



Wolfgang Sailer, BSc

Dreidimensionale Ballistokardiografiesensorik für Anwendungen im Bereich des Schlafmonitorings.

MASTERARBEIT

zur Erlangung des akademischen Grades

Diplom-Ingenieur

Masterstudium Telematik

eingereicht an der

Technischen Universität Graz

Betreuer

Dipl.-Ing. Christoph Aigner, BSc

Institut für Medizintechnik
Stremayrgasse 16/III, 8010 Graz

Begutachter: Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr.techn. Rudolf Stollberger

EIDESSTATTLICHE ERKLÄRUNG

Ich erkläre an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen/Hilfsmittel nicht benutzt, und die den benutzten Quellen wörtlich und inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe. Das in TUGRAZonline hochgeladene Textdokument ist mit der vorliegenden Masterarbeit identisch.

Datum

Unterschrift

Zusammenfassung

Im Rahmen dieser Masterarbeit wurde ein Messsystem auf Basis der Ballistokardiografie zur körperkontaktlosen Messung von Herzschlägen und der Atmung einer sich in einem handelsüblichen Bett befindlichen Person entwickelt. Die Sensorik wurde für permanente Anwendungen in häuslichen Umgebungen konzipiert und wird unter dem Bettpfosten platziert. Zur Verbesserung der Robustheit des Systems wurde eine räumlich dreidimensionale Messung der durch den Herzschlag verursachten Kräfte realisiert sowie eine Methode zur Störungsunterdrückung (beispielsweise von Straßenbahnen oder Schritten) implementiert. In einer Versuchsreihe mit 4 Probanden in 4 unterschiedlichen Betten konnten 96,47 % von insgesamt 7713 Herzschlagintervallen mit einem absoluten Fehler < 30 ms und einem mittleren absoluten Fehler von 8,25 ms (1,01 %) detektiert werden.

In der Schlafmedizin könnte das System zur Erkennung von Insomnien und der Therapieüberwachung eingesetzt werden.

Schlüsselwörter:

Ballistokardiografie, Herzratenvariabilität, Schlafmonitoring, Dehnungsmessstreifen

Abstract

In this master's thesis an unobtrusive measuring system based on ballistocardiography for estimating heartbeat as well as respiratory rhythms was developed. The sensor was designed for persistent usages in home applications and can be placed under a bedpost of a commercially available bed. For robustness improvement a three dimensional measurement of forces was realised. Additionally, a noise reduction method for suppressing disturbances (for example caused by a tramway or footsteps) was implemented. The system was validated with recordings of 4 subjects lying in 4 different beds, whereby 96,47 % of an overall amount of 7713 heartbeat-intervals with an absolute error < 30 ms and a mean absolute error of 8,25 ms (1,01 %) were detected.

Within the scope of sleep-monitoring, possible applications of this system could be found in the recognition of sleep disorders as well as in the therapy monitoring.

Keywords:

ballistocardiography, heart rate variability, sleep monitoring, strain gauges

Inhaltsverzeichnis

Symbole und Abkürzungen.....	VI
1 Einführung.....	1
2 Grundlagen.....	3
2.1 Einleitung.....	3
2.2 Ballistokardiografie	3
2.2.1 Herz-Kreislauf-System.....	3
2.2.2 Nomenklatur	5
2.2.3 Morphologie.....	8
2.2.4 Abgrenzung zur Seismokardiografie.....	9
2.2.5 Quantifizierung der Genesung von Postinfarktpatienten.....	10
2.2.6 Physiologische Zusammenhänge.....	10
2.2.7 Intravariabilität	11
2.2.8 Relative Blutdruckmessung	11
2.2.9 Vorhofflimmern	12
2.2.10 Tuning von Herzschrittmachern	13
2.2.11 Diskussion	13
2.3 HRV.....	14
2.3.1 Das vegetative Nervensystem	14
2.3.2 Interpretation von HRV-Analysen	15
2.3.3 Herzkrankheiten.....	16
2.3.4 Diskussion	16
2.4 Schlafstadien-Klassifikation.....	17
2.4.1 Scoring und Nomenklatur	17
2.4.2 Erkennung von Schlafzuständen	18
2.4.3 Erkennung von REM-Schlaf.....	19
2.4.4 Erkennung von langsamwelligem Schlaf	19
2.4.5 Hypnogramm-Schätzung	20
2.4.6 Diskussion	21
2.5 Marktanalyse	21
2.5.1 Piezoelektrische Sensoren	21
2.5.2 Hydraulische Sensoren.....	22
2.5.3 Radartechnik.....	22

2.5.4	Sensorik unter Bettpfosten	22
2.5.5	Babymonitoring.....	24
2.5.6	Sonstige Sensoren	24
2.5.7	Diskussion	25
3	Kraftaufnehmer.....	26
3.1	Einleitung.....	26
3.2	Methoden	27
3.2.1	Mechanik	27
3.2.2	Messbrücke	28
3.2.3	Kalibrierung.....	34
3.3	Ergebnisse	35
3.3.1	Mechanik	35
3.3.2	Messbrücke	37
3.3.3	Kalibrierung.....	39
3.4	Diskussion	40
3.4.1	Mechanik	40
3.4.2	Messbrücke	42
3.4.3	Kalibrierung.....	43
4	Messverstärker.....	44
4.1	Einleitung.....	44
4.2	Methoden	45
4.2.1	Design	45
4.2.2	Rauschen.....	48
4.2.3	Fertigung.....	49
4.2.4	Messung	49
4.2.5	Kalibrierung.....	50
4.3	Ergebnisse	50
4.3.1	Design	50
4.3.2	Rauschen.....	51
4.3.3	Fertigung.....	53
4.3.4	Messung	54
4.4	Diskussion	54
4.4.1	Design	54

	4.4.2 Rauschen.....	55
	4.4.3 Fertigung.....	56
	4.4.4 Messung.....	57
5	Digitalisierung.....	57
	5.1 Einleitung.....	57
	5.2 Methoden.....	57
	5.2.1 Mikrocontroller.....	57
	5.2.2 Analog-Digital-Umsetzer.....	60
	5.2.3 SNR Messung.....	67
	5.2.4 Datenakquisition.....	68
	5.3 Ergebnisse.....	69
	5.3.1 Analog-Digital-Umsetzer.....	69
	5.3.2 SNR Messung.....	70
	5.3.3 Datenakquisition.....	71
	5.4 Diskussion.....	77
	5.4.1 Mikrocontroller.....	77
	5.4.2 Analog-Digital-Umsetzer.....	78
	5.4.3 SNR Messung.....	79
	5.4.4 Datenakquisition.....	79
6	Rauschunterdrückung.....	80
	6.1 Einleitung.....	80
	6.2 Methoden.....	81
	6.2.1 Seismograf.....	81
	6.2.2 Adaptive Filter.....	84
	6.3 Ergebnisse.....	89
	6.3.1 Seismograf.....	89
	6.3.2 Adaptive Filter.....	90
	6.4 Diskussion.....	92
	6.4.1 Seismograf.....	92
	6.4.2 Adaptive Filter.....	92
7	Maschinelle Mustererkennung.....	94
	7.1 Einleitung.....	94
	7.2 Schätzung der Herzschlagrate.....	94

7.2.1	Heart Valve Signal (HVS)	94
7.2.2	Clusteranalyse	95
7.2.3	Fusion von HVS, Clusteranalyse und Kreuzkorrelation	96
7.2.4	Ermittlung der Herzschlag-Grundfrequenz	99
7.2.5	Modifizierte Autokorrelationsfunktion	100
7.2.6	Evaluierung	106
7.2.7	Ergebnisse	107
7.2.8	Diskussion	109
7.3	Schätzung der Respirationsrate	111
7.3.1	Vermeidung von Mehrfachdetektionen	111
7.3.2	Evaluierung	113
7.3.3	Ergebnisse	114
7.3.4	Diskussion	116
8	Literatur	117

Symbole und Abkürzungen

Symbole

U	V	elektrische Spannung
I	A	elektrischer Strom
R	Ω	elektrischer Widerstand
F	Hz	Frequenz
Q	C	elektrische Ladung
τ	s	Zeitkonstante
T	K	absolute Temperatur
ρ	Ωm	spezifischer Widerstand
l	m	Länge
ε	1	relative Längenänderung
μ	1	Querdehnungszahl
A	m^2	Fläche
D	m	Durchmesser
V	m^3	Volumen
F	N	Kraft
σ	$\frac{\text{N}}{\text{m}^2}$	mechanische Spannung
M	Nm	Biegemoment
I	m^4	Flächenträgheitsmoment
E	$\frac{\text{N}}{\text{m}^2}$	Elastizitätsmodul
ρ	$\frac{\text{kg}}{\text{m}^3}$	Dichte
d	$\frac{\text{kg}}{\text{s}}$	Dämpfungskonstante
c	$\frac{\text{N}}{\text{m}}$	Federkonstante
m	kg	Masse
a	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Beschleunigung

Konstanten

k	$1,38064852 * 10^{-23} \frac{\text{J}}{\text{K}}$	Boltzmann-Konstante
g	$9,80665 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Normfallbeschleunigung

Abkürzungen

ADC	Analog-Digital-Umsetzer (analog-to-digital converter)
AF	Vorhofflimmern (atrial fibrillation)
AKF	Autokorrelationsfunktion
API	Programmierschnittstelle (application programming interface)
BCG	Ballistokardiogramm/Ballistokardiografie
DMA	Speicherdirektzugriff (direct memory access)
DMS	Dehnungsmessstreifen
EEG	Elektroenzephalogramm/ Elektroenzephalografie
EKG	Elektrokardiogramm/Elektrokardiografie
EMG	Elektromyogramm/Elektromyografie
EOG	Elektrookulogramm/Elektrookulografie
ESR	Equivalent Series Resistance (Ersatzreihenwiderstand)
FFT	Schnelle Fourier-Transformation (fast Fourier transform)
GBP	Verstärkungs-Bandbreite-Produkt (gain-bandwidth-product)
HAL	Hardware Abstraktionsschicht (hardware abstraction layer)
HR	Herzrate
HRV	Herzratenvariabilität
HVS	heart valve signal
ICG	Impedanzkardiogramm/Impedanzkardiografie
ISQ	Interrupt Request (Unterbrechungsanforderung)
ISR	Interrupt Service Routine (Unterbrechungsbehandlung)
KKF	Kreuzkorrelationsfunktion
LMS	least-mean-squares
LSB	least significant bit
OPV	Operationsverstärker
OSA	Obstruktive Schlafapnoe
PCA	Hauptkomponentenanalyse (principal component analysis)
PDF	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (probability density function)
PEP	isovolumetrische Anspannungsphase (pre-ejection period)
PKG	Phonokardiogramm/ Phonokardiografie
PLL	Phasenregelschleife (phase-locked loop)
PTT	Pulswellenlaufzeit (pulse transit time)

REM rapid eye movement
SAR Sukzessive Approximation (successive approximation register)
SCG Seismokardiogramm/Seismokardiografie
SIDS Plötzlicher Kindstod (sudden infant death syndrom)
SMD Oberflächenmontiertes Bauelement (surface-mount device)
SNR Signal-Rausch-Verhältnis (signal-to-noise ratio)
VNS Vegetatives Nervensystem
 μ C Mikrocontroller

1 Einführung

Schlafstörungen sind vielfältig und folgenschwer. Im Vergleich zu gesunden Schläfern weisen Betroffene eine doppelt so hohe Anzahl von Arztbesuchen und Krankenhausaufhalten auf. Sie leiden vermehrt an Tagesmüdigkeit, Schläfrigkeit, Gedächtnis- und Konzentrationsstörungen. Sie zeigen eine verminderte Arbeitsleistung, eine siebenfache Häufigkeit von Arbeitsunfällen und eine zweieinhalbfache Häufigkeit von Verkehrsunfällen. Betroffene sind mit einer deutlich schlechteren Lebensqualität und einer verkürzten Lebenserwartung konfrontiert [1].

Im Kindes- und Jugendalter treten Ein- und Durchschlafstörungen vorwiegend vorübergehend aufgrund eines bestimmten Entwicklungsschrittes oder Ereignisses auf. Verschiedene Studien zeigten jedoch, dass Schlafstörungen von Kindern und Jugendlichen häufig chronifizieren. Des Weiteren zeigten sich diesbezüglich widersprüchliche Aussagen von den betroffenen Kindern und deren Eltern, was darauf hindeutet, dass Schlafkrankheiten der Kinder meist nicht von ihren Eltern erkannt werden [2].

Die Anzahl von Personen mit Schlafstörungen wird in Österreich auf insgesamt 25 % geschätzt. Davon leiden 80 % länger als ein Jahr beziehungsweise 50 % länger als 5 Jahre an ihren Schlafproblemen [1]. Der globale Umsatz für Schlafhilfen und entsprechenden Technologien betrug im Jahr 2016 66,3 Milliarden US-Dollar. Die jährliche Wachstumsrate wird bis ins Jahr 2021 auf fünf bis sechs Prozent geschätzt [3]. Der Großteil der Kunden befindet sich mit einem Anteil von 60 % in den USA. Dort konnten Schlaflabore einen Jahresumsatz von 7 Milliarden US-Dollar erzielen.

Eine Diagnose von Schlafkrankheiten kann ausschließlich durch ärztliches Personal üblicherweise nach einem Verbleib von ein bis zwei Nächten in einem Schlaflabor gestellt werden. Diese Untersuchungen sind mit einem enormen personellen, zeitlichen und materiellen Aufwand verbunden. Geräte zur anschließenden Therapieüberwachung in häuslicher Umgebung könnten ergänzende Langzeitmessdaten unter gewohnten Bedingungen liefern und somit zu einer Verbesserung der Diagnosegenauigkeit und einer Entlastung der Labore (und staatlichen Gesundheitssysteme) beitragen.

Unter Ballistokardiografie (BCG) versteht man die Aufzeichnung der durch die Herztätigkeit sowie dem Blutauswurf in die Aorta und in die großen Arterien verursachten Erschütterungen des Körpers. Dabei handelt es sich um eine nichtinvasive Technik, die bereits im späten 19. Jahrhundert entdeckt und vor allem in den 1940ern bis in die frühen 1980er intensiv erforscht wurde. Damals wurden bettähnliche, schwingungsfähige Auflageflächen verwendet, um mittels mechanischen Apparaten die durch den Herzschlag verursachten örtlichen Auslenkungen des Körpers aufzuzeichnen. Danach schien diese Technik allmählich in Vergessenheit zu geraten. Mittlerweile können aufgrund des technischen Fortschritts elektronische Messsysteme mechanischer Größen kostengünstig mit kleiner Bauform produziert werden, sodass die Ballistokardiografie in Verbindung mit der Mikroprozessortechnik und modernen digitalen Signalverarbeitungsverfahren einen erneuten Aufschwung erfährt. Zahlreiche Publikationen der letzten Jahre beschreiben erfolgreiche Anwendungen dieses Verfahrens beispielsweise durch die Integration in Kleidungsstücke (wearable), in Personenwaagen oder Möbelstücke.

In dieser Arbeit werden einführend Grundlagen und Anwendungen der Ballistokardiografie erläutert und kritisch hinterfragt. Anschließend wird der Entwicklungsprozess eines realisierten BCG-Messsystems zur Platzierung unter Bettpfosten beschrieben. Aufgrund der sehr kleinen zu messenden Signalamplituden liegt das Hauptaugenmerk auf der Identifizierung von Einflussfaktoren auf das Signal-Rausch-Verhältnis der Messkette. Danach wird eine Maßnahme zur Unterdrückung von Rauschen aufgrund externer Vibrationen anhand seismografischer Messungen demonstriert. Abschließend werden State of the Art Methoden zur maschinellen Herzschlags- und Atmungsdetektion in BCG-Signalen beschrieben und mithilfe zuvor akquirierter Messsignale evaluiert. Die Ergebnisse der einzelnen Arbeitsabschnitte fließen in die Entwicklungsentscheidungen des jeweils folgenden Abschnitts mit ein. Für ein besseres Verständnis werden die Kapitel schrittweise abgearbeitet und jeweils in sich mit den Unterkapiteln Einleitung, Methoden, Ergebnisse und Diskussion abgeschlossen. Diese Gliederung soll eine bessere Nachvollziehbarkeit der Vorgehensweise beim Entwicklungsprozess ermöglichen.

2 Grundlagen

2.1 Einleitung

Vor der Entwicklung der Sensorik wurden Recherchen bezüglich der Grundlagen und der physiologischen Aussagekraft der Ballistokardiografie angestellt. Dabei wurden veröffentlichte Versuchsergebnisse verschiedenster Anwendungen gesammelt, um einen Überblick über die Möglichkeiten, aber auch über die Grenzen dieser Technik zu erhalten. Anschließend wurden am Markt erhältliche Geräte in einer kurzen Marktanalyse untersucht.

2.2 Ballistokardiografie

2.2.1 Herz-Kreislauf-System

Das Herz schlägt etwa 60 bis 70 Mal pro Minute und pumpt das sauerstoffreiche Blut mit seiner linken Kammer durch die arteriellen Blutgefäße des großen (systemischen) Kreislaufs zu den Blutkapillaren der Körperperipherie. Das sauerstoffarme Blut gelangt über die Venen zurück zum Herzen und wird von der rechten Kammer im kleinen (Lungen-)Kreislauf durch die Lunge gepumpt, um wieder zurück zur linken Kammer zu gelangen.

Das Blutvolumen, das bei einem Herzschlag von der linken Kammer ausgeworfen wird, wird als Herzschlagvolumen (SV) bezeichnet und beträgt etwa 70 bis 100 ml. Das Herzzeitvolumen (HZV) ist das Blutvolumen, welches pro Zeitspanne vom Herzen gepumpt wird. Dieses beträgt bei gesunden Erwachsenen in Ruhe etwa 4,5–5 l/min und kann bei körperlicher Belastung auf das Sechsfache ansteigen.

Ein Herzzyklus verläuft in mehreren Phasen beginnend mit der isovolumetrischen (bei gleich bleibendem Volumen) Anspannungsphase und der Austreibungsphase, welche der Systole zugeschrieben werden. Danach folgen die Phasen der isovolumetrischen Entspannung und der Kammerfüllung, welche zusammen die Diastole bilden. Die Herzklappen bestimmen die Strömungsrichtung des Blutes von den Vorhöfen in die Kammern und von diesen in die Aorta beziehungsweise in die Pulmonalarterie [4]. In der folgenden Abbildung 2-1 ist der zeitliche Verlauf zweier Herzzyklen mit den Verläufen des Vorhofdrucks, Kammerdrucks, Kammervolumen,

Aortendrucks, dem EKG sowie der Herztöne mit den entsprechenden Ereignissen dargestellt.

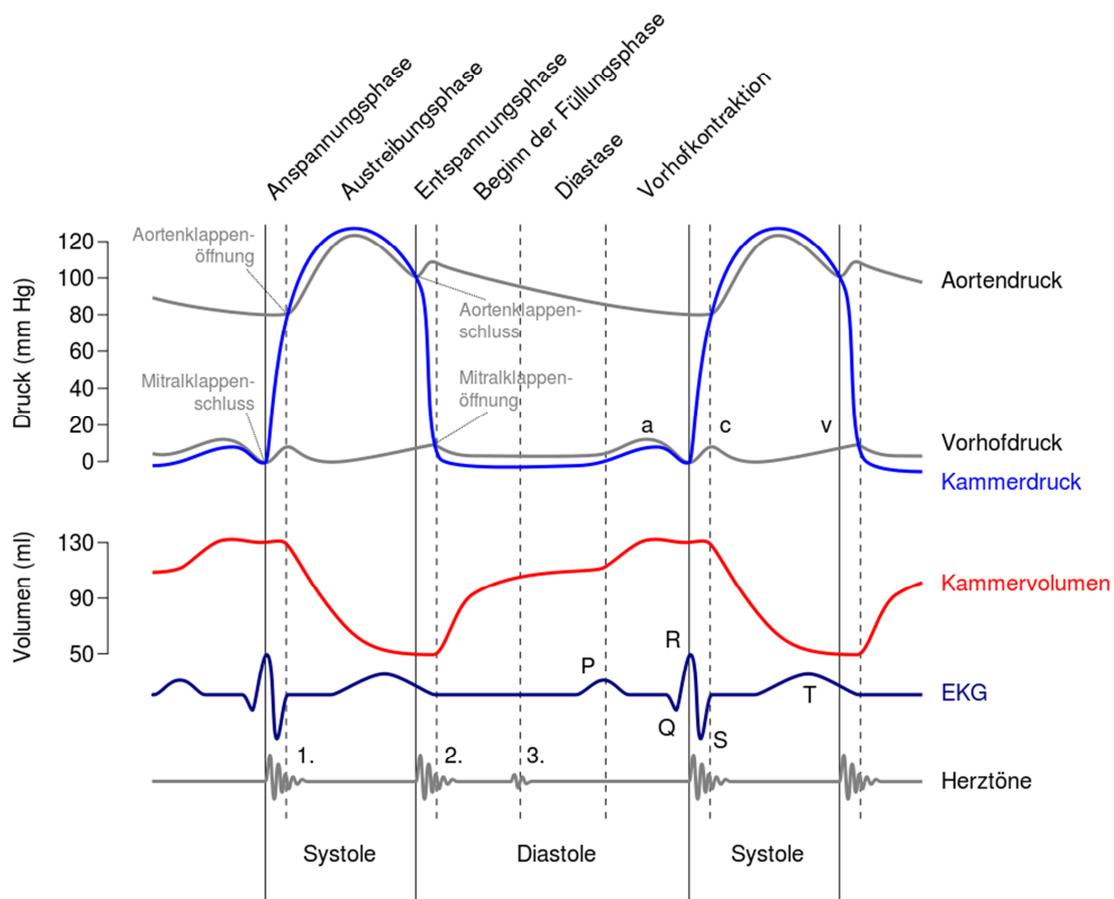


Abbildung 2-1: Wiggers-Diagramm der Vorgänge in der linken Herzkammer während zweier Herzzyklen [5].

Aufgrund der Volumendehnbarkeit (Compliance) der Aorta und der großen Gefäße kann das vom Herzen stoßweise ausgeworfene Blut teilweise aufgenommen und in der Diastole, in der kein Blut aus dem Herzen austritt, wieder abgegeben werden. Somit übernehmen die Aorta und die großen Arterien eine Windkesselfunktion und wandeln das austretende Blut in einen gleichmäßigeren Strom um [4].

