(QRSampsFilt)-
standardDevThreshold*std(QRSampsFilt)));
QRSTimesFilt2 = QRSTimesFilt(QRSampsFilt > (mean(QRSampsFilt)-
standardDevThreshold*std(QRSampsFilt)));

% Neue QRS-Aplituden und Zeiten
QRSamps = QRSampsFilt2;
QRSTimes = QRSTimesFilt2;

%% Kubische Spline Interpolation von uebrig gebliebenen QRS -
Amplituden ueber
% Zeit

% Zugriff auf spline-Funktion
pp = spline(QRSTimes, QRSamps, timeValues);

%% Zugriff auf spline_fft-Funktion um FFT auf die Spline-Funktion
% anzuwenden

[ f,p1, EDR ] = spline_fft( pp );

% Plot der einseitigen Amplitude; Maximum entspricht EDR-Wert
if DBG

```

---

```

subplot(2,1,2)
hold on
plot(f,p1,'b');
xlabel('f [Hz]');
ylabel('Einseitige Amplituden |P1(f)|');
grid on
fig = gcf;
set(findall(fig, '-property','FontSize'),'FontSize',16)
end

% Einheit Hz: Atemzuege / 60 sekunden
computedEDR = EDR;

if DBG
    fprintf(['\n\tEDR Wert: ' num2str(computedEDR) '\n']);
end

% Berechnung des z-Scores
if DBG
    p1Max = max(p1);
    p1Mean = mean(p1);
    p1Deviation = std(p1);
    zScore = (p1Max - p1Mean) / p1Deviation

    if p1Max > p1Mean + (3 * p1Deviation)
        fprintf(['\tZ-Wert: ' zScore '\n']);
    end
end
end

```

---

### 5.1.2 RS-Detektor

```
%Diese Funktion ermittelt alle relevanten Punkte des QRS-
Komplexes

function [ RPeaks, SPeaks ] = RSDetector(ecg, DBG)

% Bildung von Indexwerten fuer spaetere Zuordnung von Messpunkten
timeValues = 1:length(ecg);

% R-Punkte werden anhand der Abweichung vom gleitenden Mittelwert
ermittelt
standardDevThreshold = 2.8; % Schwellwert fuer die Detektion der
R-Punkte

% Initialisierung leeres Arrays fuer die detektierten R-Punkte
ecgAtR = [];
timeAtR = [];

% Fensterweise Analyse der Messung
for i=1:1000:length(ecg) % Fensterbreite 1000 Messpunkte, ent-
spricht 1 s
    % Extraktion des aktuellen Fensters aus der gesamten Messung
    ecg_ = ecg(i:min(i+1000,length(ecg)));
    timeValues_ = timeValues(i:min(i+1000,length(ecg)))';

    % Anwendung Filter, der nur die Werte hindurchlaesst, die mehr
als den
    % Schwellwert vom Mittelwert des aktuellen Fensters entfernt
sind (nur
    % in positiver Richtung!)
    ecgAtR = [ecgAtR
ecg_(ecg_>(mean(ecg_)+standardDevThreshold*std(ecg_)))'];
    timeAtR = [timeAtR timeValu-
es_(ecg_>(mean(ecg_)+standardDevThreshold*std(ecg_)))'];
end

if DBG
hold on
subplot(2,1,1)
plot(timeAtR, ecgAtR,'ro');
end

% Die R-Punkte liegen momentan als Gruppen von Punkten um den
% tatsaechlichen jeweiligen R-Punkt vor - fuer die Ermittlung der
einzelnen
% R-Punkte muessen die Gruppen ermittelt werden, um jede Gruppe
einzelnen
% weiter untersuchen zu koennen

% Eine Gruppe endet, wenn die Differenz zwischen zwei Datenpunkten
mehr als
% 1 ist, d.h. wenn der naechste Datenpunkt mehr als einen Zeitin-
dex
% entfernt ist
groupsEnd = timeAtR(diff(timeAtR)>1);

% Das Ende der letzten Gruppe entspricht dem letzten Datenpunkt
groupsEnd = [groupsEnd timeAtR(end)];
```

---