Die Aorta ist die größte Schlagader (Arterie) des Körpers. Beim erwachsenen Menschen hat sie einen Durchmesser von etwa 2,5–3,5 cm, eine Länge von 30–40 cm und die Form eines aufrechten Spazierstocks (siehe Abbildung 2-2).

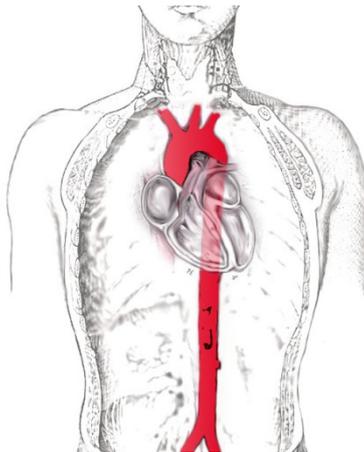


Abbildung 2-2: Herz und Aorta [6].

2.2.2 Nomenklatur

Bei der Ballistokardiografie werden die Reaktionen auf den gesamten Körper, welche durch die Kräfte der Herztätigkeit sowie dem Blutauswurf in die Aorta und in die großen Arterien verursacht werden, aufgezeichnet. In den Anfängen dieser Technik wurden verschiedene Messsysteme verwendet, wie beispielsweise von der Decke abgehängte Betten oder Tische, die auf unterschiedliche Weise mit der Umwelt (meist Fußboden) gekoppelt wurden. Dementsprechend lieferten diese Verfahren auch abweichende Messergebnisse, wodurch eine physiologische Interpretation erheblich erschwert wurde. Wird das Herzvolumen vernachlässigt, können diese Messsysteme in longitudinaler Richtung vereinfacht als Feder-Masse-Dämpfer-System betrachtet werden [7] (siehe Abbildung 2-3):

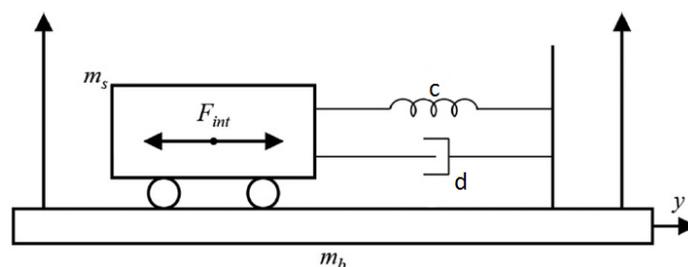


Abbildung 2-3: BCG Messsystem [7].

Die durch den Herzschlag verursachte Kraft F_{int} kann durch $m_s \ddot{y}_c$ substituiert werden, wobei m_s die Masse des Probanden und \ddot{y}_c dessen Beschleunigung beschreibt. Die Variable y entspricht der Auslenkung der Messplattform, \dot{y} dessen

Geschwindigkeit und \dot{y} dessen Beschleunigung. Die Differenzialgleichung mit der Masse der Messplattform m_b , der Dämpfungskonstante d und der Federkonstante c lautet [7]:

$$(m_s + m_b)\ddot{y} + d\dot{y} + cy = m_s\ddot{y}_c. \quad (1)$$

Vom *Committee on Ballistocardiographic Terminologie* rund um Isaac Starr [8] - dem Pionier auf diesem Gebiet - wurde 1953 ein Vorschlag einer einheitlichen Nomenklatur veröffentlicht [9]. Darin wurden die verschiedenen Systeme beschrieben und benannt. Das *ultralow frequency BCG* (ULF) wies eine sehr schwache Kopplung mit dem Fußboden auf, sodass die Terme mit der Federkonstanten sowie der Dämpfungskonstanten vernachlässigt werden können und die Differenzialgleichung folgende Form annimmt [7]:

$$(m_s + m_b)\ddot{y} = m_s\ddot{y}_c. \quad (2)$$

Das von *Nickerson* vorgeschlagene *low-frequency BCG* (LF) entspricht:

$$\dot{y} = \frac{m_s}{d} \dot{y}_c. \quad (3)$$

Der dritte Typ (Starr-Typ) wies eine sehr starke Kopplung mit seiner Umgebung auf und wurde als *high-frequency BCG* (HF) bezeichnet:

$$\dot{y} = \frac{m_s+m_b}{d} \dot{y}_c. \quad (4)$$

Der letzte Typ wies überhaupt keine Kopplung mit seiner Umgebung auf. Er wurde als *direct-body BCG* bezeichnet und wurde aufgrund seiner Inkonsistenz häufig kritisiert [7].

Des Weiteren sah die Nomenklatur eine einheitliche Bezeichnung der einzelnen Wellen des BCG vor. Die Welle mit der größten Amplitude in kranialer Richtung wird mit dem Buchstaben J bezeichnet und wird mit dem Einströmen des Blutes in die Aorta assoziiert. Die Welle davor in kaudaler Richtung wird mit I bezeichnet und tritt in der Anfangsphase der Systole auf. Zusammen mit der K-Welle, die am Ende der Systole auftritt, wird der IJK-Komplex gebildet, der die Morphologie des BCG dominiert. Die Welle vor diesem Komplex wird mit dem Buchstaben H bezeichnet und tritt etwa zu Beginn der Auswurfphase auf [9]. Über die Bedeutung aller weiteren

Wellen herrscht nach wie vor Uneinigkeit [10]. Diese werden mit Buchstaben entsprechend der Reihenfolge im Alphabet benannt.

Folgende Abbildung zeigt einen Auszug des Regelwerks mit exemplarischen BCG-Messkurven aller genannten Typen. Die vertikalen Linien entsprechen Zeitintervallen von 0,2 Sekunden. Die Einheiten und Beträge der Amplituden wurden nicht angegeben.

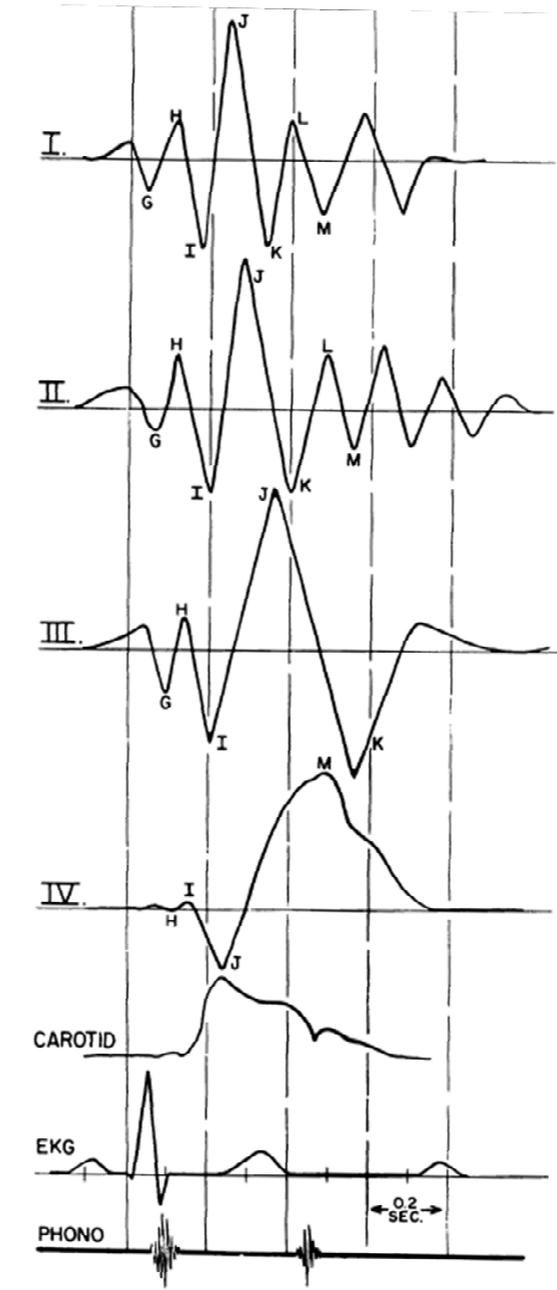


Abbildung 2-4: BCG der Typen I. HF, II. direct-body, III. LF, IV. ULF mit Carotispuls, EKG und PKG [9].

2.2.3 Morphologie

Die Ballistokardiografie liefert ein räumlich dreidimensionales Signal, welches nicht nur vom Messsystem sondern auch von der Anatomie, beispielsweise der Aorta [11, 12], der jeweiligen Person abhängt. Darüber hinaus haben aufgrund der Schwerkraft auch Körperhaltung [13] und Körperlage [14] Einfluss auf die Morphologie des BCG. Selbst in der Schwerelosigkeit können noch Veränderungen des Kurvenverlaufs während der Atmung (vermutlich aufgrund der intrathorakalen Druckänderungen) beobachtet werden [15]. Folgende Abbildung 2-5 zeigt die jeweiligen zweidimensionalen Projektionen eines dreidimensionalen BCG, welches während der Spacelab-D2 Mission in der Schwerelosigkeit aufgezeichnet wurde. Die Kurven repräsentieren zeitliche Verläufe der Auslenkungen des Körpers eines Crewmitglieds beginnend mit der Zahl 1, die der R-Zacke im EKG entspricht. Hierbei ist zu beachten, dass die räumlichen Achsen vom Autor invertiert dargestellt wurden, um den Weg der beweglichen Komponenten im Körper (vorwiegend Blut) widerzuspiegeln. Die Kurvenverläufe wurden aus Beschleunigungsdaten berechnet, welche mithilfe eines dreidimensionalen Beschleunigungssensors im Bereich des Körperschwerpunkts (Lendenbereich) akquiriert wurden. Die Positionierung der Sensorik zur Messung der Auslenkungen beziehungsweise der Beschleunigungen des Körpers hat einen Einfluss auf die Morphologie des BCG-Signals und muss stets angegeben werden.

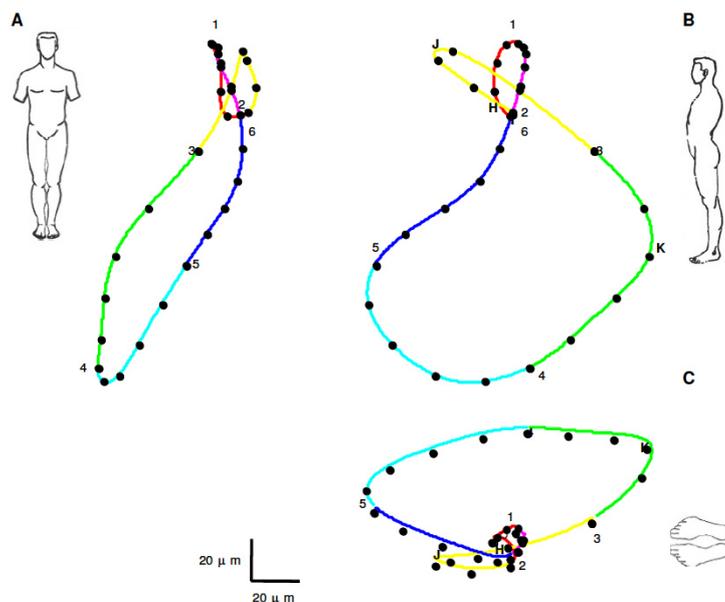


Abbildung 2-5: 3D-BCG in Schwerelosigkeit eines Crewmitglieds während der Spacelab-D2 Mission [16].

2.2.4 Abgrenzung zur Seismokardiografie

Bei der Seismokardiografie (SCG) werden Beschleunigungen an der Thorax-Wand in der Nähe des Herzens (Apex oder Sternum) gemessen. Die in dorsoventraler Richtung auftretenden Wellen werden mit physiologischen Ereignissen des Herzens assoziiert und mit entsprechenden Abkürzungen in englischer Sprache benannt: mitral valve closure (MC), isovolumetric contraction (IVC), aortic valve opening (AO), rapid ejection (RE), aortic valve closure (AC), mitral valve opening (MO), rapid filling (RF) [17]. Abbildung 2-6 zeigt die synchrone Ableitung von EKG, SCG, BCG in longitudinaler Richtung, ICG und arteriellem Blutdruck (am Finger gemessen). Die z-Achse entspricht der dorsoventralen Achse (Rücken zu Bauch), die x-Achse der transversalen Achse (links nach rechts) und die y-Achse der longitudinalen Achse (Kopf zu Fuß). Das SCG beschreibt die Beschleunigung der Thorax-Wand, wohingegen das BCG die Auslenkung des Körperschwerpunkts einer Person (in diesem Fall auf einer modifizierten Personenwaage) wiedergibt. Die beschleunigte Masse im SCG entspricht nicht der bewegten Masse im BCG. Somit liegen den beiden Methoden unterschiedliche physiologische Prozesse zu Grunde, wodurch eine direkte Umrechnung zwischen den beiden Messsignalen nicht zulässig ist.

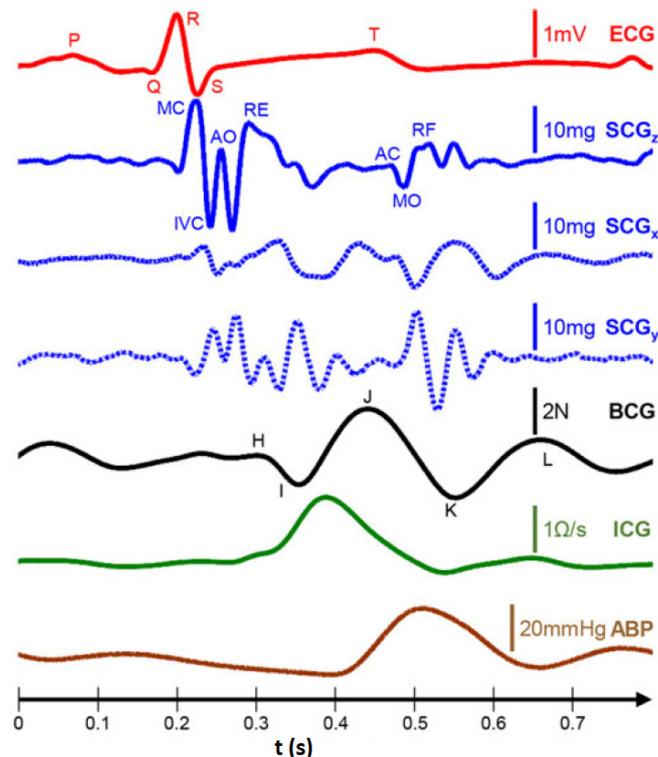


Abbildung 2-6: Synchrone Ableitung von EKG, SCG, BCG, ICG und arteriellem Blutdruck ABP eines Herzzyklus [7].

2.2.5 Quantifizierung der Genesung von Postinfarktpatienten

Bereits im Jahr 1953 wurde von Harry und Robert Mandelbaum eine Studie veröffentlicht, bei der 100 Patienten, die einen Herzinfarkt überlebt hatten, über mehrere Monate hinweg wiederholt mittels mobilem BCG untersucht wurden. Jede Messung wurde sowohl vor als auch nach einer körperlichen Anstrengung des Patienten aufgezeichnet und anhand der Störungen in der BCG Morphologie (beispielsweise verminderte Amplituden des IJK-Komplexes) in die Stufen 1 bis 4 eingeteilt, wobei die Stufe 4 dem höchsten Schweregrad entsprach.

Von 65 Patienten, bei denen eine Verbesserung zu Grad 2 beobachtet wurde, konnten 55 wieder in ihren Alltag zurückkehren. Bei den verbleibenden 10 Probanden traten erneut Infarkte oder sonstige Komplikationen auf. Von den 35 Patienten, bei denen sich im Laufe der Zeit eine Verschlechterung (Stufe 3 oder 4) zeigte, konnten nur 5 wieder ihr gewohntes Leben führen. Bei 19 Patienten stellte sich ein Zustand sehr stark eingeschränkter Leistungsfähigkeit ein, 11 Patienten verstarben. Die Autoren schlugen die Veränderung der BCG-Morphologie als Marker für den Genesungsfortschritt von Postinfarktpatienten vor [18].

2.2.6 Physiologische Zusammenhänge

Van Rooij et al. führten an 20 gesunden Probanden Untersuchungen durch, bei denen die Probanden verschiedene körperliche Übungen bei gleichzeitiger Messung von Blutdruck, ICG, EKG und BCG vollzogen. Nach der Absolvierung möglichst vieler Kniebeugen innerhalb von 30 Sekunden konnte ein Anstieg der IJ-Amplitude von 107-123 % und eine Verkürzung des RJ-Intervalls von 21-23 % beobachtet werden. Des Weiteren konnte eine Korrelation zwischen der IJ-Amplitude und dem Herzzeitvolumen von $\rho = 0,65$ (pearsonscher Korrelationskoeffizient), sowie zwischen der IJ-Steigung und der Herzrate von $\rho = 0,665$ festgestellt werden. Das Schlagvolumen verblieb bei allen Übungen nahezu unverändert, sodass der Anstieg des Herzzeitvolumens vorwiegend auf die Erhöhung der Herzrate zurückzuführen war. Der Autor deutete die Ergebnisse so, dass die Masse des vom Herzen ausgeworfen Blutes nur eine untergeordnete Rolle für die Morphologie des BCG spielt, wohingegen die Myokard-Kontraktilität und somit die Auswurfgeschwindigkeit

maßgeblich für die Kurvenform verantwortlich ist [19]. Diese Vermutung wurde bereits 1953 von Gubner et al. angestellt [20].

2.2.7 Intravariabilität

Inan et al. demonstrierten an einer modifizierten Personenwaage die Reproduzierbarkeit von insgesamt 50 BCG-Messungen am selben Probanden an zufälligen Tageszeiten über einen Zeitraum von 3 Wochen. Das Ziel war zu zeigen, dass Trends der kardiovaskulären Gesundheit in Home-Monitoring-Anwendungen von Messabweichungen unterschieden und somit erkannt werden können.

Die Standardabweichungen der Beträge sowie Intervalle der I,J und K Zacken lagen unter 15 %. Die Standardabweichung der J-K Intervalle lag bei 2,2 ms.

Des Weiteren konnte ein Zusammenhang zwischen der IJ-Amplitude und der diastolischen Füllzeit anhand einem unter ventrikulären Extrasystolen (VES) leidenden Patienten gezeigt werden. Aufgrund der frühzeitigen Kontraktion wird die diastolische Füllzeit verkürzt, was sich in einem verminderten Auswurf widerspiegelt. Danach folgt eine kompensatorische Pause mit einem erhöhten Auswurf im darauf folgenden Herzschlag. IJ-Amplituden von VES zeigten eine signifikant kleinere Amplitude gefolgt von einer signifikant größeren Amplitude im Vergleich zu normalen Herzschlägen ($P \ll 0,001$), wobei deren Höhe mit dem RR-Intervall korrelierte [21].

2.2.8 Relative Blutdruckmessung

Die Pulswellenlaufzeit (pulse transit time, PTT) beschreibt die Zeit, die eine Pulswelle benötigt, um eine gewisse Strecke im Gefäßsystem zurückzulegen. Sie ist unter anderem vom Blutdruck und der Elastizität des Gefäßsystems abhängig. Eine Methode zur nichtinvasiven Bestimmung des relativen Blutdrucks beruht darauf die Zeitdifferenz zwischen der R-Zacke einer EKG-Ableitung und der Ankunft der Pulswelle beispielsweise an einem Finger mittels Pulsoxymetrie zu messen. Um daraus den absoluten Blutdruck zu erhalten, muss eine individuelle Kalibrierung mit einem geeigneten Blutdruckmesssystem durchgeführt werden. Bereits Muskelkontraktionen in der zur Messung herangezogenen Extremität können die Pulslaufzeit und somit das Messergebnis beeinflussen. Des Weiteren schließt die

Verwendung der R-Zacke als Startzeitpunkt die isovolumetrische Anspannungsphase (pre-ejection period, PEP) in die Messung mit ein. Die PEP kann sich unabhängig vom Blutdruck verändern und stellt somit eine weitere Fehlerquelle dar. Martin et al. stellten eine alternative Messmethode vor, bei der sich die Person stehend auf einer Personenwaage befindet. Als Startzeitpunkt der PTT-Messung wurde die I-Welle des BCG herangezogen. Der Endzeitpunkt wurde mittels Pulsoximetrie am Fuß bestimmt. Dadurch konnte die PEP aus der Messung eliminiert werden und eine Verbesserung der Blutdruck-Messgenauigkeit erzielt werden. In einer Versuchsreihe führten 22 Probanden hintereinander Übungen durch, die den Blutdruck und die PEP in entweder gleicher oder gegensinniger Weise beeinflussten. Der Blutdruck wurde simultan mit den zuvor beschriebenen Methoden (nach erfolgter Kalibrierung) und einer zusätzlichen Referenzmessung mittels Messmanschette an einem anderen Finger derselben Hand aufgezeichnet. Die Messabweichung (RMSE) der EKG-Methode betrug $14,6 \pm 1,5$ mmHg beziehungsweise der BCG-Methode $7,6 \pm 0,5$ mmHg [22].

2.2.9 Vorhofflimmern

Vorhofflimmern (AF) ist eine dauerhafte oder vorübergehende Herzrhythmusstörung, welche die häufigste bedeutsame Herzrhythmusstörung darstellt. Bei etwa 70% der Betroffenen bleiben die Vorhofflimmer-Attacken unbemerkt. Betroffene klagen über unspezifische Beschwerden wie plötzlicher Leistungsknick, Müdigkeit, Palpitation oder Schlafstörungen. Das Vorhofflimmern ist mit einem erhöhten Risiko für Schlaganfälle und Herzinsuffizienzen sowie einer erhöhten Mortalität verbunden. Brüser et al. führten eine Machbarkeitsstudie bezüglich der automatischen Detektion von Vorhofflimmern mithilfe der Ballistokardiografie durch. Die Messungen erfolgten mittels über die Matratze eines Krankenhausbettes aufgelegten elektromechanischen Sensorfolien an 10 unter AF leidenden Patienten über einen durchschnittlichen Zeitraum von 45 Minuten. Das Ziel dieser Untersuchung war ein Vergleich verschiedener Klassifikationsverfahren bezüglich derer Eignung AF zu detektieren. Das Beste Ergebnis konnte mit einem random forest Algorithmus erzielt werden. Der Korrelationskoeffizient (Matthews) betrug dabei 0.921, die Sensitivität 0.938 und die Spezifität 0.982.

2.2.10 Tuning von Herzschrittmachern

Die Zeitverzögerungen in atrioventrikulären (AV) sowie intraventrikulären (VV) Erregungsweiterleitungen sind für eine optimale Herzfunktion von großer Bedeutung und unterliegen einer Interpatientenvariabilität. Diese Zeiten werden mithilfe der Echokardiografie (Gold-Standard) und der Erfahrung des Kardiologen individuell eingestellt, wodurch die optimalen Einstellungen möglicherweise nicht immer erreicht werden können [23]. Anhand von BCG-Messungen vor sowie nach Optimierungsvorgängen durch einen Kardiologen konnten relative Vergrößerungen der J-Amplituden von Patienten beobachtet werden. Möglicherweise könnte mithilfe der BCG ein objektiveres Optimierungsverfahren entwickelt werden [10].

2.2.11 Diskussion

Als möglicher Grund, weshalb sich die Ballistokardiografie nicht in der medizinischen Diagnostik etablieren konnte, wurde die fehlende Zuordnung der physiologischen Ursachen, die zur BCG-Morphologie führen, genannt. Während allgemeines Einverständnis darüber besteht, dass die H-Zacke durch die Bewegung des Herzens am Anfang der Systole verursacht wird und der Ursprung des folgenden IJK Komplexes in der ventrikulären Auswurfphase und dem arteriellen Blutfluss liegt, herrscht Uneinigkeit über die Bedeutung der späteren Wellen [10].

Die Morphologie des BCG ist von der Anatomie der jeweiligen Person abhängig und weist selbst bei Gesunden eine große Intersubjektvariabilität auf. Des Weiteren beeinflussen sowohl das Messsystem, als auch die Körperlage das Messergebnis. Dennoch konnte gezeigt werden, dass bei annähernd gleichbleibenden Messverhältnissen (Anwendung mit modifizierter Personenwaage) eine geringe Intra-subjektvariabilität des BCG erreicht werden kann. Somit könnte sich dieses Verfahren dafür eignen, relative Änderungen hämodynamischer Parameter festzustellen und beispielsweise in der relativen Blutdruckmessung oder der Trendüberwachung im Bereich des Home-Monitorings eingesetzt werden.

Die Erkennung von pathologischen Veränderungen des Erregungsbildungs- oder Erregungsleitungssystems des Herzens (beispielsweise Vorhofflimmern) scheint in Verbindung mit Sensorfolien, die auf die Matratze aufgebracht werden, in bestimmten

Fällen zumindest möglich. Die Anwendung von Messsystemen, die unter der Matratze oder unter dem Bettpfosten platziert werden, scheint jedoch aufgrund des Tiefpassverhaltens von Betten auf das Detektieren regulärer Herzschläge (und Atmung) beschränkt.

2.3 HRV

2.3.1 Das vegetative Nervensystem

Das vegetative Nervensystem (VNS) regelt die Funktionen innerer Organe und des Kreislaufs, passt sie an jeweilige Bedürfnisse an und kontrolliert somit auch das innere Milieu des Körpers. Es wird auch autonomes Nervensystem genannt, da diese Vorgänge der willkürlichen Kontrolle fast vollständig entzogen sind. Es bildet zusammen mit dem somatischen (willkürlichen) Nervensystem das gesamte periphere und zentrale Nervensystem.

Funktionell basiert es meist auf Reflexbögen, wobei Signale afferenter Fasern von Mechano- und Chemorezeptoren der Lunge, Magen-Darm-Trakt, Harnblase, Gefäßsystem, Genitalorgane etc. Reflexantworten auslösen und über efferente Fasern die glatte Muskulatur verschiedener Organe (Auge, Lunge, Blase etc.) sowie die Funktionen von Herz und Drüsen steuern. In der Peripherie des Körpers ist das VNS weitgehend in zwei Anteile aufgeteilt, in den Sympathikus und den Parasympathikus. Nahezu alle Organe werden von beiden Systemen innerviert, wobei die Organantwort auf beide Systeme gegensätzlich (antagonistisch) oder ergänzend sein kann, wodurch eine äußerst feine Regulierung der Organtätigkeit ermöglicht wird [4].

Zur Regulation der Herzfunktion sind die vom Sympathikus vermittelten Einflüsse eine Steigerung der Herzfrequenz (positiv chronotrope Wirkung durch Steigerung der Spontanfrequenz der Sinuszelle), eine Verkürzung der Erregungsüberleitungszeit (positiv dromotrope Wirkung), eine Steigerung der Kontraktionskraft von Vorhof und Ventrikel (positiv inotrope Wirkung) und eine Beschleunigung der Relaxation des Herzmuskels (positiv lusitrope Wirkung). Der Parasympathikus bewirkt eine negativ chronotrope Wirkung am Sinusknoten, eine negativ inotrope Wirkung an der Vorhofmuskulatur und eine negativ dromotrope Wirkung am AV-Knoten.

Die Variationsbreite der Herzschlagintervalle (Herzratenvariabilität HRV) resultiert unter anderem durch das Zusammenspiel von Sympathikus und Parasympathikus. Jene Variabilität, die durch den Einfluss der Atmung verursacht wird, ergibt einen näherungsweise periodischen Verlauf und wird mit dem Begriff *Respiratorische Sinusarrhythmie* beschrieben (siehe Abbildung 2-7).

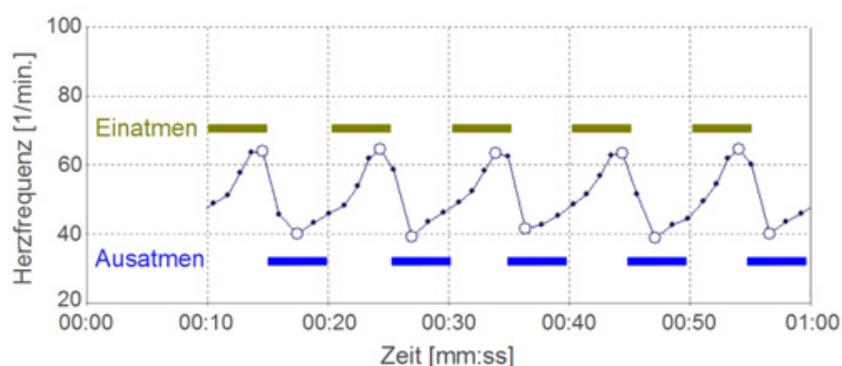


Abbildung 2-7: Herzratenvariabilität [24].

Je höher die Variabilität ausfällt, desto schneller und flexibler passt sich das Herz an interne und externe Einflüsse an und umso besser reagiert der Organismus auf die Umwelt. Die Messung der HRV ist ein etabliertes Standardverfahren in der autonomen Funktionsdiagnostik zur Beurteilung der autonomen Balance und der Aktivität des Parasympathikus. Dabei ist jedoch zu beachten, dass nicht nur erhöhte Stoffwechselbeanspruchungen durch physische und/oder psychische Belastungen wie Stress einen indirekten Einfluss auf das autonome Nervensystem haben, sondern auch zunehmendes Alter oder koronare Herzerkrankungen eine verringerte HRV verursachen können [25].

2.3.2 Interpretation von HRV-Analysen

Im Jahr 1996 publizierten die *Task Force of the European Society of Cardiology* und *The North American Society of Pacing and Electrophysiology* Richtlinien zur Durchführung und Interpretation von HRV-Analysen [26]. Darin wurden Analysemethoden im Zeitbereich (z.B.: Standardabweichung, Histogramm), im Frequenzbereich (Spektralanalyse) und im nichtlinearen Bereich (z.B.: Lorenz-Plots) beschrieben.

In der Spektralanalyse wurden folgende Frequenzbänder benannt:

- ULF (ultra low frequency range) ≤ 0.003 Hz
- VLF (very low frequency range) 0.003 Hz – 0.04 Hz
- LF (low frequency range) 0.04 Hz - 0.15 Hz
- HF (high frequency range) 0.15 Hz – 0.4 Hz

Einigkeit herrscht bei der Interpretation der Signale im HF-Bereich, welche mit einer vagalen Aktivität des Parasympathikus assoziiert werden und somit ein objektives Maß für den Entspannungszustand einer Person darstellen. Widersprüchliche Meinungen gibt es in Bezug auf den LF-Bereich. Signale in diesem Bereich werden von einigen Studienautoren als Aktivität des Sympathikus interpretiert, andere Autoren sehen darin die Aktivität beider Systeme zusammen (Sympathikus und Parasympathikus). Zur Beurteilung von Stress- und Entspannungszuständen wird häufig das Verhältnis LF/HF herangezogen. Über die physiologische Bedeutung von VLF und ULF konnte man sich aufgrund mangelnder Studien noch nicht einigen [26].

2.3.3 Herzkrankheiten

In Bezug auf Herzerkrankungen konnte anhand einer Studie an 5731 gesunden Probanden über einen Beobachtungszeitraum von 23 Jahren gezeigt werden, dass die HRV nach körperlicher Belastung ein Prädiktor für den plötzlichen Herztod ist [27]. Des Weiteren zeigte sich bei Postinfarkt-Patienten mit verringerter HRV eine signifikant erhöhte Mortalitätsrate [28, 29, 30].

Bei herzgesunden Personen konnte ein Zusammenhang zwischen subklinischen Entzündungen und einer verminderten HRV nachgewiesen werden, wobei chronisch entzündliche Prozesse die Entstehung von Herzkrankheiten fördern [31].

2.3.4 Diskussion

In der Herzratenvariabilität stecken Informationen über den Gesundheitszustand des Herzens und der Balance des autonomen Nervensystems. Diesbezüglich kann die Integration von BCG-Sensorik in Textilien oder Möbel zur kontaktlosen, automatischen Herzschlagmessung von medizinisch relevantem Nutzen sein.

2.4 Schlafstadien-Klassifikation

2.4.1 Scoring und Nomenklatur

Der menschliche Schlaf wird in den REM-Schlaf (R) und den Non-REM-Schlaf (N) eingeteilt. Die Bezeichnung REM (Rapid Eye Movement) weist auf die schnellen Augenbewegungen bei geschlossenen Lidern hin, die typisch für diese Schlafphase sind. Der Non-REM-Schlaf wird in die Stadien N1 bis N3 unterteilt, welche eine zunehmende Schlaftiefe repräsentieren. N3 wird auch als *slow-wave-sleep* (SWS) oder langsamwelliger Schlaf bezeichnet, da dabei Wellen mit sehr niedrigen Frequenzen von 0,5 bis 3 Hz das EEG dominieren. Die umgangssprachliche Bezeichnung *Tiefschlaf* sollte vermieden werden, weil auch der REM-Schlaf eine sehr hohe Weckschwelle aufweist.

Schlafstadien werden in Zyklen durchlaufen, wobei die Dauer eines Zyklus etwa 90 Minuten beträgt und pro Nacht etwa 4 bis 6 mal wiederholt wird. Die Darstellung der einzelnen Schlafstadien über die Zeit wird als Hypnogramm oder Schlafprofil bezeichnet [32] (siehe Abbildung 2-8).

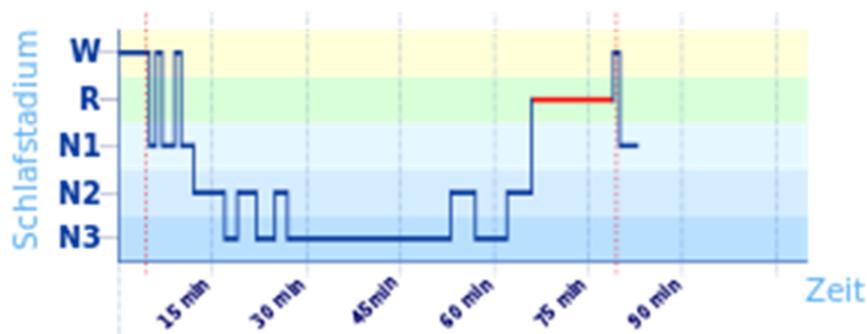


Abbildung 2-8: Hypnogramm [33].

Nomenklatur und Klassifikationskriterien der Schlafstadien wurden von der *American Academy of Sleep Medicine* (AASM) in einem Manual vereinheitlicht [32]. Darin wurden Regeln zu polysomnografischen Untersuchungen mithilfe der Ableitungen von EEG, EMG und EOG definiert, die den Gold-Standard im Scoring von Schlaf darstellen. Die Klassifikationsgenauigkeiten von Schlafstadien-Schätzern werden anhand der Abweichungen zu dieser Referenz quantifiziert.

2.4.2 Erkennung von Schlafzuständen

Karlen et al. entwickelten ein Verfahren zur Echtzeit-Bestimmung von Wach- und Schlafzuständen mithilfe eines Brustgurtes zur Messung von Atmungsanstrengung und EKG mit integrierter Datenverarbeitung (wearable). Die Methode basierte auf der Berechnung der spektralen Leistungsdichten der Biosignale und anschließender Klassifikation mittels künstlicher neuronaler Netze. Sie wurde an 4 Probanden an insgesamt 14 Tagen getestet und erreichte dabei eine durchschnittliche Klassifikationsgenauigkeit von 95,4 %, wenn der Lernvorgang zuvor am selben Probanden stattfand, beziehungsweise von 89,4 %, wenn die Lerndaten von einem anderen Probanden stammten [34].

Redmond et al. entwarfen ein ähnliches Verfahren, welches auf der linearen Diskriminanzanalyse von Herzschlag- und Atmungsparametern basierte. Unter Miteinbezug einer A-priori-Wahrscheinlichkeit konnte eine Genauigkeit von 89 %, $\kappa = 0,6$ (Cohens Kappa) erreicht werden [35].

Ein wesentlich einfacheres Offline-Verfahren wurde von Jung et al. angewandt, um die Wachphasen der gesamten Bettzeit zu bestimmen. Aus den ermittelten Zeiten können schlafmedizinisch relevanten Parameter berechnet werden wie beispielsweise die Einschlaf latenz, die Gesamtdauer der Wachmomente nach dem Einschlafen und die Schlafeffektivität, welche das Verhältnis der Schlafzeit zur gesamten Bettzeit widerspiegelt.

Sie führten Messungen an 10 gesunden und 10 unter OSA (obstruktive Schlafapnoe) leidenden Probanden mithilfe einer im Bett platzierten Sensorfolie durch und detektierten ausschließlich die Abstände zwischen den Herzschlägen. Lag die Herzrate über einem Schwellwert, welcher rückwirkend aus einer mittleren Herzrate berechnet wurde, so wurde dieser Zeitraum als Wach gewertet. Wurde das BCG aufgrund von Körperbewegungen kontaminiert, so wurde diese Zeit ebenfalls als Wach gewertet. Alle anderen Zeiträume wurden als Schlafzeit gewertet. Mit diesem Ansatz konnte eine Klassifikationsgenauigkeit von $97,4 \pm 1,9$ %, $\kappa = 0,83 \pm 0,08$ bei der gesunden Gruppe und $96,5 \pm 2$ %, $\kappa = 0,81 \pm 0,09$ bei der unter OSA leidenden Gruppe erreicht werden [36].

2.4.3 Erkennung von REM-Schlaf

Über die Funktion des REM-Schlafs gibt es viele widersprüchliche Hypothesen. Er wird unter anderem mit der Gedächtniskonsolidierung (vorwiegend des prozeduralen Gedächtnisses) in Verbindung gebracht. Der REM-Entzug führt häufig zu Verhaltensänderungen und ist somit in der Schlafmedizin von relevanter Bedeutung. Im Gegensatz zu NREM wird der REM-Schlaf von einer Aktivität des Sympathikus begleitet, was sich in schnellen und unregelmäßigen Mustern der Respiration zeigt. Chung et al. entwickelten ein Schätzverfahren zur Unterscheidung zwischen REM und Non-REM Schlafstadien, wobei dem Schätzer ausschließlich Daten der Atmungsmessung zugeführt wurden. Als Bewertungskriterien dienten der Mittelwert und die Variabilität der Atmungsintervalle welche durch einen adaptiv veränderlichen Schwellwert linear separiert wurden. Die Auswertung erfolgte an 13 gesunden sowie an 9 unter OSA leidenden Probanden. Die Klassifikationsgenauigkeit betrug bei beiden Gruppen $\sim 89 \pm 5 \%$, $\kappa > 0,6$ [37].

Xiao et al. beschrieben ein Verfahren zur Klassifikation von REM, Non-REM und Wachphasen. Die Schätzung erfolgte ausschließlich mithilfe der Variabilität der Herzschlagintervalle und unkorrelierten Entscheidungsbäumen (random forest). Anhand 45 gesunder Probanden konnte eine durchschnittliche Genauigkeit von 88,7 %, $\kappa = 0,74$ erzielt werden, sofern die Lerndaten vom selben Probanden stammten. Andernfalls sank die Genauigkeit auf 72,6 %, $\kappa = 0,46$ [38].

2.4.4 Erkennung von langsamwelligem Schlaf

Der langsamwellige Schlaf (Tiefschlaf) dient unter anderem der Regeneration des Gehirns und der Gedächtniskonsolidierung. In dieser Schlafphase sinkt die sympathische Aktivität während die parasympathische Aktivität zunimmt, was mithilfe der Herzratenvariabilität gemessen werden kann.

Kortelainen et al. verwendeten auf die Matratzen aufgelegte Sensorfolien auf Basis des piezoelektrischen Effekts zur Messung der HRV und Körperbewegungen von den im Bett befindlichen Personen. Die Untersuchung wurde an 9 weiblichen Schichtarbeiterinnen durchgeführt, wobei bei jeder Probandin jeweils ein Tagschlaf und ein Nachtschlaf aufgezeichnet wurden. Der Schätzer klassifizierte mithilfe eines

Hidden Markov Modells in REM/Non-REM/Wach und erreichte eine Genauigkeit von $\sim 79 \pm 9 \%$, $\kappa = 0,43 \pm 0,17$ [39].

Choi et al. versuchten den Schlaf von 4 Probanden anhand statistischer Parameter der Herzrate zwischen slow-wave und non-slow-wave einzuteilen. Zur Messung wurden eindimensionale (vertikale) Kraftaufnehmer unter den Bettpfosten platziert. Die Genauigkeit des Schätzers betrug im Durchschnitt $92,5 \%$, $\kappa = 0,62$ [40].

2.4.5 Hypnogramm-Schätzung

Park et al. verwendeten ausschließlich Herzschlagdaten, um die 4 Klassen REM/Leichtschlaf/Tiefschlaf/Wach von 10 gesunden und 10 unter OSA leidenden Probanden zu schätzen. Die Messdaten wurden mithilfe von unter den Bettpfosten platzierten Wägezellen oder mit auf die Matratze aufgebrachten Sensorfolien akquiriert. Die Übereinstimmung der geschätzten Hypnogramme mit jenen aus PSG-Messungen betrug $77,1 \pm 3,3 \%$, $\kappa = 0,58 \pm 0,06$ [41]. Abbildung 2-9 zeigt die Schlafprofile eines exemplarischen Probanden, wobei der Verlauf im oberen Diagramm mithilfe der PSG ermittelt wurde und die Referenz darstellt. Der Verlauf im unteren Diagramm wurde anhand von Parametern des Herzschlags geschätzt.

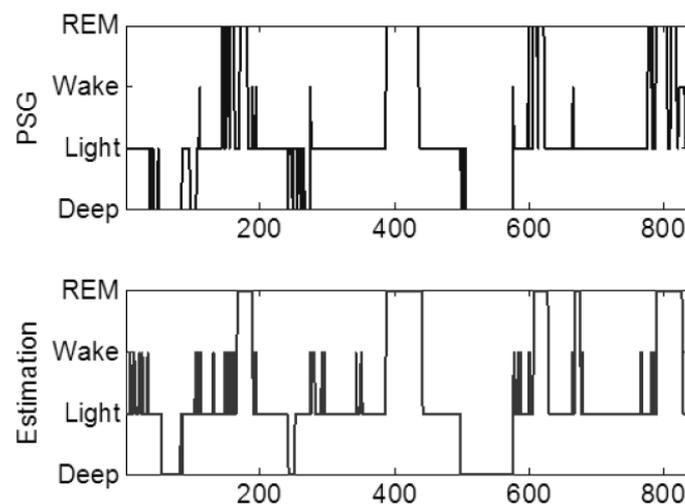


Abbildung 2-9: Ganznachthypnogramm mittels PSG (oben) und aus Herzschlagdaten geschätzt (unten) [41].

2.4.6 Diskussion

Schätzer von Schlafstadien haben gemein, dass sie zur Klassifikation statistische Parameter der Herzrate und/oder der Atmung heranziehen. Körperbewegungen werden vorwiegend dafür verwendet Wachmomente und schlafbezogenen Bewegungsstörungen zu erkennen. Des Weiteren können sie Übergänge zwischen den einzelnen Phasen anzeigen und dementsprechend die Klassifikationsgenauigkeit erhöhen.

Automatische Schätzer von Schlafstadien erlangen erst schlafmedizinische Relevanz, wenn ihre Klassifikationsgenauigkeit in Studien verifiziert wurde. Diesbezüglich konnten jedoch keine Publikationen gefunden werden.

2.5 Marktanalyse

2.5.1 Piezoelektrische Sensoren

Das Produkt *LifeBed* von HOANA (siehe Abbildung 2-10) ist ein Bettüberzug zur Überwachung des Herzschlags und der Atmung von Patienten. Es wird vorwiegend in den USA in Krankenhäusern eingesetzt und alarmiert das Pflegepersonal, sobald entsprechende Grenzwerte unterschritten werden. Dies wird durch eine Kopplung mit dem Schwesternrufsystem ermöglicht, wobei auch universelle drahtlose Schnittstellen zur Verfügung stehen.

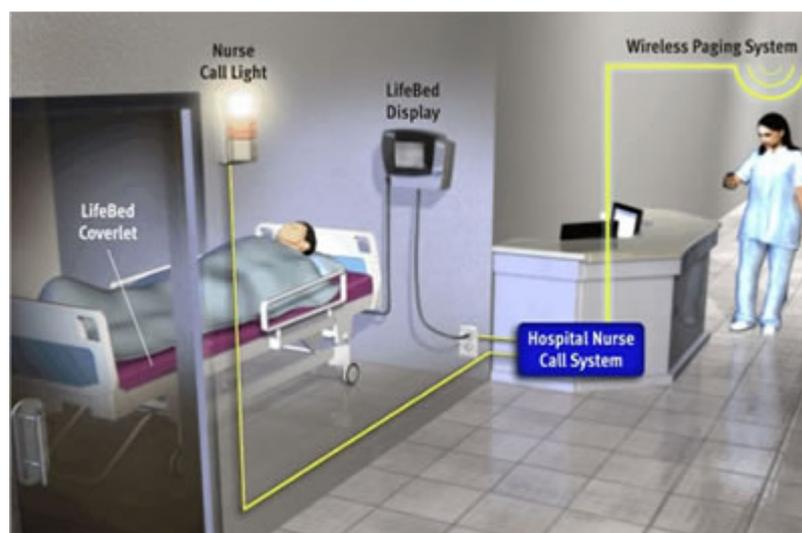


Abbildung 2-10: LifeBed von HOANA [42].