```

% Ermittlung Start der Gruppen erfolgt analog
groupsStart = timeAtR(logical([1, (diff(timeAtR)>1)]));

% Fuer die Ermittlung der QRS-Amplituden ist es lediglich erforder-
% lich, die
% R- und S-Punkte genau zu ermitteln

% R-Punkte sind sehr ueberlegen und koennen daher durch Anwendung
% der max()
% Funktion detektiert werden

% Initialisierung eines Arrays fuer die Speicherung der R-Punkte
RPeaks = [];

% Iteration ueber die zuvor detektierten Gruppen
for i = 1:length(groupsStart)

    % Bestimmung des Index-Intervalls der Gruppe (Indizes beziehen
    % sich auf
    % die Gesamtmessung!)
    interval = groupsStart(i):groupsEnd(i);

    % Anwendung der max() Funktion auf das Intervall
    % Es wird nicht der WERT der Spannung ermittelt, sondern der
    % INDEX des
    % Datenpunktes, an dem das Maximum vorliegt
    [a, index] = max(ecg(interval));

    % R-Punkt wird dem Array hinzugefuegt
    RPeaks = [RPeaks index+groupsStart(i)-1];
end

% S-Punkte sind die Minimum-Werte zwischen zwei R-Punkten
% Initialisierung eines Arrays fuer die Speicherung der S-Punkte
SPeaks = [];

% Iterieren ueber die zuvor detektierten R-Punkte
for i = 1:length(RPeaks)-1

    % Anwendung der min() Funktion auf das Intervall
    % Das Intervall ist hier das erste Achtel der Messwerte zwi-
    % schen zwei
    % R-Punkten (Faktor acht empirisch als sinnvoll ermittelt)
    % Es wird nicht der WERT der Spannung ermittelt, sondern der
    % INDEX des
    % Datenpunktes, an dem das Minimum vorliegt
    [val, idx] = min(ecg(RPeaks(i):RPeaks(i)+ceil((RPeaks(i+1)-
    RPeaks(i)) / 8 )));

    % S-Punkt wird dem Array hinzugefuegt
    SPeaks = [SPeaks RPeaks(i)+idx];
end

% Letzter Wert in den R-Punkten ist ein false positive und wird
% entfernt
RPeaks = RPeaks(1:end-1);

end

```

---

### 5.1.3 Spline\_fft

```
%% Diese Funktion wendet die FFT auf den Spline
function [ f,P1, freq ] = spline_fft( pp )

% Messfrequenz
Fs = 1000;

% Laenge der Messung (Anzahl der Datenpunkte)
L = length(pp);

% Anwendung FFT
Y = fft(pp);

% Bildung des einseitigen Spektrums
P2 = abs(Y/L);
P1 = P2(1:L/2+1);
P1(2:end-1) = 2*P1(2:end-1);

f = Fs*(0:(L/2))/L;

% Filterung der Ergebnisse nach sinnvollem Bereich fuer den EDR
Wert
% Atemzuege pro Minute: 5 - 15
% Ergibt 5/60 - 25/60,
% also 0.0833 - 0.25
minEDR = 5/60;
maxEDR = 25/60;

P1 = P1(f>minEDR);
f = f(f>minEDR);

P1 = P1(f<maxEDR);
f = f(f<maxEDR);

% Aus den uebrigen Frequenzen wird die dominante Frequenz ge-
waeht, die der
% Atemfrequenz pro Sekunde entspricht
[~, idx] = max(P1);

freq = f(idx);