Für den privaten Gebrauch finden sich ähnliche Systeme, welche als Einlagen entweder auf oder unter der Matratze positioniert werden und vorwiegend auf Basis des piezoelektrischen Effekts geringste Bewegungen messen. Diese Geräte sind nicht für die Überwachung von Vitalfunktionen konzipiert, stattdessen zeichnen sie Herz- sowie Respirationen während des Schlafes auf und schätzen Parameter wie beispielsweise die Schlaftiefe und die Schlafdauer. Hierzu zählen unter anderem der *beddit Sleep Tracker* [43] [44], der *Sleepace Schlafmonitor* von *Medisana* [45] und *Emfit QS* [46] [39].

2.5.2 Hydraulische Sensoren

An der *University of Missouri-Columbia* wurde ein flacher Sensor für den Bereich der Altenpflege entwickelt, welcher unter der Matratze platziert wird und Herzschlag sowie Atmung von einer im Bett befindlichen Person detektiert. Der Unterschied zu den zuvor genannten Systemen besteht darin, dass der Sensor einen flexiblen Behälter darstellt, welcher mit Wasser gefüllt ist. Die Messung erfolgt mithilfe eines Drucksensors, der über eine Hydraulikleitung mit dem Behälter in Verbindung steht. Das Gerät befindet sich im Entwicklungsstadium, wurde patentiert, ist aber noch nicht am Markt erhältlich [47].

2.5.3 Radartechnik

Das Unternehmen *ResMed* nutzt für sein Produkt *S+* eine alternative Technologie und misst die Atmung einer Person mittels Radartechnik. Das Gerät wird dabei auf dem Nachtkästchen platziert und in die Richtung des Bettes gedreht. Es verspricht unter anderem Leichtschlaf, Tiefschlaf und REM zu erkennen [48].

2.5.4 Sensorik unter Bettpfosten

In der Literatur sind zahlreiche Publikationen zu finden, in denen Messungen der durch den Herzschlag und/oder der Atmung verursachten Kräfte mithilfe von unter den Bettpfosten platzierten Sensoren beschrieben wurden. Dabei wurden jedoch ausschließlich vertikale Kräfte gemessen und handelsübliche Wägezellen oder Sensoren auf Basis des piezoelektrischen Effekts verwendet [40, 41, 49, 50, 51].

Abgesehen von den genannten handelsüblichen Sensoren konnte kein Produkt am Markt gefunden werden, welches diesen Messaufbau verwendet. Stattdessen wurden Patente entdeckt, welche sich auf ballistokardiografische Messungen mittels unter den Bettpfosten platzierten Sensoren beziehen. Dazu zählt das von Schierz et al. der *Eidgenössischen Technischen Hochschule Zürich* (ETH) patentierte „Verfahren zum Messen zumindest der Atemfrequenz eines Lebewesens“. Dieses sieht vor, dass unter allen vier Bettpfosten ein Kraftsensor angeordnet wird, sodass der Ort des Schwerpunkts sowie dessen zeitliche Ortsveränderungen gemessen werden können (siehe Abbildung 2-11).

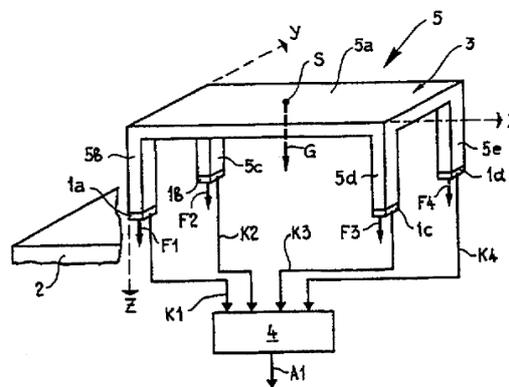


Abbildung 2-11: Patent WO1999017658A1 Messaufbau [52].

Der Kraftsensor ist als ein u-förmiger Körper mit zwei Schenkeln ausgestaltet, wobei zwischen den beiden Schenkeln eine optische Distanzmessvorrichtung angeordnet ist (siehe Abbildung 2-12).

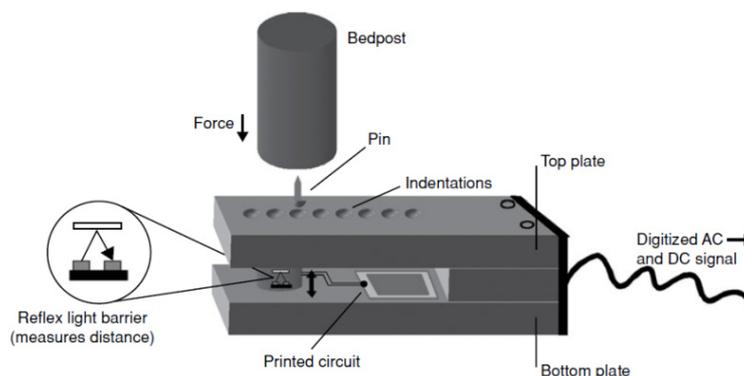


Abbildung 2-12: Patent WO1999017658A1 Kraftsensor [53].

Um eine breite Anwendbarkeit an verschiedenen handelsüblichen Betten zu demonstrieren, testeten die Autoren ihre Konstruktion an allen möglichen

Kombinationen aus 3 unterschiedlichen Betten (Metall/Holz/Kunststoff), 3 verschiedenen Bettgestellen und 2 Matratzen (harter Schaumstoff/weiche Federn) an 4 Probanden. Jeder Proband musste jeweils 5 Minuten in jeder Bettkombination am Rücken liegen, während simultan ein EKG aufgezeichnet wurde. Aus den insgesamt 72 Trials wurden die Herzraten aus dem EKG und dem BCG (mithilfe der Bestimmung lokaler Maxima im Messsignal) berechnet. Aus deren Differenzen wurde der mittlere Fehler berechnet, welcher mit $-0,035$ bpm und einer Standardabweichung von $\sigma = 0.89$ bpm beziffert wurde.

Eine Verwendung von Kraftaufnehmern unter Bettpfosten (oder Sesselbeinen) und der gleichzeitigen Messung von Störsignalen mittels zusätzlichem Seismografen wurde bereits in dem mittlerweile verjährten Patent „Berührungsloses Atem und/oder Pulsüberwachungsgerät“ beschrieben [54].

2.5.5 Babymonitoring

Im Bereich der Atmungsüberwachung von Babys werden Einlagematten angeboten, welche in das Kinderbett gelegt werden und eine Alarmierung einleiten, sobald die Atemfrequenz des Babys unter einen Schwellwert fällt. Beispiele hierfür sind das Produkt *Babysense* von *AUDIOLINE* oder die Überwachungsgeräte von *Angelcare*. Ergänzend sei noch der *Baby Monitor* von *Owlet* erwähnt. Hierbei handelt es sich um eine Socke, die auf Basis der Pulsoxymetrie die arterielle Sauerstoffsättigung des Babys bestimmt und gegebenenfalls einen Alarm auslöst.

2.5.6 Sonstige Sensoren

Abschließend seien noch einige eher ungewöhnlichere Sensoranwendungen erwähnt. Hierzu zählen beispielsweise pneumatische Messsysteme in der Ausführung einer Luftmatratze [55] oder als Luftpolster, die unter [56] beziehungsweise auf der Matratze [57] platziert werden. Eine weitere Variante stellt ein hydraulischer Sensor dar, welcher unter dem Kopfkissen platziert wird [58]. Darüber hinaus finden auch optische Messmethoden beispielsweise mithilfe von spiralförmig verlegten Fiberglas-Fasern in Matratzen Verwendung [59].

2.5.7 Diskussion

Die Auflistung von Produkten und Systemen wurde auf jene beschränkt, die für Anwendungen des Schlafmonitorings zuverlässige Messdaten generieren könnten und ein realistisches Marktpotential aufweisen. Alternative Methoden beispielsweise auf Basis von Ultraschall, Thermografie, Lasertriangulation oder kapazitiver EKG-Messung wurden nicht angeführt [60].

Des Weiteren wurden am Handgelenk zu tragende Beschleunigungssensoren (Aktigrafen) ausgenommen, da sich deren schlafmedizinischer Nutzen auf die Schätzung der Schlafdauer und der Anzahl von Wachmomenten beschränkt.

Wird vom Arzt ein erhöhtes Risiko für den Plötzlichen Kindstod (SIDS) eines Babys festgestellt, wird ein Überwachungsgerät mit auf der Haut aufgeklebten Elektroden verordnet. Diese Geräte können und sollen nicht von kontaktlosen Babymonitoring-Geräten ersetzt werden. Viele Eltern wünschen sich nach dieser Zeit eine Fortsetzung der Überwachung oder sie entscheiden sich auch bei nicht diagnostiziertem SIDS-Risiko für den Kauf eines nicht medizinischen Babymonitoring-Systems. Diese Produkte können Fehlalarme auslösen und möglicherweise auch Atemstillstände nicht ordnungsgemäß detektieren. Nicht verordnete Vitalfunktionsüberwachungen von Babys werden daher von einigen Medizern als bedenklich angesehen, da sie den Eltern ein irreführendes subjektives Sicherheitsgefühl vortäuschen können. Möglicherweise kann aber mithilfe der dreidimensionalen Ballistokardiografie der physiologische Kräfteverlauf des Herzschlags exakter von Artefakten unterschieden und somit eine zuverlässigere Alarmierung erreicht werden. Eindimensionale BCG Messungen an Babys und Kleinkindern wurden bereits in der Literatur beschrieben [50, 51].

Das Marktpotential von technischen, schlafbezogenen Geräten hängt stark von der Kundenakzeptanz des jeweiligen Produkts ab. Diesbezüglich werden Radargeräte die elektromagnetische Strahlung emittieren eher kritisch betrachtet. Des Weiteren kann die Messung von Biosignalen versagen, wenn sich die Person im Bett in einer ungünstigen Ausrichtung zur Strahlungsquelle befindet.

Ähnlich werden Einlegematten und Sensoren unter beziehungsweise auf der Matratze wahrgenommen. Diese Produkte können ein subjektives Unwohlbefinden

auslösen, welches mit dem umgangssprachlichen Begriff *Elektrosmog* assoziierte wird.

Vertikale Kraftmesssensoren, welche unter den Bettpfosten platziert werden, eignen sich sehr gut zur Messung der durch die Atmung verursachten Schwerpunktverlagerungen. Jedoch weisen sie Schwächen bei der Herzschlagdetektion auf, wenn sich die Person im Bett in Seitenlage befindet. Eine Verbesserung kann erreicht werden, wenn eine horizontale Messung durchgeführt wird, da das Ballistokardiogramm in longitudinaler Richtung die größten Amplituden aufweist. Damit kann eine wesentlich robustere Messung des Herzschlags durchgeführt werden und im Falle einer dreidimensionalen Messung eine zusätzliche Information über die Ausrichtung und Körperlage der Person akquiriert werden. Handelsübliche dreidimensionale Wägezellen eignen sich diesbezüglich nur bedingt. Den im Alltag unter Umständen auftretenden enormen mechanischen Belastungen würden diese Sensoren (mit der geforderten Empfindlichkeit) nicht lange standhalten.

Mit den Beschleunigungssensoren von *Murata Manufacturing* [61] kann eine kostengünstige Lösung einer BCG-Messung realisiert werden. Der Sensor wird vorzugsweise unter der Matratze oder am Bettgestell fixiert. Beschleunigungssensoren weisen jedoch Schwächen bei der Messung von Beschleunigungen sehr niedriger Frequenzen auf. Dies könnte bei der Detektion der Atmung, die in manchen Schlafstadien sehr flach ausfallen kann, zu Problemen führen.

3 Kraftaufnehmer

3.1 Einleitung

Um die durch das menschliche Herz erzeugten Kräfte messtechnisch erfassen zu können, werden diese zuerst mithilfe einer mechanischen Konstruktion in elastische Verformungen umgewandelt. Durch Messen dieser Verformungen werden die einwirkenden Kräfte unter Zuhilfenahme einer Kalibrierkennlinie berechnet. Die Konstruktion wird dabei unter dem Bettpfosten platziert und ist somit sehr hohen mechanischen statischen und dynamischen Belastungen ausgesetzt.

Ausgehend von einer bereits existierenden Konstruktion (Abbildung 2-12, S23) wurde erst ein eindimensionaler Sensor für vertikale Kraftmessungen gefertigt. Nach zahlreichen Feldtests und sukzessiver Überarbeitungen der Konstruktion wurden schließlich ein zwei- sowie ein dreidimensionaler Kraftaufnehmer entwickelt.

3.2 Methoden

3.2.1 Mechanik

Durch den speziellen Aufbau des Sensors werden die in verschiedene Richtungen wirkenden Kräfte \vec{F} auf lokale Bereiche in der Bauteilkonstruktion gelenkt und durch Kerbungen örtlich fokussiert. Die in den Punkten konzentrierten mechanischen Spannungen $\vec{\sigma}$ führen zu lokalen reversiblen Materialverformungen, welche mittels Dehnungsmesstreifen in elektrische Widerstandsänderungen umgewandelt werden. Dadurch werden Messungen von Betrag und Richtung der auf den Sensor wirkenden Kräfte ermöglicht.

Abbildung 3-1 zeigt das zugrundeliegende vereinfachte mechanische Modell eines Kragträgers bei Einwirken einer Kraft F und dem dadurch verursachten Biegespannungsverlauf $\sigma_B(d)$.

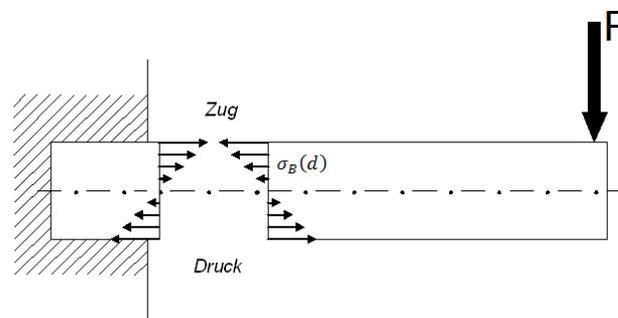


Abbildung 3-1: Kragträger mit Biegespannungsverlauf [62].

Die Biegespannung σ_B ist vom Abstand d in m zur neutralen Phase (Strichpunktlinie) abhängig und berechnet sich mit:

$$\sigma_B(d) = \frac{M}{I} \cdot d, \quad (1)$$

mit dem Biegemoment M und dem Flächenträgheitsmoment I .

Die Materialdehnung ε berechnet sich mithilfe des E-Moduls:

$$\varepsilon(d) = \frac{\sigma_B(d)}{E}. \quad (2)$$

Für die Fertigung der Konstruktion wurde der Werkstoff V2a Edelstahl mit einem E-Modul von $200 \frac{\text{kN}}{\text{mm}^2}$ verwendet, wobei unlösbare Verbindungen mittels Schweißverfahren hergestellt wurden. Zusätzlich wurde der Sensor mit einem Aluminium-Gehäuse versehen, welches der Abschirmung elektrischer beziehungsweise elektromagnetischer Störgrößen dient.

Sowohl Personen, als auch handelsübliche Betten unterliegen sehr großen Gewichtsunterschieden. Um einen möglichst hohen Gewichtsmessbereich (in vertikaler Richtung) abdecken zu können, wurde ein Konzept mit abgerundeten Auflageflächen entwickelt um den Messbereich zu erweitern.

Die auf den Sensor wirkenden Kräfte werden mittels Endanschlüssen begrenzt, sodass die in den verwendeten Materialien auftretenden Spannungen unterhalb der Streckgrenze bleiben und somit dauerhafte plastische Bauteilverformungen verhindert werden. Dadurch können annähernd zeitinvariante Zusammenhänge zwischen Krafteinwirkung und Verformung gewährleistet werden.

Auf die Herleitung dieser Zusammenhänge wurde abgesehen, da sich durch Kerbungen umfangreiche nichtlineare Spannungsverläufe ergeben, diese aber für diese Arbeit nur von untergeordneter Bedeutung sind. Stattdessen wurden diese Zusammenhänge durch Kalibrierungsmessungen erfasst.

3.2.2 Messbrücke

Die messtechnische Erfassung der mechanischen Verformung erfolgt mittels Dehnungsmessstreifen (DMS). Metallische DMS (Abbildung 3-2) basieren auf der Grundlage, dass der elektrische Widerstand R eines Metalls nicht nur vom spezifischen Widerstand ρ , sondern auch von deren Länge l und Querschnitt A abhängt:

$$R = \rho \cdot \frac{l}{A}. \quad (3)$$

Bei Folien-DMS wird ein Widerstandsdraht gitterförmig auf eine Trägerfolie aufgebracht und mit zwei elektrischen Anschlüssen versehen. Diese Folien werden zur Dehnungsmessung auf das zu messende Objekt aufgeklebt und liefern einen zur

Dehnung proportionalen Widerstandswert durch die Längen- und Querschnittsänderung des Widerstandsdrahtes.

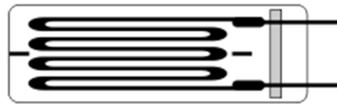


Abbildung 3-2: Dehnungsmessstreifen [63].

Die Einfachheit dieses Konzepts bietet Vorteile wie: geringe Bauteilgröße, geringes Gewicht, geringe Kosten, sehr hohe Grenzmessfrequenz und vor allem ein lineares Verhalten.

Kraftmessgeräte mit piezoelektrischen, optischen, induktiven oder kapazitiven Sensoren werden deshalb nur in Sonderfällen eingesetzt.

Bei der Anbringung der DMS auf das Werkstück sind Regeln bezüglich Oberflächenbeschaffenheit, Sauberkeit, Kleberspezifikation und Handlungsabfolge zu beachten. Diese wurden vom Hersteller mitgeliefert und eingehalten. Die Platzierungen der einzelnen DMS erfolgten gemäß Abbildung 3-6 und Abbildung 3-7, S.36.

Die sehr kleinen Widerstandsänderungen der DMS wurden mithilfe von Wheatstone'schen Messbrücken aufgenommen (siehe Abbildung 3-3). Die Subtraktion von zwei fast gleichen Messwerten führt zu unzuverlässigen Ergebnissen. Mithilfe der Wheatstone-Brücke wird die Differenz in der Schaltung gebildet und als Spannungsdifferenz U_d zuverlässig messbar.

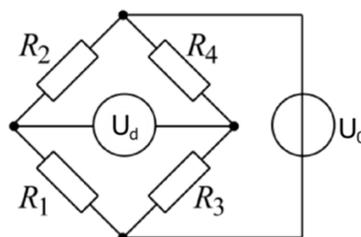


Abbildung 3-3: Wheatstone'sche Messbrücke [64].

Wird der Querschnitt des Widerstandsdrahtes mittels Durchmesser D berechnet, ergibt sich aus Formel (3):

$$R = \rho \cdot \frac{4 \cdot l}{D^2 \cdot \pi}. \quad (4)$$

Die Änderung des Widerstandes ist durch das totale Differenzial ΔR gegeben:

$$\Delta R = \frac{1}{\pi} \left(\frac{4l}{D^2} \Delta \rho + \rho \frac{4}{D^2} \Delta l - 2\rho \frac{4l}{D^3} \Delta D \right). \quad (5)$$

Die relative Widerstandsänderung ist damit:

$$\frac{\Delta R}{R} = \frac{\Delta \rho}{\rho} + \frac{\Delta l}{l} - 2 \cdot \frac{\Delta D}{D}. \quad (6)$$

Die relative Längenänderung ε :

$$\varepsilon = \frac{\Delta l}{l} \quad (7)$$

bildet mit der Querdehnungszahl μ die relative Querschnittsänderung ε_q :

$$\varepsilon_q = \frac{\Delta D}{D} = -\mu \cdot \varepsilon. \quad (8)$$

Somit folgt für die Widerstandsänderung:

$$\frac{\Delta R}{R} = k \cdot \frac{\Delta l}{l} = k \cdot \varepsilon \quad (9)$$

mit:

$$k = \frac{\Delta \rho}{\rho \cdot \varepsilon} + 1 + 2 \cdot \mu. \quad (10)$$

Die Variable k wird als k-Faktor bezeichnet und wird vom Hersteller des DMS angegeben. Er beinhaltet zusätzlich zu den geometrischen Parametern auch die durch die Dehnung verursachte geringfügige Änderung des spezifischen Widerstandes ρ .

Nachfolgende Tabelle 3-1 zeigt die Nennwiderstände, Gitterlängen, k-Faktoren und Maximalspannungen der verwendeten DMS Typen des Herstellers *OMEGA Engineering GmbH*.

Tabelle 3-1: DMS Spezifikationen.

Type	Nennwiderstand (Ohm)	Gitterlänge (mm)	k-Faktor	Max Spannung (V_{RMS})
SGD-7/1000-DY41	1000 +/-0,35%	7	2,11 +/-1%	27
SGD-7/350-LY41	350 +/-0,35%	6,5	2,13 +/-1%	15

Die am DMS anliegende Spannung U treibt einen Strom I durch den Widerstandsdraht. Die elektrische Leistung wird dabei in eine thermische Leistung umgewandelt und führt abhängig von der Wärmeleitung des Trägermaterials zu einer Eigenerwärmung. Um eine thermische Zerstörung des DMS zu verhindern, wurden die vom Hersteller angegebenen maximal zulässigen Speisespannung (siehe Tabelle 3-1) eingehalten.

Doch auch Spannungen unterhalb der maximal zulässigen Spannungen führen zu Erwärmungen und damit zu unangenehmen Nebeneffekten. Der k-Faktor ändert sich bei Konstantan-DMS um weniger als 1 % bei einer Temperaturänderung von 100 K. Erheblich größer ist der Einfluss durch die unerwünschte Ausdehnung des erwärmten Trägerwerkstoffes. Damit diese Dehnung nicht als Kraftereinwirkung fehlinterpretiert wird, wird den DMS bei der Fertigung ein zusätzlicher materialabhängiger Temperaturkoeffizient mitgegeben, welcher diesem Effekt zumindest in einem eingeschränkten Temperaturbereich entgegenwirkt.

Eine wesentlich exaktere Temperaturkompensation lässt sich durch die Anwendung einer DMS-Vollbrücke erreichen, bei der vier DMS auf den gleichen Werkstoff mit denselben Temperaturbedingungen geklebt werden, wobei zwei DMS bei Kraftereinwirkung die genau gegenläufige Dehnung im Bezug zu den zwei verbleibenden DMS erfahren (siehe DMS_Y in Abbildung 3-6). Ist dies aus Platzgründen nicht möglich, können zwei DMS auf eine unbelastete Stelle des gleichen Werkstoffs selber Temperatur positioniert werden und als passive DMS mit den aktiven DMS einer Halbbrücke verschaltet werden.

Die für diese Arbeit eingesetzten Konstantan-DMS wurden vom Hersteller für den Trägerwerkstoff Stahl angepasst. Aus Platzgründen konnte nur für die Achse 2D-y eine DMS-Vollbrücke realisiert werden. Als passive Widerstände in den Brückenschaltungen wurden Präzisions-Metallschichtwiderstände mit einem Temperaturkoeffizienten von $0,25 \frac{\text{ppm}}{\text{K}}$ verwendet. Auf weitere Temperaturkompensationen wurde in dieser Arbeit verzichtet, da der Fokus auf der Messung

dynamischer Kräfte lag und dafür geringfügige Temperaturdrifte bedeutungslos sind. „Kriech-Phänomene“ bei konstanter Krafteinwirkung wurden aus demselben Grund vernachlässigt.

Innerhalb der einzelnen Wheatstone-Brücken wurden alle Nennwiderstandswerte gleich groß gewählt. Somit ergibt sich unter Verwendung einer Gleichspannungsquelle U_0 eine Differenzspannung U_d mit:

$$U_d = U_0 \cdot \frac{1}{4} \cdot \left(\frac{\Delta R_1}{R} - \frac{\Delta R_2}{R} - \frac{\Delta R_3}{R} + \frac{\Delta R_4}{R} \right). \quad (11)$$

Durch Einsetzen der Formel (9) erhält man:

$$U_d = U_0 \cdot \frac{1}{4} \cdot N \cdot k \cdot \varepsilon. \quad (12)$$

mit dem Brückenfaktor $N=4$ bei einer Anwendung als Vollbrücke beziehungsweise $N=2$ als Halbbrücke.

Abbildung 3-4 zeigt das Rauschersatzschaltbild der abgeglichenen Messbrücke mit den Rauscheingangsströmen I_{N_OPV} und der Rauscheingangsspannungen U_{N_OPV} des nachgeschalteten Instrumentenverstärkers. Im Falle einer Brückenverstimmung kommt eine zusätzliche Rauschquelle U_{N_0} durch die nicht ideale Gleichspannungsquelle U_0 hinzu.

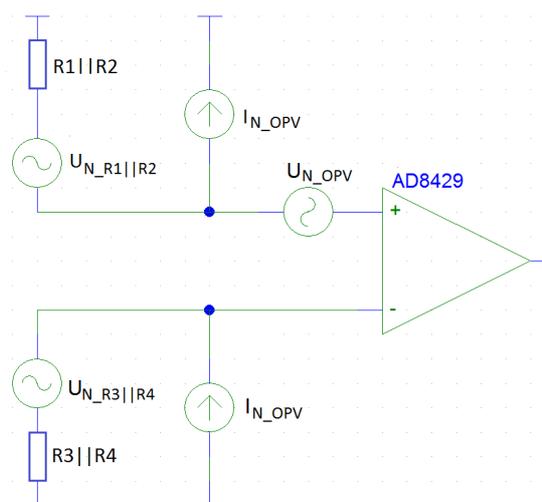


Abbildung 3-4: Messbrücke Rauschersatzschaltbild.

Der Effektivwert der thermischen Rauschspannung eines Widerstandes berechnet sich mit:

$$U_{N,R} = \sqrt{4 \cdot k \cdot T \cdot \Delta f \cdot R} . \quad (13)$$

Die vom nachgeschalteten Instrumentenverstärker erzeugten Rauschströme erzeugen an den Brückenwiderständen einen Spannungsabfall entsprechend dem Ohm'schen Gesetz. Um die gesamte effektive Rauschspannung am Eingang des Verstärkers zu berechnen, werden alle Rauschspannungen quadratisch addiert, wobei der Rauschanteil der Gleichspannungsquelle U_0 entsprechend der Höhe der Differenzspannung U_d skaliert wird:

$$U_{N,eff} = \sqrt{U_{N,R1||R2}^2 + U_{N,R3||R4}^2 + U_{N,OPV}^2 + (I_{N,OPV} \cdot R1||R2)^2 + (I_{N,OPV} \cdot R3||R4)^2 + \left(U_{N_0} \cdot \frac{U_d}{U_0}\right)^2} . \quad (14)$$

Basierend auf Testmessungen wurden die auf den Sensor wirkenden dynamischen Kräfte, welche das Nutzsignal repräsentieren mit $F_X = 0,05$ N, $F_Y = 0,7$ N und $F_Z = 0,3$ N angenommen. Die statischen Kräfte wurden mit $F_X = F_Y = 0$ N und $F_Z = 500$ N festgelegt, um ein auf den Sensor ruhendes Gewicht von etwa 50 kg zu simulieren. Mithilfe der Kalibrierungsergebnisse (Tabelle 3-4, S.40) konnte auf die entsprechenden Brücken-Differenzspannungen U_d zurückgerechnet werden und in weiterer Folge durch Einsetzen der Formel (7) in Formel (12) die auftretenden Längenänderungen Δl der DMS bestimmt werden. Die durch die statischen Kräfte erzeugten Differenzspannungen $U_{d,static}$ erhöhen den Rauschanteil der Gleichspannungs-quelle U_{N_0} in Formel (14). Die Spannung $U_{d,dynamisch}$ (Nutzsignal) wurde zur Vereinfachung als sinusförmig angenommen und nach Umwandlung in den Effektivwert zur Berechnung des SNR herangezogen:

$$SNR = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{U_{d,dynamisch}/\sqrt{2}}{U_{N,eff}} \right) . \quad (15)$$

Die genannten Berechnungen wurden für die DMS-Nennwiderstände 100 Ω , 350 Ω und 1000 Ω bis zur zulässigen Brückenspannungen durchgeführt.

Die Temperatur wurde mit $T = 27$ °C = 273,15 + 27 K und die Rauschbandbreite mit $\Delta f = 1.5$ kHz festgelegt.

Um die Rauscheinflüsse übersichtlicher darstellen zu können, wurden diese als über die Frequenz konstant (weißes Rauschen) angenommen.

Die effektive Rauschspannung des Linearreglers TPS7A30 (Texas Instruments) für die Gleichspannungsquelle U_0 wurde mit $1 \frac{\mu V}{\sqrt{Hz}}$ in Annäherung an den tatsächlichen Verlauf im Datenblatt [65] festgelegt. Die Rauscheingangsgrößen des nachgeschalteten Instrumentenverstärkers AD8429 (Analog Devices) betragen:

$$U_{N_OPV} = 1 \frac{nV}{\sqrt{Hz}}, I_{N_OPV} = 1,5 \frac{pA}{\sqrt{Hz}} \quad [66].$$

3.2.3 Kalibrierung

Für die Kalibrierungsmessungen in horizontale Richtungen wurden die Kraftaufnehmer in einem Schraubstock fixiert, ein Flüssigkeitsbehälter am Kopfende des Sensors befestigt und durch sukzessive Zugabe von Flüssigkeit (Wasser) eine steigende Gewichtskraft aufgebracht. Nach jedem Zufügen von Flüssigkeit wurden das Flüssigkeitsvolumen und der dazu vom Messverstärker ausgegebene Spannungswert notiert. (Die Spannungsmessung während des Kalibriervorgangs wird in der Beschreibung des Messverstärkers in Kapitel 4.2.5, S50 näher erläutert.) Da dieser Vorgang für alle Hin- und auch Gegenrichtungen der Hauptachsen durchgeführt wurde, konnte der durch den Flüssigkeitsbehälter entstehende Offsetfehler durch eine nachträgliche Offsetverschiebung der Messdaten korrigiert werden. Die Kalibrierungsmessung in vertikaler Richtung erfolgte äquivalent, jedoch nur in eine Richtung, wobei der durch den Behälter verursachte Offsetfehler von den Messwerten subtrahiert wurde. Das Gewicht des Behälters wurde mittels handelsüblicher Küchenwaage bestimmt.

Die aufgebrachten Kräfte entsprachen in etwa den in der praktischen Anwendung erwartenden Kräften von 50 N in horizontaler und 500 N in vertikaler Richtung.

Die Gewichtskraft F_G errechnet sich aus dem Flüssigkeitsvolumen V , der Dichte ρ der Flüssigkeit ($\rho_{Wasser} = 998 \frac{kg}{m^3}$) und der Gravitationskonstante g :

$$\vec{F}_G = V \cdot \rho \cdot \vec{g}. \quad (16)$$

Aus den aufgenommenen Messpunkten wurde mittels linearer Regression eine Ausgleichsgerade berechnet, welche als Kraft-Spannungs-Kennlinie des Kraftmesssystems dient. Der mittlere Fehler σ wurde mittels Standardabweichung der

Spannungsdifferenzen zwischen gemessenen und wahren Werten (Regressionsgerade) berechnet.

Verwendetes Voltmeter: Pancontrol PAN 111, Genauigkeit 0,5-5 %.

3.3 Ergebnisse

3.3.1 Mechanik

Abbildung 3-5 zeigt Fotografien des gefertigten zweidimensionalen Messumformers.

Abbildung 3-6 zeigt die Konstruktion des entworfenen zweidimensionalen beziehungsweise Abbildung 3-7 des dreidimensionalen Kraftaufnehmers mit den Endanschlügen zur Verhinderung einer dauerhaften plastischen Materialverformung des Sensors. Die in roter Farbe gekennzeichneten Dehnungsmessstreifen wurden an jenen Stellen platziert, an denen die auftretenden Spannungen durch symmetrische Kerbungen fokussiert wurden. Im Vergleich zur zweidimensionalen wurde bei der dreidimensionalen Konstruktion der tragende vertikale Flachstahl durch Rundstahl ersetzt und damit der Messbereich um die x-Achse erweitert.



Abbildung 3-5: Gefertigter Messumformer 2D.

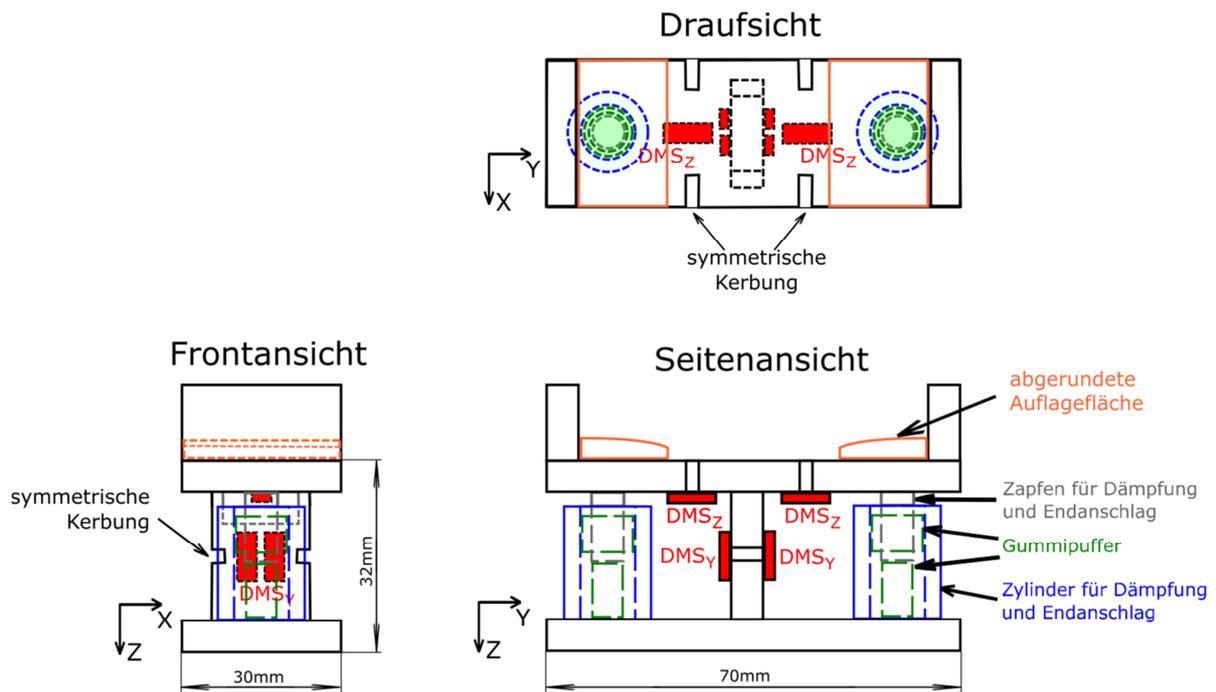


Abbildung 3-6: Messumformer 2D

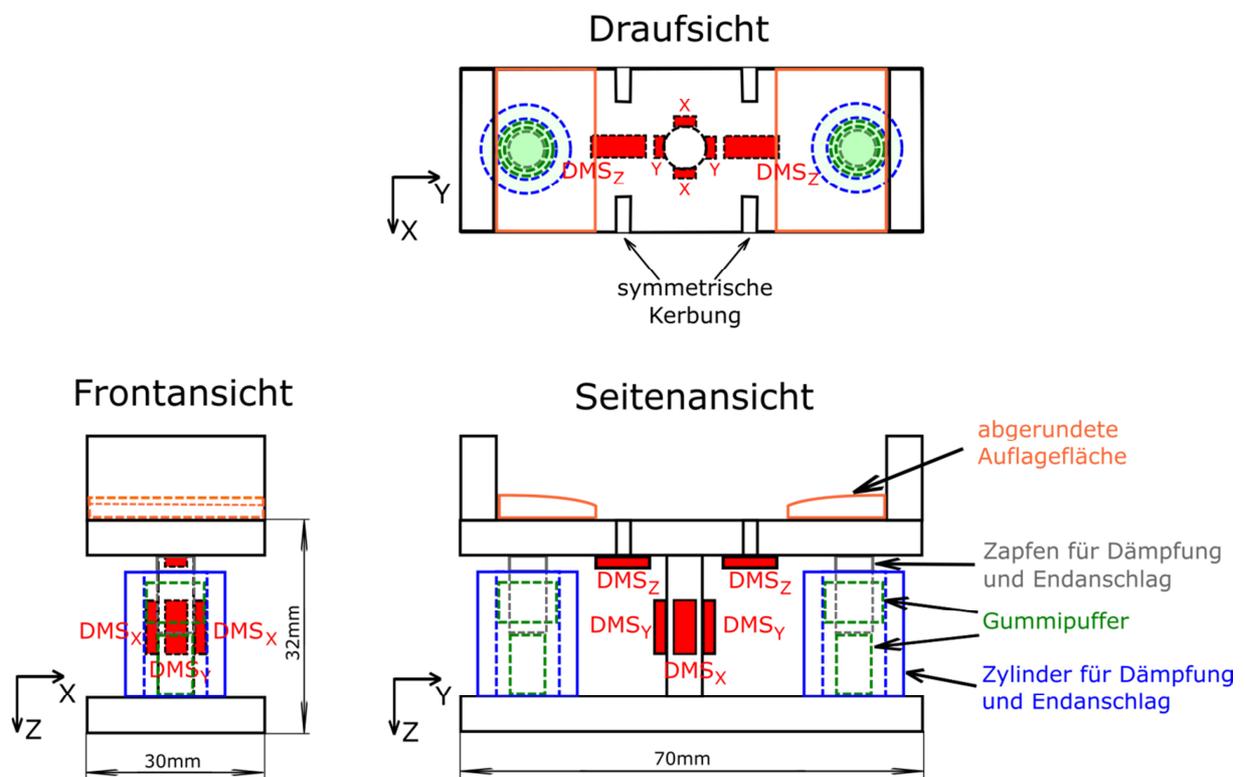


Abbildung 3-7: Messumformer 3D

3.3.2 Messbrücke

Abbildung 3-8 zeigt die Rauschspannungsdichten an einer Wheatstone-Brücke exemplarisch anhand der Achse 2D-z. Die Legende zeigt die jeweilige Ursache, die den entsprechenden Rauschbeitrag verursacht hat. Jedes der drei Diagramme repräsentiert eine Brücke, bei der alle Nennwiderstände innerhalb der Brücke mit einheitlich 100 Ω , 350 Ω oder 1000 Ω festgelegt wurden. Abbildung 3-9 zeigt die Verläufe des SNR bei einer Bandbreite $\Delta f = 1.5$ kHz derselben Achse 2D-z in Abhängigkeit der Brückenspannung U_0 (bis zur jeweiligen maximal zulässigen Brückenspannung) für die DMS-Nennwiderstände 100 Ω , 350 Ω und 1000 Ω .

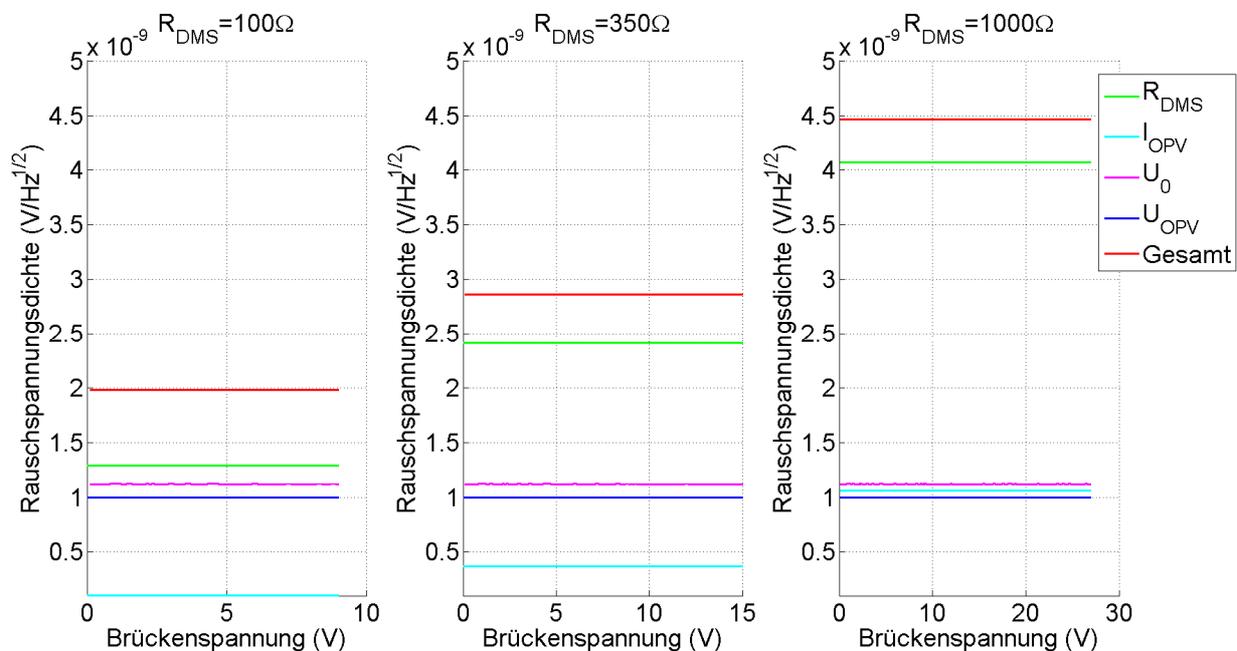


Abbildung 3-8: Rauschspannungsdichten an einer Wheatstone-Brücke bei verschiedenen DMS-Nennwiderständen ($T=27^\circ\text{C}$).

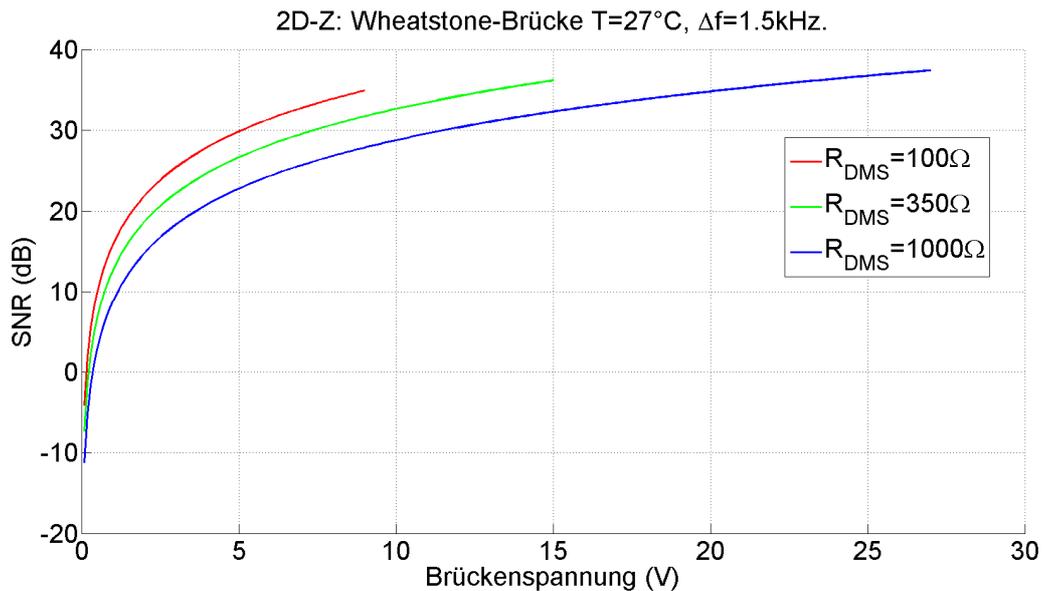


Abbildung 3-9: SNR Verlauf einer Wheatstone-Brücke in Abhängigkeit der Brückenspannung bei verschiedenen DMS-Nennwiderständen.

In Tabelle 3-2 sind alle verwendeten DMS-Typen und deren Kennwerte aufgelistet. Des Weiteren sind darin die Brückenfaktoren N (N=4 für Vollbrücke und N=2 für Halbbrücke) und die gewählten Nennspannungen der Brückenspannungsquellen zu finden.

Tabelle 3-2: Verwendete DMS-Typen, deren Kennwerte und gewählte Brückenspannungen.