end
```

## 5.2 Excel Tabellen

### 5.2.1 EDR-Werte bei unterschiedlichen Atemfrequenzen (6, 8, 10, 12, 14 Hz)

VpNum	VpID	M1AF1	M1AF2	M1AF3	M1AF4	M1AF5	M2AF1	M2AF2	M2AF3	M2AF4	M2AF5
1	DNie	0,098	0,133	0,164	0,195	0,230	0,102	0,133	0,168	0,195	0,230
2	HGun	0,102	0,137	0,168	0,199	0,238	0,102	0,133	0,164	0,203	0,238
3	Hpia	0,102	0,137	0,164	0,199	0,238	0,098	0,133	0,164	0,199	0,238
4	kleif	0,102	0,137	0,164	0,199	0,234	0,102	0,133	0,168	0,199	0,234
5	MG	0,102	0,137	0,164	0,188	0,230	0,102	0,133	0,164	0,184	0,230
6	SauB	0,102	0,133	0,160	0,199	0,242	0,105	0,133	0,164	0,199	0,238
7	Sli	0,098	0,137	0,164	0,195	0,230	0,102	0,133	0,164	0,195	0,230
8	Sta	0,102	0,137	0,160	0,199	0,238	0,094	0,133	0,168	0,199	0,238
9	StoRe	0,098	0,133	0,164	0,199	0,238	0,098	0,133	0,168	0,203	0,238
10	Tak	0,098	0,133	0,164	0,199	0,164	0,098	0,133	0,168	0,199	0,168
11	WKG	0,102	0,133	0,164	0,199	0,234	0,098	0,133	0,168	0,203	0,234

Abbildung 5-1 EDR-Werte bei unterschiedlichen Atemfrequenzen - Teil1/2

VpNum	VpID	EDRkAF1	EDRkAF2	EDRkAF3	EDRkAF4	EDRkAF5	EDReAF1	EDReAF2	EDReAF3	EDReAF4	EDReAF5
1	DNie	0,155	0,129	0,168	0,196	0,231	0,096	0,137	0,170	0,199	0,235
2	HGun	0,132	0,133	0,171	0,206	0,237	0,107	0,142	0,165	0,202	0,238
3	Hpia	0,198	0,136	0,160	0,216	0,223	0,098	0,131	0,167	0,204	0,232
4	kleif	0,107	0,130	0,163	0,196	0,134	0,103	0,131	0,169	0,204	0,238
5	MG	0,155	0,132	0,169	0,203	0,232	0,095	0,134	0,169	0,188	0,239
6	SauB	0,127	0,129	0,160	0,203	0,241	0,099	0,129	0,085	0,192	0,242
7	Sli	0,113	0,131	0,162	0,196	0,232	0,098	0,131	0,172	0,189	0,228
8	Sta	0,146	0,139	0,175	0,199	0,289	0,104	0,133	0,156	0,202	0,244
9	StoRe	0,117	0,128	0,182	0,202	0,246	0,098	0,136	0,171	0,200	0,242
10	Tak	0,184	0,141	0,193	0,203	0,193	0,103	0,126	0,170	0,197	0,170
11	WKG	0,176	0,154	0,159	0,230	0,252	0,208	0,137	0,163	0,195	0,230

Abbildung 5-2 EDR-Werte bei unterschiedlichen Atemfrequenzen - Teil2/2

VpNum	VpID	M1AF1	M1AF2	M1AF3	M1AF4	M1AF5	M2AF1	M2AF2	M2AF3	M2AF4	M2AF5
1	DNie	0,0023	0,0005	0,0026	0,0047	0,0029	0,0016	0,0005	0,0013	0,0047	0,0029
2	HGun	0,0016	0,0034	0,0013	0,0008	0,0049	0,0016	0,0005	0,0026	0,0031	0,0049
3	Hpia	0,0016	0,0034	0,0026	0,0008	0,0049	0,0023	0,0005	0,0026	0,0008	0,0049
4	kleif	0,0016	0,0034	0,0026	0,0008	0,0010	0,0016	0,0005	0,0013	0,0008	0,0010
5	MG	0,0016	0,0034	0,0026	0,0125	0,0029	0,0016	0,0005	0,0026	0,0164	0,0029
6	SauB	0,0016	0,0005	0,0065	0,0008	0,0089	0,0055	0,0005	0,0026	0,0008	0,0049
7	Sli	0,0023	0,0034	0,0026	0,0047	0,0029	0,0016	0,0005	0,0026	0,0047	0,0029
8	Sta	0,0016	0,0034	0,0065	0,0008	0,0049	0,0063	0,0005	0,0013	0,0008	0,0049
9	StoRe	0,0023	0,0005	0,0026	0,0008	0,0049	0,0023	0,0005	0,0013	0,0031	0,0049
10	Tak	0,0023	0,0005	0,0026	0,0008	0,0693	0,0023	0,0005	0,0013	0,0008	0,0654
11	WKG	0,0016	0,0005	0,0026	0,0008	0,0010	0,0023	0,0005	0,0013	0,0031	0,0010

Abbildung 5-3 Kleinste Differenzen zw. Soll- und Ist-Wert bei unterschiedlichen Atemfrequenzen - Teil 1/2

VpNum	VpID	EDRkAF1	EDRkAF2	EDRkAF3	EDRkAF4	EDRkAF5	EDReAF1	EDReAF2	EDReAF3	EDReAF4	EDReAF5
1	DNie	0,0987	0,1286	0,1638	0,1455	0,2291	0,0989	0,1290	0,1644	0,1959	0,2293
2	HGun	0,0974	0,1302	0,1617	0,1680	0,2332	0,0954	0,1272	0,1630	0,1930	0,2250
3	Hpia	0,0974	0,1326	0,1617	0,1017	0,2310	0,0938	0,1172	0,1562	0,1984	0,2310
4	kleif	0,0987	0,1326	0,1656	0,1929	0,2300	0,0966	0,1290	0,0673	0,1974	0,2305
5	MG	0,0974	0,1169	0,1638	0,1445	0,2317	0,0980	0,1308	0,1654	0,1951	0,2329
6	SauB	0,0974	0,1326	0,1617	0,1727	0,2291	0,0934	0,1305	0,1595	0,1985	0,2293
7	Sli	0,0974	0,1286	0,1638	0,1868	0,2305	0,0954	0,1298	0,1656	0,1981	0,2305
8	Sta	0,0987	0,1326	0,1617	0,1539	0,2275	0,0921	0,1325	0,1112	0,1955	0,2333
9	StoRe	0,0987	0,1302	0,1617	0,1832	0,2280	0,0844	0,1316	0,1545	0,1976	0,2302
10	Tak	0,0987	0,1326	0,1013	0,1160	0,2253	0,0741	0,1308	0,1259	0,1969	0,2259
11	WKG	0,0987	0,1302	0,1656	0,1243	0,2123	0,0926	0,1030	0,1479	0,0917	0,2301

Abbildung 5-4 Kleinste Differenzen zw. Soll- und Ist-Wert bei unterschiedlichen Atemfrequenzen - Teil 2/2

### 5.2.2 EDR-Werte bei unterschiedlichen Tidalvolumen (10, 20, 30%)

VpNum	VpID	M1TV1	M1TV2	M1TV3	M2TV1	M2TV2	M2TV3	EDRkTV1	EDRkTV2	EDRkTV3	EDReTV1	EDReTV2	EDReTV3
1	DNie	0,164	0,164	0,164	0,168	0,168	0,164	0,165	0,168	0,161	0,167	0,170	0,169
2	HGun	0,176	0,168	0,168	0,152	0,164	0,152	0,171	0,171	0,170	0,136	0,165	0,159
3	Hpia	0,191	0,164	0,168	0,188	0,164	0,164	0,176	0,160	0,180	0,184	0,167	0,160
4	kleif	0,168	0,164	0,160	0,184	0,168	0,164	0,173	0,163	0,297	0,133	0,169	0,118
5	MG	0,160	0,164	0,164	0,168	0,164	0,164	0,166	0,169	0,166	0,160	0,169	0,171
6	SauB	0,172	0,160	0,164	0,156	0,164	0,152	0,173	0,160	0,165	0,174	0,085	0,168
7	Sli	0,164	0,164	0,168	0,168	0,164	0,164	0,184	0,162	0,164	0,111	0,172	0,161
8	Sta	0,152	0,160	0,164	0,152	0,168	0,160	0,196	0,175	0,177	0,104	0,156	0,160