Achse	DMS-Type	DMS-Nennwiderstand (Ohm)	Brückenfaktor N	Gewählte Brückenspannung (V)	k-Faktor
2D-y	SGD-7/1000-DY41	1000	4	15,0	2,11 +/-1%
2D-z	SGD-7/1000-DY41	1000	2	15,0	2,11 +/-1%
3D-x	SGD-7/350-LY41	350	2	7,5	2,13 +/-1%
3D-y	SGD-7/350-LY41	350	2	7,5	2,13 +/-1%
3D-z	SGD-7/1000-DY41	1000	2	15	2,11 +/-1%

Tabelle 3-3 zeigt die simulierten Kräfteinwirkungen auf den Sensor und die dabei auftretenden DMS-Längenänderungen sowie die berechneten Signal-Rausch-Verhältnisse am Eingang des nachgeschalteten Instrumentenverstärkers.

Tabelle 3-3: SNR bei $\Delta f = 1.5 \text{ kHz}$ der Messbrücken, die zur Berechnung herangezogenen Kräfteinwirkungen und die dabei auftretenden Längenänderungen der DMS.

Achse	Krafteinwirkung statisch (N)	Krafteinwirkung dynamisch (N)	Δl_{DMS} statisch (μm)	Δl_{DMS} dynamisch (nm)	SNR (dB)
2D-y	0	0,7	0	20,17	51,7
2D-z	500	0,3	7,42	4,45	32,3
3D-x	0	0,05	0	2,21	25,5
3D-y	0	0,7	0	12,94	40,8
3D-z	500	0,3	3,35	2,01	25,6

3.3.3 Kalibrierung

Folgende zwei Abbildungen zeigen exemplarisch die aufgenommenen Messpunkte, die Kraft-Spannungs-Kennlinien und die Messabweichungen der einzelnen Messpunkte im Zuge des Kalibrierungsvorganges des zweidimensionalen Sensors der Achse Z (Abbildung 3-10) beziehungsweise der Achse Y (Abbildung 3-11).

In darauffolgender Tabelle 3-4 sind die Steigungen der linearen Regressionskurven und die mittleren Messabweichungen aller Achsen angeführt.

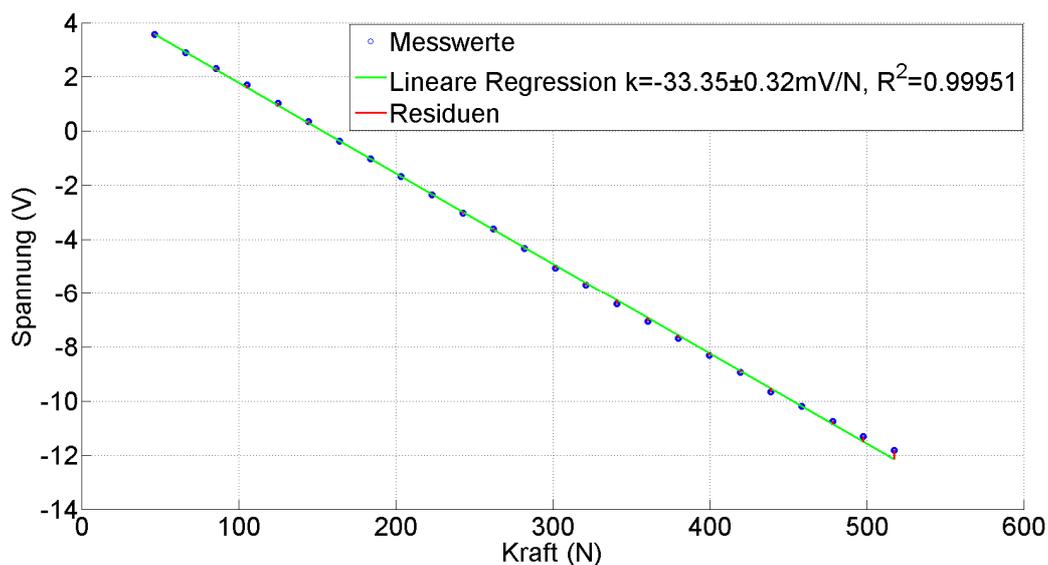


Abbildung 3-10: Kalibrierung 2D-z.

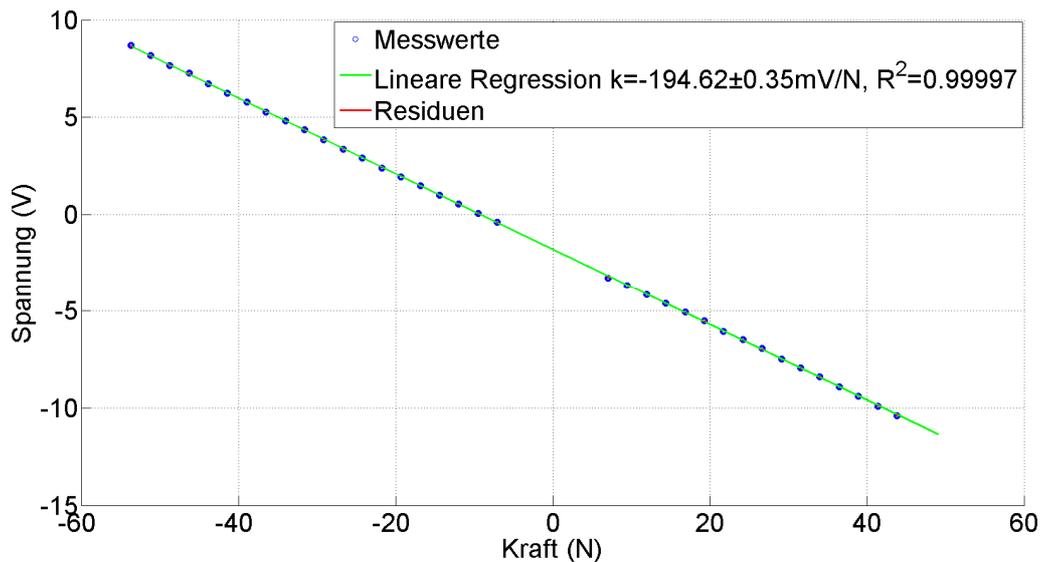


Abbildung 3-11: Kalibrierung 2D-y.

Tabelle 3-4: Kalibrierungsergebnisse.

Achse	95% Konfidenzintervall der Steigung k (mV/N)	Bestimmtheitsmaß R^2
2D-y	$-194,62 \pm 0,35$	0,9999
2D-z	$-33,35 \pm 0,32$	0,9995
3D-x	$54,02 \pm 0,33$	0,9996
3D-y	$-52,71 \pm 0,23$	0,9998
3D-z	$15,06 \pm 0,16$	0,9994

3.4 Diskussion

3.4.1 Mechanik

Aus Platzgründen konnte nur für die horizontale Messung des zweidimensionalen Sensors eine Vollbrücke mit vier Dehnungsmessstreifen realisiert werden, was sich in er höheren Signaldynamik und in weiterer Folge in einem höheren SNR gegenüber den anderen Achsen niederschlägt.

Durch die auf beiden Auslegern symmetrische Positionierung der DMS_z zur vertikalen Messung wird eine teilweise Kompensation von horizontal wirkenden Kräften erreicht (siehe Seitansichten beider Sensoren Abbildung 3-6, S.36, Abbildung 3-7, S.36). Die dabei auftretenden Scherkräfte bewirken eine Stauchung des einen sowie eine

Dehnung des gegenüberliegenden DMS_z . (Vertikale Kräfte bewirken hingegen eine gleichsinnige Dehnung beider DMS_z .)

Abbildung 3-12 zeigt wie die Auflagepunkte bei hoher vertikaler Belastung nach innen wandern, somit die Längen der Hebelarme verkürzen und bei gleichbleibender Kraft F_z die auf die Kragträger wirkenden Momente verringern. Damit wird der Messbereich für höhere Gewichte erweitert, wobei die Steigung der Kraft-Spannungs-Kennlinie bei größeren Kräften sinkt. D.h. das Messsystem verliert im höheren Gewichtsbereich in vertikaler Richtung an Linearität und Signaldynamik. Leider konnte diese Abflachung in der Kalibrierungskurve Abbildung 3-10, S.39 nicht gezeigt werden, da diese erst bei größeren Gewichten auftritt, welche beim Messaufbau nicht aufgebracht werden konnten. Der Aufbau wurde ab etwa 500 N mechanisch instabil und der Messvorgang musste abgebrochen werden.

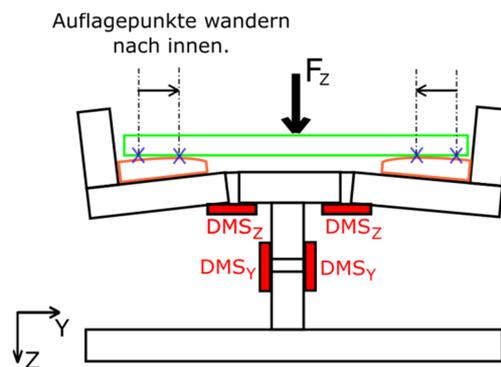


Abbildung 3-12: Messaufnehmer bei hoher vertikaler Gewichtskraft.

Wird der Sensor über einen längeren Zeitraum eingesetzt, führen die zyklischen Belastungen zu einer Materialermüdung und damit zu einer dauerhaften plastischen Verformung. Der dadurch entstehende systematische Fehler kann durch eine erneute Kalibrierung korrigiert werden. Die Materialermüdung kann aber auch zu Materialbruchstellen führen, daher sollte der Sensor vor einer eventuellen Serienfertigung einem entsprechenden Belastungstest unterzogen werden, welcher die erwartenden Kräfte und Zykluszahlen vorab simuliert.

3.4.2 Messbrücke

Rauschmechanismen (wie beispielsweise Schrotrauschen, welches erheblich an stromdurchflossenen Kohleschichtwiderständen in Erscheinung tritt) haben bei Metallen und damit bei Dehnungsmessstreifen nur marginalen Einfluss auf das Gesamtrauschen und wurden daher vernachlässigt. Des Weiteren wurden auch Rauscheinflüsse der aktiven Komponenten als frequenzunabhängig angenommen, um den Zusammenhang zwischen Brückenspannung und SNR übersichtlicher zeigen zu können (Strom- und Spannungsrauschen von Operationsverstärkern zeigen im unteren Frequenzbereich einen $1/f$ Verlauf). Im folgenden Kapitel werden akkuratere Rauschmodelle verwendet, um das Gesamtrauschen der Messkette zu simulieren.

In Abbildung 3-8 ist zu sehen, dass sich der Nennwiderstand der DMS nicht nur auf das thermische Rauschen der Widerstände, sondern auch auf den durch den OPV-Rauscheingangsstrom verursachten Spannungsabfall auswirkt und das Gesamtrauschen somit maßgeblich beeinflusst. Die Rauscheinflüsse sind von der Brückenspannung unabhängig, die Höhe des Nutzsignals vergrößert sich hingegen proportional dazu. D.h. bei vergrößern der Brückenspannung erhöht sich gleichzeitig das SNR.

Wie in Abbildung 3-9 ersichtlich, ist für kleinere Spannungen das SNR bei kleineren Widerstandswerten besser. Jedoch dürfen DMS mit kleineren Widerständen nur mit kleineren Spannungen betrieben werden. Werden die DMS im Bereich der maximal zulässigen Brückenspannung betrieben, so kann mit höheren Widerstandswerten ein besseres SNR erzielt werden.

Leider konnten aufgrund von zu langen Lieferzeiten des Herstellers nicht alle DMS in der weniger gängigen Variante $1000\ \Omega$ ausgeführt werden. Stattdessen musste teilweise auf die Alternative mit $350\ \Omega$ zurückgegriffen werden (siehe Tabelle 3-2, S.38).

Bei den gewählten Brückenspannungen von $7,5\ \text{V}$ (bei $350\ \Omega$) beziehungsweise $15\ \text{V}$ (bei $1000\ \Omega$) wurden nicht die maximal zulässigen Spannungen ausgewählt und damit auch nicht die bestmöglichen Signal-Rausch-Verhältnisse erzielt. Der Grund hierfür lag in Bedenken hinsichtlich möglicher thermischer Zerstörungen, sollte ein

DMS punktuell einer verminderten Wärmeleitung beispielsweise durch Klebefehler unterliegen.

Ein Nachteil von höheren Nennwiderständen der DMS ist die damit einhergehende erhöhte Anfälligkeit auf Störungseinkopplungen vorwiegend über die Anschlussleitungen. Während sich elektrische Felder und elektromagnetische Wellen von außerhalb durch das metallische Aluminiumgehäuse abschirmen lassen, wurde induktiven Kopplungen durch Verdrillen der Leitungen entgegengewirkt. Die Leitungslängen zu den Messbrücken wurden so kurz wie möglich gehalten.

3.4.3 Kalibrierung

Die in den Methoden 3.2 beschriebene Offsetkorrektur der Kalibrierungskennlinie in Z-Richtung wurde anhand einer Gewichtsmessung des verwendeten Flüssigkeitsbehälters mittels handelsüblicher Küchenwaage durchgeführt. Die Messgenauigkeit dieser Waage ist unbekannt. Der dadurch unbekannt Offsetfehler ist nur von geringer Bedeutung, da sich dieser praktisch nur auf die statische Gewichtsmessung auswirkt. Für die Messungen physiologischer Parameter wie Atmung und Herzschlag sind dynamische Gewichtsänderungen relevant, also die Steigung der Kalibrierungskennlinie im Bereich des jeweiligen Arbeitspunktes. Die durch einen geringen Offsetfehler verursachte Verschiebung dieses Arbeitspunktes hat somit nur einen vernachlässigbar kleinen Einfluss auf die dynamische Komponente des Messergebnisses.

Die Tabelle 3-4, S.40 zeigt die Steigungen der Kraft-Spannungs-Zusammenhänge. Diese Steigungen werden einerseits durch Parameter der verwendeten Messbrücken und andererseits durch die Größe der Verformung bei einwirkenden Kräften bestimmt. Die Achse 3D-z weist mit 15,06 mV/N bei gleicher Krafteinwirkung eine weniger als halb so große Verformung auf als die Achse 2D-z mit 33,35 mV/N. (Die Parameter beider Messbrücken sind ident.) Dies lässt darauf schließen, dass die Kerbungen der Achse 3D-z in zu geringem Maße ausgeführt wurden. Daraus resultiert eine geringere Signaldynamik, was sich wiederum in einem schlechteren SNR widerspiegelt. Das kleinste SNR ist bei der Achse 3D-x zu finden, da in diese

Richtung geringere Kräfte auftreten und somit das BCG-Signal die kleinsten Amplituden aufweist.

Die Abweichungen der einzelnen Messpunkte zu den Regressionsgeraden sind vor allem der mangelnden Genauigkeit des verwendeten Voltmeters geschuldet. Dieses Messrauschen lässt keine Schlüsse über das tatsächliche SNR des entwickelten Messsystems zu. Daher erfolgt die Bestimmung des SNR mit akkurateren Methoden im folgenden Kapitel 4.

Obwohl das sukzessive Zugeben von Flüssigkeit mit besonderer Sorgfalt erfolgte, sind auch hierbei geringe Abweichungen in den applizierten Volumina anzunehmen. Des Weiteren hat die Richtigkeit des verwendeten Messgefäßes einen Einfluss auf die Steigung der Kennlinie, wodurch letztendlich keine Angabe über die Genauigkeit der Kalibrierung möglich ist. Die in Tabelle 3-4, S.40 angeführten 95%-Konfidenzintervalle beziehen sich lediglich auf die durchgeführten Regressionsanalysen.

4 Messverstärker

4.1 Einleitung

Die Anforderungen an die benötigten Messverstärker sind die sehr kleinen dynamischen BCG-Signale vor der Digitalisierung um den Faktor 10^5 zu verstärken. Gleichzeitig müssen sie in einem sehr großen Offsetspannungsbereich (Gewichtsbereich) einsetzbar sein, ohne dabei niederfrequente Biosignale der Atmung zu filtern.

Die Digitalisierung eines so großen Messbereichs würde eine hohe Anzahl von Bits der AD-Konverter erfordern, um die gewünschte Genauigkeit zu erreichen. Damit würden höhere Datenmengen, geringere Abtastraten und vor allem höhere Störungsempfindlichkeiten gegenüber Rauschen einhergehen.

Um diese Nachteile zu umgehen, wurde eine Schaltung entworfen, welche die statische und dynamische Signalkomponente separiert und getrennt voneinander zur Verfügung stellt. Damit konnte die dynamische Signalkomponente auf den Messbereichsendwert des AD-Konverters skaliert und mit einer erheblich geringeren Anzahl von Bits (bei gleichem SNR) digitalisiert werden.

Zur Verstärkung der von den Messbrücken erzeugten Differenzspannungen wurden Instrumentenverstärker eingesetzt, da sie die Vorteile eines hohen Eingangswiderstandes, eines kleinen Ausgangswiderstandes und vor allem einer großen Gleichtaktunterdrückung vereinen.

Abschließend wurden die Signal-Rausch-Verhältnisse der gesamten Messkette ermittelt und die benötigten Auflösungen der nachgeschalteten AD-Konverter abgeschätzt.

4.2 Methoden

4.2.1 Design

Abbildung 4-1 zeigt die Messverstärker-Grundschialtung, wobei die Funktionseinheiten: Instrumentenverstärker, Integrator und Tiefpass in Rechtecken zusammengefasst sind. Eine ähnliche Schaltung ist in der Literatur zu finden [67].

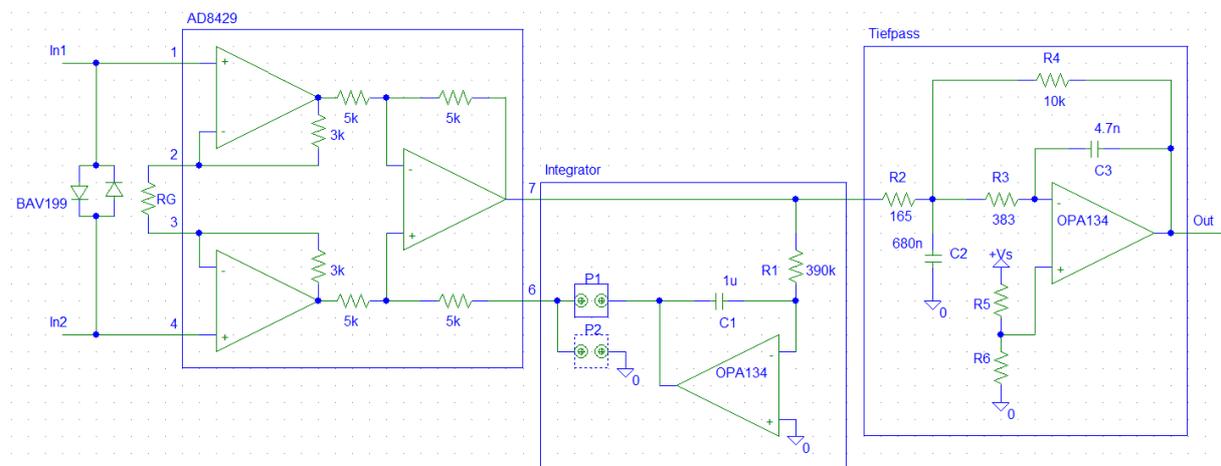


Abbildung 4-1: Messverstärker Grundschialtung.

Der Instrumentenverstärker AD8429 wurde vor allem aufgrund seiner geringen Rauschkenngrößen ausgewählt. Der Verstärkungsfaktor G_1 wird mithilfe eines an die Pins 2 und 3 angeschlossenen Widerstands R_G festgelegt. Dieser berechnet sich mit:

$$G_1 = 1 + \frac{2 \cdot 3 \cdot 10^3 \Omega}{R_G} \quad (1)$$

Die allgemeine Herleitung der Verstärkung eines Instrumentenverstärkers ist der Literatur zu entnehmen [68].

Bei den gewählten Verstärkungsfaktoren im Bereich von etwa 10^3 bis $2 \cdot 10^3$ ist der Verstärkereingang laut Datenblatt [66] vor Differenzspannungen außerhalb des Intervalls von ± 1 V zu schützen. Dies wurde mittels antiparallel geschalteten (Low-Leakage) Dioden BAV199 gewährleistet. Der bei Überschreiten der Dioden-Vorwärtsspannung fließende Strom wird von den Widerständen der vorgeschalteten Wheatstone-Brücke begrenzt.

Die zweite und mittlere Funktionseinheit in Abbildung 4-1 dient der Trennung von statischen und dynamischen Signalkomponenten. Das Ausgangssignal des Instrumentenverstärkers wird dabei mithilfe einer Integratorschaltung tiefpassgefiltert, invertiert und über Pin 6 zur Offsetkorrektur dem Instrumentenverstärker zurückgeführt. Damit wird insgesamt eine Hochpassfilterung des Ausgangssignals erreicht. Die tiefpassgefilterte Signalkomponente (verursacht durch statische Kräfte wie beispielsweise der Gewichtskraft) geht dabei nicht verloren, sondern liegt invertiert am Ausgang des Integrators an.

Da die zu messenden Atemfrequenzen in einem Bereich von ungefähr 0,2 bis 0,4 Hz liegen, musste die Grenzfrequenz des Hochpassfilters für Messungen vertikaler Kräfte entsprechend darunter mit etwa 20 mHz festgelegt werden. Für die Messung horizontaler Kräfte wurde eine Eckfrequenz f_{c1} von 0,4 Hz gewählt. Diese berechnet sich mit dem Widerstand R_1 und der Kapazität C_1 nach der Formel:

$$f_{c1} = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot R_1 \cdot C_1} \cdot \quad (2)$$

Die dritte und letzte Funktionseinheit in Abbildung 4-1 dient der Signalkonditionierung für den nachgeschalteten Analog-Digital-Konverter indem das Nutzsignal um den Faktor G_2 auf einen Spitze-Spitze-Wert von Messbereichsendwert/4 (3,3 / 4 V) verstärkt wird.

Des Weiteren wird mittels Spannungsteiler am nichtinvertierenden OPV-Eingang eine Offsetverschiebung vollzogen, welche den Nutzsignalmittelwert auf den Messbereichsendwert/2 (3,3 / 2 V) anhebt und somit zentriert.

Diese Funktionseinheit stellt gleichzeitig ein aktives Butterworth-Tiefpassfilter 2ter Ordnung (40 dB Dämpfung/Dekade) dar und dient als Aliasingfilter vor der Analog-Digital-Umsetzung sowie der Bandbegrenzung des Rauschens.

Damit sich für R_4 reelle Widerstandswerte ergeben, müssen die Kapazitätswerte der Kondensatoren folgende Bedingung erfüllen:

$$\frac{C_2}{C_3} \geq \frac{4b_1(1-G_2)}{a_1^2}. \quad (3)$$

Mit der negativen Gleichspannungsverstärkung G_2 und den Filterkoeffizienten $a_1 = \sqrt{2}$ und $b_1 = 1$ für ein Butterworth-Filter mit 3 dB Welligkeit aus der Literatur [69].

Die einzelnen Widerstandswerte errechnen sich danach mit der gewünschten Tiefpass-Eckfrequenz f_{c2} :

$$R_4 = \frac{a_1 C_2 - \sqrt{a_1^2 C_2^2 - 4C_3 C_2 b_1 (1-G_2)}}{4\pi f_{c2} C_3 C_2}, \quad (4)$$

$$R_2 = \frac{R_4}{-G_2}, \quad (5)$$

$$R_3 = \frac{b_1}{4\pi^2 f_{c2}^2 C_3 C_2 R_4}. \quad (6)$$

Unter der Bandbreite eines Verstärkers wird jener Frequenzbereich verstanden, in dem eine näherungsweise konstante Verstärkung vorliegt. Diese berechnet sich mithilfe des Verstärkungs-Bandbreite-Produkts GBP und der verbleibenden Verstärkung aufgrund der Gegenkopplung (Closed-Loop-Gain). Das GBP entspricht näherungsweise der Transitfrequenz, also jener Frequenz, bei der die Geradeausverstärkung auf den Wert 1 (0 dB) abgefallen ist.

Mithilfe der Formel

$$\text{Bandbreite} = \frac{GBP}{\text{Verstärkung}} \quad (7)$$

wurde sichergestellt, dass die Verstärkerbandbreiten über den Grenzfrequenzen der Tiefpassfilter lagen.

Die Eingangsimpedanzen der Messverstärkerschaltungen entsprechen jenen des Instrumentenverstärkers AD8429 (1,5 GΩ || 3 pF), die Ausgangsimpedanzen jenen des OPA134 (< 0,2 Ω). Die detaillierten Bauteilkennwerte sind den jeweiligen Datenblättern zu entnehmen [66] [70].

4.2.2 Rauschen

Vor der Fertigung der Hardware wurden die Amplitudengänge und die spektralen Rauschverteilungen der Messelektronik mithilfe von Rauschmodellen der Hersteller simuliert. Abbildung 4-2 zeigt eine Bauteilkonfiguration in der grafischen Benutzeroberfläche der verwendeten Software *PSpice* (*OrCAD*).

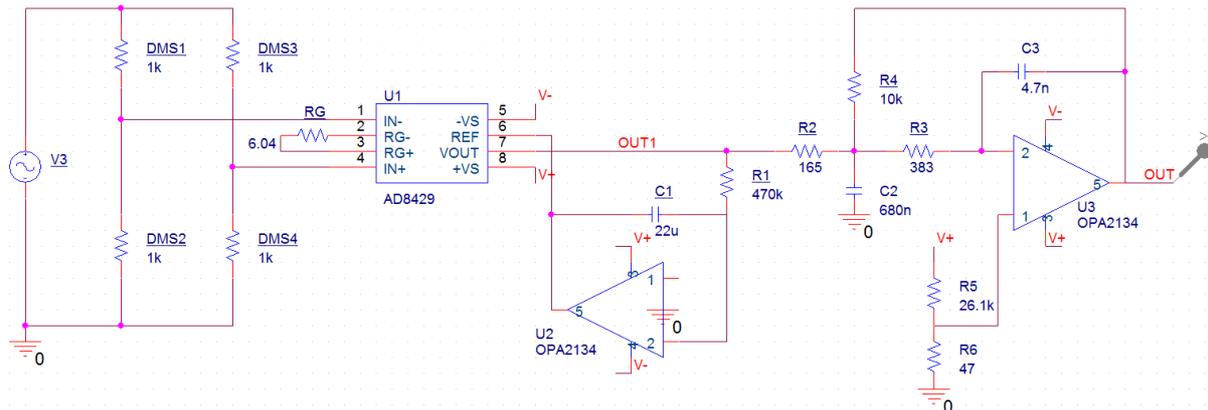


Abbildung 4-2: PSpice Bauteilkonfiguration in der grafischen Benutzeroberfläche.

Die Berechnung des SNR erfolgte äquivalent zur in Kapitel 3.2.2 beschriebenen Methode mit der Formel:

$$SNR = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{U_{d,dynamisch}/\sqrt{2}}{U_{N,eff}} \right). \quad (8)$$

Jedoch wurde in diesem Fall die effektive Rauschspannung $U_{N,eff}$ nicht rechnerisch, sondern mittels Simulation ermittelt, indem die spektrale Rauschspannungsdichte U_N mithilfe der Software (*PSpice*) über den Frequenzbereich $f = 1 \mu\text{Hz} - 100 \text{kHz}$ integriert wurde:

$$U_{N,eff} = \sqrt{\int_{1\mu\text{Hz}}^{100\text{kHz}} U_N(f)^2 df}. \quad (9)$$

Die effektive Auflösung in Bit berechnet sich mit:

$$Auflösung_{eff} = \log_2 \left(\frac{U_{d,dynamisch}}{U_{N,eff}} \right). \quad (10)$$

Unter der Annahme, dass das Rauschen eine Normalverteilung aufweist, liegen 99,9 % der Werte im Bereich von $6,6 \cdot U_{N,eff}$. Somit kann die rauschfreie Auflösung mit folgender Formel berechnet werden:

$$Auflösung_{rauschfrei} = \log_2 \left(\frac{U_{d,dynamisch}}{U_{N,eff * 6,6}} \right). \quad (11)$$

Damit liegt die rauschfreie Auflösung 2.7 Bit unter der effektiven Auflösung.

4.2.3 Fertigung

Im Anschluss wurden die elektronischen Bauteile mittels Oberflächenmontage (SMD) auf Universalplatinen aufgebracht und die benötigten leitenden Verbindungen mittels Löttechnik hergestellt. Die Platinen wurden in metallischen Gehäusen untergebracht und mit möglichst kurzen geschirmten, verdrehten Leitungen in die Messkette eingebunden. Des Weiteren wurden Herstellerempfehlungen der verwendeten Bauteile umgesetzt. Beispielsweise wurden (Low-ESR) Stützkondensatoren mit $0,1 \mu\text{F}$ unmittelbar an den Spannungsversorgungspins der OPV und weitere mit einer Kapazität von $10 \mu\text{F}$ in einem etwas größeren Abstand platziert (siehe Abbildung 4-3).

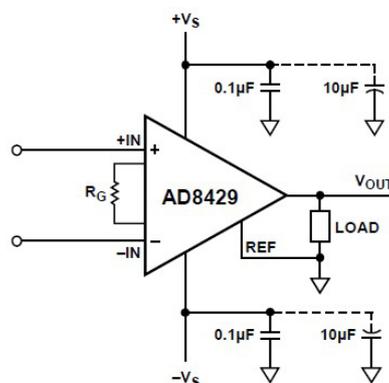


Abbildung 4-3: Positionierung von Stützkondensatoren am AD8429 [66].

4.2.4 Messung

Da einerseits elektronische Bauteile einer Fertigungstoleranz unterliegen und andererseits durch auf der Platine verlegte Leitungen parasitäre Kapazitäten sowie Induktivitäten in Erscheinung treten, wurden die sehr kleinen Eckfrequenzen der Hochpassfilter (für vertikale Messungen) messtechnisch überprüft. Dazu wurde durch

plötzliches Entlasten des Sensors (Gewicht wurde entfernt) eine Sprungfunktion erzeugt und aus dem zeitlichen Verlauf der Messkurve die Zeitkonstante τ des Filters berechnet. Die Grenzfrequenz errechnet sich mit:

$$f_{c1} = \frac{1}{2\pi\tau}, \quad (12)$$

wobei $1 \cdot \tau$ der Zeitspanne entspricht, in der die Amplitude auf 36,8 % des Ausgangswertes (100 %) abgefallen ist.

4.2.5 Kalibrierung

Der mechanische Aufbau und der Ablauf des Kalibrierungsvorgangs wurden bereits in Kapitel 3 beschrieben. An dieser Stelle werden die Methoden um Details bezüglich der Messelektronik ergänzt.

Während der Kalibriermessungen wurde in der mittleren Funktionseinheit der Jumper von P1 auf P2 umgesteckt. Dadurch wurde die Rückführung des Integrator-Ausgangs unterbrochen, die Hochpassfilterung deaktiviert und damit die Messung von statischen Kräften ermöglicht. Die Spannungsmessung erfolgte am Ausgang des Instrumentenverstärkers (erste Funktionseinheit) und wurde mit dem Verstärkungsfaktor der letzten Funktionseinheit in den endgültigen Kraft-Spannungszusammenhang umgerechnet. Eine direkte Messung am Ausgang des Messverstärkers war nicht möglich, da aufgrund der hohen Verstärkungen bereits geringe Kräfte zum Übersteuern dieses Ausgangs führen.

4.3 Ergebnisse

4.3.1 Design

Abbildung 4-4 zeigt den simulierten Amplitudengang der Messverstärkerschaltung für vertikale Messungen, wobei die Verstärkung auf 0 dB im Durchlassbereich skaliert wurde. Die Kurve zeigt im unteren Frequenzbereich den typischen Dämpfungsverlauf mit 20 dB/Dekade des Hochpassfilters erster Ordnung sowie im oberen Frequenzbereich den Dämpfungsverlauf mit 40 dB/Dekade des Tiefpassfilters zweiter Ordnung. Die jeweiligen Grenzfrequenzen und Verstärkungsfaktoren der Verstärkerschaltungen sind in Tabelle 4-1 aufgelistet. Des Weiteren sind darin die

mittels Verstärkungsfaktoren berechneten endgültigen Kalibrierungsergebnisse zu finden.

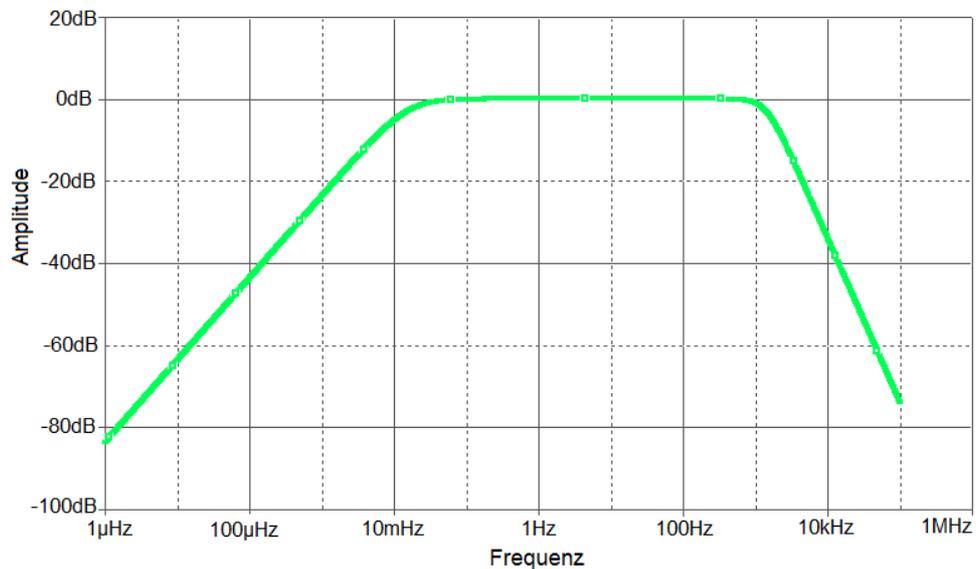


Abbildung 4-4: Simulierter Amplitudengang der Verstärkerschaltung für vertikale Messungen in logarithmischer Darstellung zur Basis 10.

Tabelle 4-1: Kennwerte der Messverstärkerschaltungen.

<i>Achse</i>	<i>Verstärkung (dB)</i>	<i>Kalibrierung (V/N)</i>	<i>Hochpass f_{c1} (Hz)</i>	<i>Tiefpass f_{c2} (Hz)</i>
2D-y	74,43	1,0294	0,4	1,54
2D-z	93,49	1,0549	0,02	1,446
3D-x	99,13	3,2735	0,4	1,446
3D-y	87,13	0,80114	0,4	1,484
3D-z	97,58	0,76297	0,02	1,446

4.3.2 Rauschen

Abbildung 4-5 zeigt die simulierten Rauschspannungsdichten in Abhängigkeit der Frequenz am Ausgang des Messverstärkers exemplarisch anhand der Achse 3D-y. Die Kurven sind entsprechend der Bauteile, welche den Rauschbeitrag verursacht haben farblich kodiert.

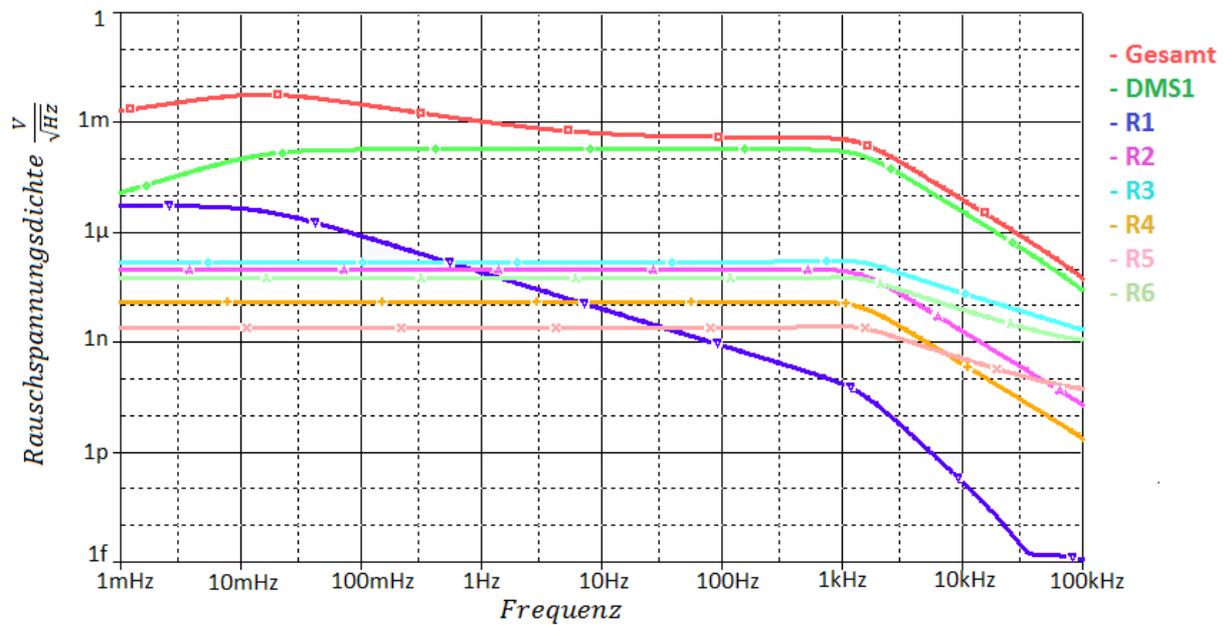


Abbildung 4-5: Simulierte Rauschspannungsdichten am Ausgang des Messverstärkers der Achse 3D-y in doppellogarithmischer Darstellung zur Basis 10.

In Tabelle 4-2 sind die aus den simulierten Rauschverläufen berechneten Signal-Rausch-Verhältnisse aufgelistet. Zum besseren Vergleich sind darin die in Kapitel 3.3.2 berechneten SNR der Messbrücken erneut dargestellt. In der letzten Spalte befinden sich die berechneten effektiven Auflösungen der Messverstärkerschaltungen.

Tabelle 4-2: Berechnete sowie simulierte SNR und effektive Auflösungen der Messverstärker.

Achse	SNR Messbrücke berechnet (dB)	SNR Gesamt simuliert (dB)	Effektive Auflösung (Bit)
2D-y	55,25	54,34	9,53
2D-z	28,78	28,37	5,21
3D-x	21,96	21,63	4,09
3D-y	37,31	36,91	6,63
3D-z	22,08	21,64	4,09

4.3.3 Fertigung

Abbildung 4-6 zeigt einen gefertigten 3-Kanal BCG-Messverstärker mit integriertem Seismografen (im Bild rechts oben, siehe Kapitel 6, S.80) und einer Münze zum Größenvergleich. Die Bauteilwerte sind der Tabelle 4-3 zu entnehmen.

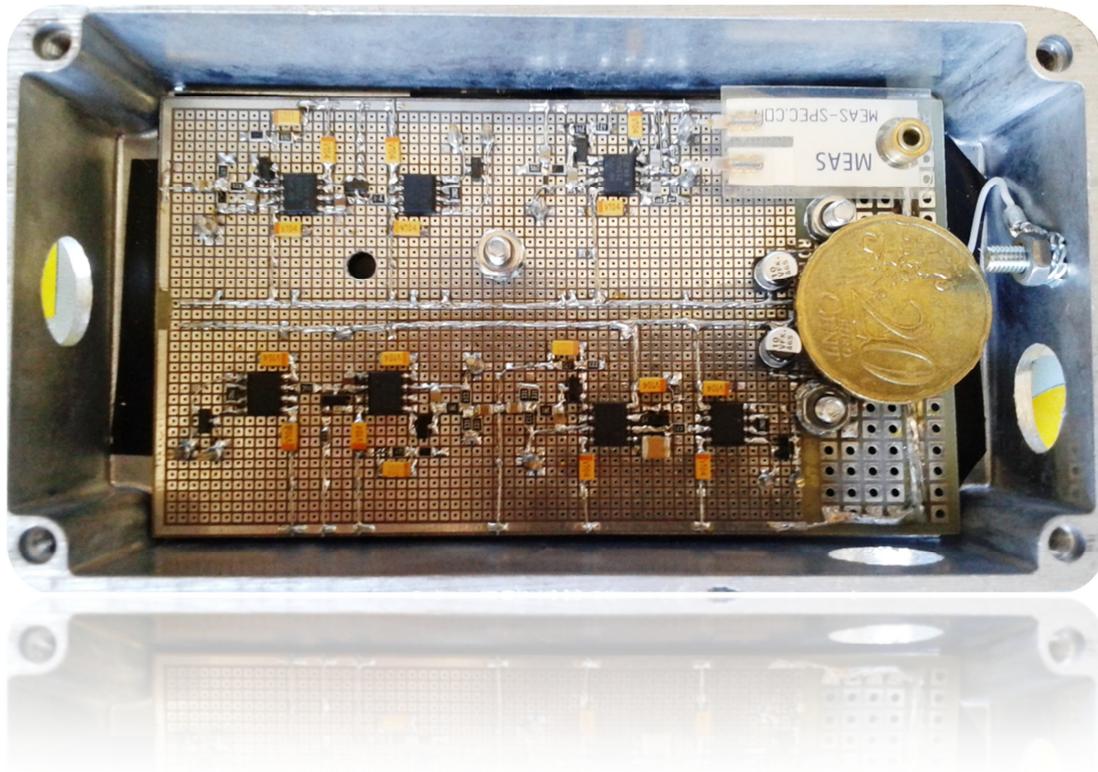


Abbildung 4-6: Gefertigter Messverstärker.

Tabelle 4-3: Bauteilliste der Messverstärker.

Achse	R_g (Ω)	R_1 (Ω)	C_1 (F)	R_2 (Ω)	R_3 (Ω)	R_4 (Ω)	C_2 (F)	C_3 (F)	R_5 (Ω)	R_6 (Ω)
2D-y	6,04	390k	1 μ	51	180	270	2,2 μ	100n	7,5k	137
2D-z	4,02	470k	22 μ	165	383	10k	680n	4,7n	15,8k	51
3D-x	4,02	390k	1 μ	165	383	10k	680n	4,7n	26,1k	47
3D-y	4,02	390k	1 μ	47	160	715	2,2 μ	47n	9,53k	68
3D-z	4,02	470k	22 μ	165	383	10k	680n	4,7n	22k	47

4.3.4 Messung

Abbildung 4-7 zeigt die Sprungantwort des Hochpassfilters der Achse 2D-z. Die blaue Linie kennzeichnet den gemessenen Amplitudenverlauf. Die Berechnung der Grenzfrequenz ergab einen Wert von 19,13 mHz. Die rote, strichlierte Linie zeigt den theoretischen Verlauf des exponentiellen Absinkprozesses mit der berechneten Zeitkonstanten.

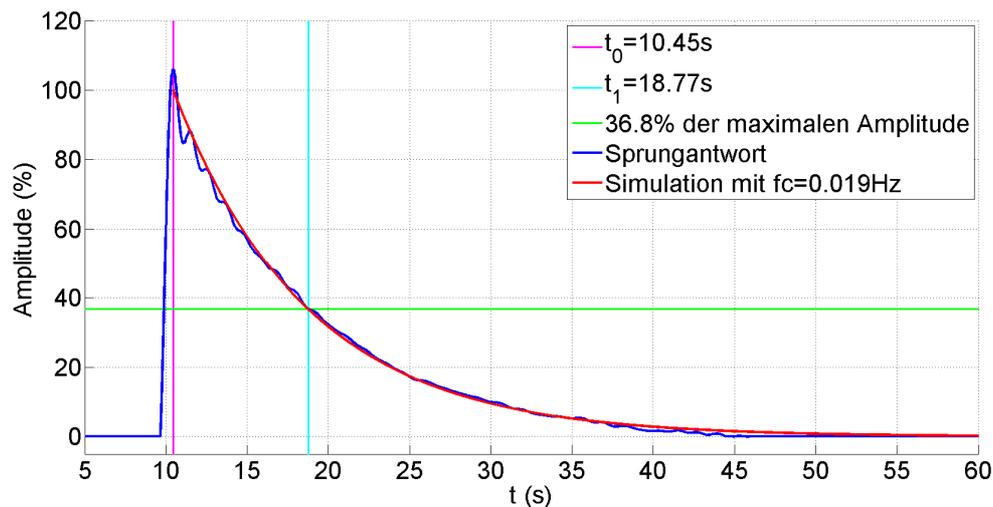


Abbildung 4-7: Sprungantwort der Achse 2D-z.

4.4 Diskussion

4.4.1 Design

Operationsverstärker-Offsetspannungen verursachen Messfehler, welche vorwiegend von Temperatur und Alterung abhängig sind. Da der Fokus auf der Messung der dynamischen Signalkomponenten lag, konnten diese sehr niederfrequenten Trends vernachlässigt werden.