9	StoRe	0,164	0,164	0,164	0,164	0,168	0,164	0,165	0,182	0,163	0,161	0,171	0,165
10	Tak	0,156	0,164	0,164	0,160	0,168	0,164	0,227	0,193	0,171	0,145	0,170	0,165
11	WKG	0,191	0,164	0,164	0,184	0,168	0,168	0,197	0,159	0,195	0,152	0,163	0,164

Abbildung 5-5 EDR-Werte bei unterschiedlichen Tidalvolumen

VpNum	VpID	M1TV1	M1TV2	M1TV3	M2TV1	M2TV2	M2TV3	EDRkTV1	EDRkTV2	EDRkTV3	EDReTV1	EDReTV2	EDReTV3
1	DNie	0,0026	0,0026	0,0026	0,0013	0,0013	0,0026	0,0021	0,0011	0,0060	0,0000	0,0028	0,0019
2	HGun	0,0091	0,0013	0,0013	0,0143	0,0026	0,0143	0,0044	0,0046	0,0029	0,0307	0,0020	0,0078
3	Hpia	0,0247	0,0026	0,0013	0,0208	0,0026	0,0026	0,0095	0,0062	0,0132	0,0176	0,0001	0,0064
4	kleif	0,0013	0,0026	0,0065	0,0169	0,0013	0,0026	0,0066	0,0034	0,1300	0,0336	0,0024	0,0488
5	MG	0,0065	0,0026	0,0026	0,0013	0,0026	0,0026	0,0009	0,0020	0,0010	0,0069	0,0023	0,0047
6	SauB	0,0052	0,0065	0,0026	0,0104	0,0026	0,0143	0,0067	0,0066	0,0021	0,0074	0,0819	0,0014
7	Sli	0,0026	0,0026	0,0013	0,0013	0,0026	0,0026	0,0177	0,0046	0,0028	0,0557	0,0052	0,0055
8	Sta	0,0143	0,0065	0,0026	0,0143	0,0013	0,0065	0,0295	0,0079	0,0104	0,0631	0,0105	0,0070
9	StoRe	0,0026	0,0026	0,0026	0,0026	0,0013	0,0026	0,0014	0,0156	0,0040	0,0056	0,0045	0,0015
10	Tak	0,0104	0,0026	0,0026	0,0065	0,0013	0,0026	0,0598	0,0259	0,0040	0,0221	0,0036	0,0012
11	WKG	0,0247	0,0026	0,0026	0,0169	0,0013	0,0013	0,0303	0,0074	0,0284	0,0151	0,0037	0,0027

Abbildung 5-6 Kleinste Differenzen zw. Soll- und Ist-Wert bei unterschiedlichen Tidalvolumen

### 5.2.3 Z-Scores für alle eigenen EDR-Werte, EDRe

VpNum	VpID	zScoreAF1	zScoreAF2	zScoreAF3	zScoreAF4	zScoreAF4
1	DNie	4,38	4,94	4,22	3,62	4,18
2	HGun	2,55	4,24	3,79	3,96	4,51
3	Hpia	4,62	4,16	4,28	4,25	3,18
4	kleif	5,07	3,65	4,52	3,62	2,45
5	MG	3,80	4,41	4,34	3,36	3,34
6	SauB	4,07	3,91	1,94	2,77	4,47
7	Sli	5,16	4,34	3,87	3,49	4,60
8	Sta	2,90	3,37	3,78	4,24	3,04
9	StoRe	4,53	4,51	3,17	3,24	2,85
10	Tak	3,62	3,59	2,99	4,62	2,99
11	WKG	1,99	3,62	3,32	3,04	1,92

Abbildung 5-7 Z-Score für EDRe-Werte bei unterschiedlichen Atemfrequenzen

VpNum	VpID	zScoreTV1	zScoreTV2	zScoreTV3
1	DNie	4,43	4,22	4,51
2	HGun	2,29	3,79	3,60
3	Hpia	3,12	4,28	2,69
4	kleif	1,92	4,52	3,74
5	MG	4,42	4,34	3,26
6	SauB	3,63	1,94	4,28
7	Sli	1,69	3,87	4,03
8	Sta	1,96	3,78	3,21
9	StoRe	4,15	3,17	4,15
10	Tak	3,34	2,99	4,01
11	WKG	1,23	3,32	3,84

Abbildung 5-8 Z-Score für EDRe-Werte bei unterschiedlichen Tidalvolumen