Für die ordnungsgemäße Funktion des OPV muss sichergestellt werden, dass Basis- beziehungsweise Gate-Ströme der Eingangstransistoren fließen können. Dies wurde durch das Verbinden der GND-Potentiale der Spannungsquellen (Messbrücke und Messverstärker) gewährleistet. Diese Bias-Ströme bewirken zusätzlich zu Offset- auch Verstärkungsfehler an der Messbrücke. Jedoch liegen diese Ströme bei dem verwendeten Instrumentenverstärker AD8429 lediglich bei 150 nA und wurden in Anbetracht der unbekanntenen Genauigkeit der Kalibrierungsmessung vernachlässigt.

Für exaktere Messungen können beispielsweise Selbstkalibriertechniken eingesetzt werden, um systematische Fehler zu beseitigen. Diese können auch zyklisch gestartet werden, um Temperaturdrifte zu kompensieren.

Als Tiefpass-Filtercharakteristik wurde ein Butterworth-Filter gewählt, da dieses die geringste Welligkeit des Amplitudengangs im Durchlassbereich (sowie im Sperrbereich) aufweist. Der Nachteil liegt in der geringen Flankensteilheit im Übergang vom Durchlass- in den Sperrbereich. Dieser Übergang ist jedoch von geringer Bedeutung, da nach der Digitalisierung exakte Frequenzfilter mit relativ geringem Aufwand angewendet werden können.

Aufgrund der sehr hohen Zeitkonstanten der Hochpassfilter darf das Nutzsignal nicht auf den vollen ADC- Messbereichsendwert skaliert werden. Eine Toleranz ist nötig, um bei den verbleibenden niederfrequenten Trends ein uneingeschränktes Nutzsignal zu erhalten. D.h. das Nutzsignal würde andernfalls schon bei schwachen Trends übersteuern (Clipping). Die Verringerung der Signalamplitude bedeutet jedoch auch ein kleineres SNR und damit eine schlechtere Signalauflösung.

Die Bauteiltoleranzen der verwendeten Widerstände verursachen einen Verstärkungsfehler. Dieser Fehler fließt in die Genauigkeit der endgültigen Kalibrierung mit ein. Da jedoch die Genauigkeit der Kalibriermessung nicht ermittelt werden konnte, wurde die Verstärkungstoleranz nicht weiter berücksichtigt.

4.4.2 Rauschen

Abbildung 4-5 zeigt die einzelnen Beiträge zur Rauschspannungsdichte einer Messverstärkerschaltung. Aufgrund der quadratischen Addition der einzelnen Rauschbeiträge wird das Gesamtrauschen von den größten Beiträgen und somit von den Widerständen der Dehnungsmessstreifen und dem Spannungs- sowie Stromrauschen des Instrumentenverstärkers dominiert. D.h. die Messbrücke (inklusive Instrumentenverstärker) bestimmt das Gesamtrauschen, alle anderen Bauteile liefern praktisch keinen Beitrag.

Dies zeigt sich auch in nahezu identen Werten zwischen den berechneten SNR der Messbrücken und den simulierten SNR der gesamten Messschaltungen (Tabelle 4-2, S.52).

Die minimalen Differenzen zwischen den SNR-Werten sind der höheren Genauigkeit bei den Simulationen der Rauschspannungsdichteverläufe geschuldet. Einerseits wurden bei den Simulationen die nicht idealen Filter berücksichtigt (die Rauschspannungen nehmen ab den Filter-Grenzfrequenzen nicht schlagartig, sondern entsprechend der Filterdämpfungen ab). Andererseits wurden auch die $1/f$ Spannungs- und Stromrauschbeiträge der Instrumentenverstärker berücksichtigt. Deshalb weist im Diagramm (Abbildung 4-5) der Verlauf der Gesamtrauschspannungsdichte bei niedrigen Frequenzen einen etwas erhöhten Wert auf.

Die BCG-Signalkomponenten liegen vorwiegend im unteren Frequenzbereich bis etwa 20 Hz. Das bei niedrigen Frequenzen dominierende $1/f$ -Rauschen (Flicker) des Verstärkers könnte mittels Wechsellspannungsspeisung der Brücke umgangen werden. Hierbei wird das Nutzsignal in einen höheren Frequenzbereich moduliert, verstärkt und anschließend wieder in den ursprünglichen Frequenzbereich (synchron) demoduliert. Inan et al. konnten mit dieser Technik eine SNR-Verbesserung von 3.5 dB bei rechteckförmiger und 3.6 dB bei sinusförmiger Wechsellspannung erzielen. Dabei wurden jedoch auch zusätzliche Verzerrungen des Nutzsignals (vor allem bei der Rechteckspannung) beobachtet [71].

4.4.3 Fertigung

Bei der Fertigung der Platine ist darauf zu achten, dass Bauteile so nahe wie möglich zueinander platziert werden, um Leitungslängen so kurz wie möglich zu halten. Zu störungsemitterenden (digitalen) Bauteilen und Leitungen sollte hingegen möglichst viel Abstand gehalten werden. Können parallel geführte Leitungen nicht verhindert werden, kann mittels dazwischenliegender GND-Leitung eine kapazitive Kopplung verhindert werden. Unbenutzte Flächen der Leiterplatte sollten als GND-Fläche genutzt werden.

Sind Leiterschleifen unvermeidlich, können induktive Kopplungen durch passende Orientierung zur Störquelle verringert werden, sodass die Leiterschleife nicht von magnetischen Wechselfeldern durchsetzt wird. Leitungsschirme sind nur einseitig (empfängerseitig) mit GND zu verbinden. Werden Schirme beidseitig mit GND verbunden, können stromdurchflossene Schleifen entstehen (der Schirm wird zur Antenne). Bei der Messung kleiner Ströme mit langen Messleitungen wären verbesserte Schirmungstechniken wie beispielsweise Guardring anzuwenden.

4.4.4 Messung

Der Verlauf der gemessenen Sprungantwort des Hochpassfilters in Abbildung 4-7 zeigt Oszillationen am Beginn der Kurve. Diese wurden durch mechanische Schwingungen des Messaufbaus (des Bettes) verursacht und konnten nicht vermieden werden.

5 Digitalisierung

5.1 Einleitung

Die Digitalisierung und Archivierung der Messdaten wurde mithilfe eines Mikrocontrollerboards mit USB-Host und am Chip integrierten AD-Konvertern realisiert. Nach Anwendung eines Überabtastungsverfahrens zur Verbesserung des SNR wurden die Messwerte auf Integrität geprüft, mit einem Zeitstempel versehen und ungefiltert auf einen USB-Stick gespeichert, sodass sie für beliebige Entwicklungs- und Analyseaufgaben zur Verfügung stehen. Somit lassen sich die Daten mithilfe eines kurzen Matlab-Skripts sehr einfach importieren und beliebig weiterverarbeiten.

5.2 Methoden

5.2.1 Mikrocontroller

Abbildung 5-1 zeigt das verwendete Mikrocontrollerboard STM32-H407 von Olimex mit einem ARM Cortex-M4 Prozessor, 1 MB Flash, 196 KB RAM, 3x12 Bit 2.4 MSPS AD-Konvertern und 114 GPIO's.



Abbildung 5-1: STM32-H407. [72]

Für die Programmierung in der Hochsprache C wurde die Open Source Entwicklungsumgebung *Eclipse* in der Version Kepler verwendet. Um die auf den USB-Stick gespeicherten Daten mit einem Windows-System lesen zu können, wurde die Bibliothek des lizenzfreien, generischen Filesystems *FatFS* [73] in das Projekt integriert und an die Hardware angepasst.

Die Konfiguration der Peripheriefunktionen wie beispielsweise ADC, Timer und DMA-Controller erfolgt über Register. Für eine hardwareunabhängige Software wurden diese nicht direkt adressiert, stattdessen erfolgte der Zugriff über die vom Hersteller zur Verfügung gestellte Hardware Abstraktionsschicht HAL. (Hardwareunabhängig bezieht sich in diesem Fall auf die Produktpalette des Herstellers. Eine Portierung auf Mikrocontroller von Drittanbietern ist hierbei nicht möglich.) Listing 5-1 zeigt die Verwendung der Programmierschnittstelle (API) zum Setzen der Bits [5:3] des ADC sample time register 1 (Abbildung 5-2) entsprechend dem Bitmuster ‚010‘ (02d), um eine Samplingzeit von 28 Taktzyklen des ADC-Kanals 11 einzustellen. Die jeweiligen Registeradressen und die Bedeutungen der Bitmuster sind dem Referenz Manuel [74] zu entnehmen.

Listing 5-1:Verwendung der API.

```
ADC_ChannelConfTypeDef sConfig;

sConfig.Channel = ADC_CHANNEL_11;
sConfig.SamplingTime = ADC_SAMPLETIME_28CYCLES;
if (HAL_ADC_ConfigChannel(&hadc1, &sConfig) != HAL_OK)
{
    Error_Handler();
}
```

ADC sample time register 1 (ADC_SMPR1)

Address offset: 0x0C

Reset value: 0x0000 0000

31	30	29	28	27	26	25	24	23	22	21	20	19	18	17	16
Reserved					SMP18[2:0]			SMP17[2:0]			SMP16[2:0]			SMP15[2:1]	
					rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw
15	14	13	12	11	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0
SMP15_0	SMP14[2:0]			SMP13[2:0]			SMP12[2:0]			SMP11[2:0]			SMP10[2:0]		
rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw

Abbildung 5-2: ADC sample time register 1 [74].

Der DMA-Controller wurde so konfiguriert, dass er die Messdaten vom AD-Konverter ausliest und in einem Ringspeicher ablegt. Überschreitet der Füllstand des Ringspeichers die Hälfte seiner Kapazität, so wird ein Interrupt-Request IRQ mit größter Priorität ausgelöst. In der entsprechenden Interrupt-Service-Routine ISR werden die Messwerte aus der unteren Hälfte des Ringspeichers ausgelesen, deren Mittelwert berechnet (oversampling and decimation) und in einem weiteren Pufferspeicher abgelegt. Derselbe Vorgang wird beim Erreichen des vollen Füllstands des Ringspeichers mit der oberen Hälfte der Daten wiederholt. D.h. die Daten werden aus der oberen Speicherhälfte ausgelesen, während der DMA-Controller die Messwerte in die untere Hälfte des Speichers schreibt und umgekehrt. Durch setzen eines Flags wird überprüft, ob der jeweils zuvor durchgeführte Speicherzugriff ordnungsgemäß abgeschlossen wurde. Ist dies nicht der Fall, ist die Konsistenz der Daten nicht mehr gewährleistet und das Programm bricht ab. Damit wird sichergestellt, dass kein einziger Messwert verloren geht.

Ist der zusätzliche Pufferspeicher gefüllt, wird ein IRQ geringerer Priorität ausgelöst und das Archivieren der Daten gestartet. Um Speicherzugriffsverletzungen zu vermeiden, werden zwei Pufferspeicher alternierend verwendet. Auch hierbei wird die Konsistenz der Daten geprüft und im Fehlerfall die Terminierung des Programms veranlasst.

Bei jedem Archivierungsvorgang wird ein String beginnend mit einer Startsequenz, einem Zeitstempel und einer exakten Anzahl und Reihenfolge von Messwerten einer Datei angehängt. Am Ende eines Messvorgangs befindet sich eine Datei mit der

Endung .dms auf dem USB-Stick, in der die beschriebenen Strings aneinandergereiht vorliegen. Der Name der Datei leitet sich vom Startzeitpunkt der Messung ab. Folgende Abbildung 5-3 zeigt einen Ausschnitt einer dms Datei mit der Startsequenz „Xr9Zc“, dem Zeitstempel für den 15.10.2016 um 16:48:33 Uhr und nachfolgenden Messdaten.

```

15102016164832.dms
Offset(h) 00 01 02 03 04 05 06 07 08 09 0A 0B 0C 0D 0E 0F
00000000 58 72 39 5A 63 31 35 31 30 32 30 31 36 31 36 34 Xr9Zc15102016164
00000010 38 33 33 00 82 76 82 75 82 76 82 75 82 76 82 75 833.,v,u,v,u,v,u
00000020 82 75 82 75 6F 90 64 00 7D 82 75 82 75 82 76 82 ,u,uo.d.),u,u,v,
00000030 76 83 76 82 76 82 76 82 76 6F 90 64 02 2A 82 76 vfv,v,v,vo.d.*,v
00000040 82 76 81 76 81 76 82 76 81 76 81 75 82 76 6D 90 ,v.v.v,v.v.u,vm.
00000050 65 02 2A 82 76 82 76 81 76 82 76 81 76 81 76 83 e.*,v,v,v,v.v.vf
00000060 76 82 76 6D 90 65 00 29 83 76 83 76 82 75 83 76 v,vm.e.)fvfv,ufv
00000070 82 76 82 75 82 75 83 76 6F 8D 63 00 29 83 75 82 ,v,u,ufvo.c.)fu,
00000080 76 82 75 82 75 82 76 82 75 82 74 82 76 6F 8D 63 v,u,u,v,u,t,vo.c
00000090 00 2B 82 75 81 76 82 76 82 76 81 75 81 75 81 76 .+,u,v,v,v.u.u.v
000000A0 81 75 6F 8B 64 00 2B 81 75 80 75 81 75 81 76 81 unzd + ufu u v
  
```

Abbildung 5-3: Digitalisierte Messdaten in einer dms Datei.

Das Starten und Beenden einer Messung erfolgt mittels Drücken des Buttons am Mikrocontrollerboard. Die korrekte Funktion wird mittels grünblinkender LED beziehungsweise Fehler mittels roter LED signalisiert. Bei jedem Start und Ende einer Aufzeichnung wird eine Rechtecksequenz gestartet, um eine zeitliche Synchronisation mit Fremdgeräten wie EKG herstellen zu können. Diese Sequenz wird den internen Messwerten überlagert und gleichzeitig als Spannungssequenz ausgegeben. Als Spannungsquelle für das Outputsignal dient eine handelsübliche 1,5 V Batterie welche über einen Optokoppler einen alternierenden Spannungsabfall von 0,6 V an einer Diode erzeugt, wobei der Optokoppler über einen Transistorausgang des μC gesteuert wird. Aufgrund der galvanischen Trennung kann dieser Ausgang gefahrlos an Eingänge von Fremdgeräten angeschlossen werden oder von Personen berührt werden.

5.2.2 Analog-Digital-Umsetzer

Bei der Digitalisierung werden analogen Signalen diskrete Werte zugeordnet. Diese Rundung führt zu einem systematischen, nichtlinearen Quantisierungsfehler e_q , welcher sich aus der Differenz des Eingangswerts x und des quantisierten Werts \hat{x} berechnet:

$$e_q = x - \hat{x}. \tag{1}$$

Bei einer gleichförmigen Quantisierungskennlinie berechnet sich die Intervallbreite Δ (Wert des least significant bit LSB) mithilfe des Messbereichsendwert X_m (full scale range) und der Auflösung B in Bit mit:

$$LSB = \Delta = \frac{X_m}{2^B}. \quad (2)$$

Somit liegt der Rundungsfehler innerhalb:

$$-\frac{\Delta}{2} \leq e_q \leq \frac{\Delta}{2}. \quad (3)$$

Unter der Annahme, dass der Fehler stetig gleichverteilt, stationär, mittelwertfrei und unkorreliert zum Eingangssignal ist, kann der Fehler als stochastischer Prozess (Quantisierungsrauschen) modelliert werden. Diese Annahme ist erst bei hinreichend großer Auflösung zulässig.

Die Rauschleistung entspricht dem zweiten Moment:

$$P_{Noise} = \sigma_E^2 = \mathbb{E}(E^2) = \int_{-\infty}^{\infty} e^2 \pi(e) de \quad (4)$$

$$= \int_{-\frac{\Delta}{2}}^{\frac{\Delta}{2}} e^2 \frac{1}{\Delta} de \quad (5)$$

$$= \frac{1}{\Delta} \frac{e^3}{3} \Big|_{-\frac{\Delta}{2}}^{\frac{\Delta}{2}} \quad (6)$$

$$= \frac{\Delta^2}{12}. \quad (7)$$

Durch Einsetzen der Formel (2) in Formel (7) erhält man die Rauschleistung des ADC:

$$\sigma_E^2 = \frac{X_m^2}{12 \cdot 2^{2B}}. \quad (8)$$

Das SNR berechnet sich mit:

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sigma_x^2}{\sigma_E^2} \right). \quad (9)$$

Einsetzen der Formel (2) in Formel (9) ergibt:

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sigma_x^2 \cdot 12 \cdot 2^{2B}}{X_m^2} \right) \quad (10)$$

$$= 20 \log(\sigma_x) + 20B \log(2) + 10 \log(12) - 20 \log(X_m) \quad (11)$$

$$= 6.02B + 10.8 - 20 \log \left(\frac{X_m}{\sigma_x} \right). \quad (12)$$

Wird das Eingangssignal als sinusförmig mit der Amplitude $\frac{x_m}{2}$ angenommen, sodass es den gesamten Messbereich ausfüllt, so erhält man den gemeinhin bekannten Zusammenhang:

$$SNR = 6.02B + 1.76dB. \quad (13)$$

Zusätzlich zu Quantisierungsrauschen zeigen reale AD-Konverter auch statische Gleichspannungsfehler.

Der Nullpunktfehler (additiver Offsetfehler) ist die Abweichung zwischen dem idealen und dem tatsächlichen Übergang in die erste Quantisierungsstufe (0.5 LSB).

Der Verstärkungsfehler (multiplikativ) ist die Abweichung zwischen dem idealen und dem tatsächlichen Übergang in die letzte Quantisierungsstufe nach Abzug des Offsetfehlers.

Der differenzielle Fehler ist die größte Abweichung zwischen der idealen (1 LSB) und der tatsächlichen Quantisierungsstufenbreiten.

Der integrale Fehler ist die größte Abweichung zwischen den Quantisierungsstufenmittelpunkten und der idealen Umsetzer-Kennlinie nach Korrektur des Offset- und Verstärkungsfehlers.

Da Offset- und Verstärkungsfehler mittels Kalibrierung beseitigt werden können, wird der Gleichspannungsfehler vor allem von Nichtlinearitätsfehlern dominiert.

Die genannten Fehler werden beim verwendeten Konverter als Vielfaches des LSB angegeben und sind in folgender Tabelle 5-1 angeführt.

Tabelle 5-1: STM32F407 ADC Genauigkeit bei 12Bit Auflösung [74].

ADC accuracy at $f_{ADC} = 30 \text{ MHz}$					
Symbol	Parameter	Test conditions	Typ	Max ⁽¹⁾	Unit
ET	Total unadjusted error	$f_{PCLK2} = 60 \text{ MHz},$ $f_{ADC} = 30 \text{ MHz}, R_{AIN} < 10 \text{ k}\Omega,$ $V_{DDA} = 1.8 \text{ to } 3.6 \text{ V}$	± 2	± 5	LSB
EO	Offset error		± 1.5	± 2.5	
EG	Gain error		± 1.5	± 3	
ED	Differential linearity error		± 1	± 2	
EL	Integral linearity error		± 1.5	± 3	

1. Guaranteed by characterization.

Wechselspannungsfehler (dynamische Fehler) werden durch Anlegen eines sinusförmigen Signals an den Eingang des ADC und durch Analyse des quantisierten Signals mittels FFT spezifiziert. (Der Signalgenerator muss dabei außerordentlichen Randbedingungen bezüglich Linearität und Rauschen genügen.) Abbildung 5-4 zeigt das FFT-Amplitudenspektrum eines quantisierten Sinussignals und die dabei auftretenden Komponenten.

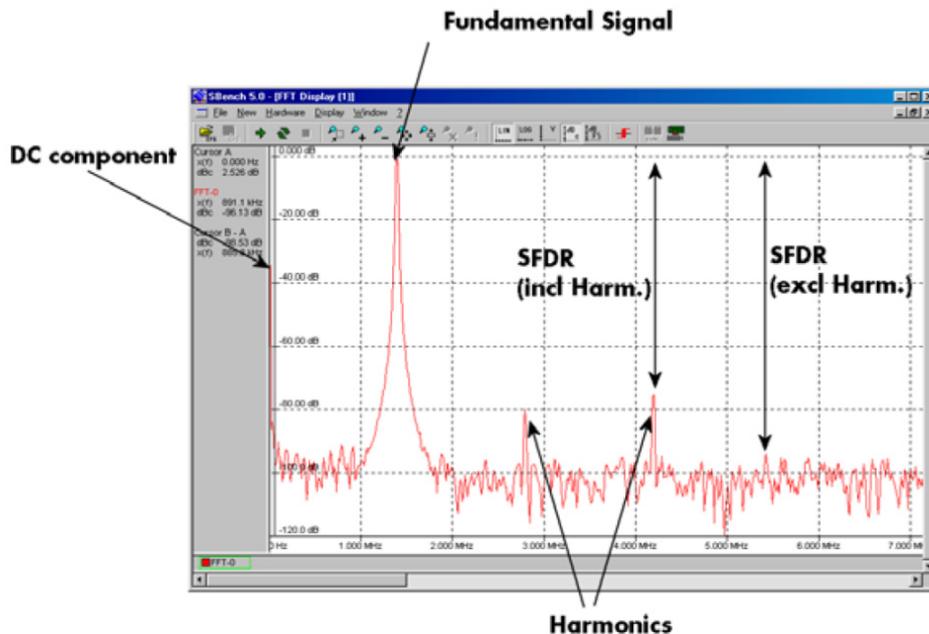


Abbildung 5-4: SINAD Messung [75].

Der Kennwert THD beschreibt die gesamte harmonische Verzerrung (total harmonic distortion) und berechnet sich aus dem Verhältnis der summierten Leistungen aller Oberschwingungen P_h zur Leistung der Grundschwingung P_f :

$$THD_{dB} = 10 \log \left(\frac{P_h}{P_f} \right). \quad (14)$$

Das SNR eines ADC berechnet sich aus dem Verhältnis der Leistung der Grundschwingung P_f zur Leistung des Rauschens P_n , wobei der Gleichanteil und die Oberschwingungen ausgenommen werden.

Als störungsfreier dynamischer Bereich SFDR (Spurious-Free Dynamic Range) wird der Abstand der größten Störung zur Grundschwingung im Spektrum bezeichnet, wobei dieser Begriff nicht einheitlich verwendet wird. Bei manchen Berechnungen werden Oberschwingungen ausgenommen, bei anderen jedoch nicht.

Das SINAD (signal-to-interference ratio including noise and distortion) ist eine Kombination von SNR und THD. Es beschreibt das Verhältnis der Leistung der Grundschiwingung zur verbleibenden Leistung des Spektrums inklusive der Oberwellen, jedoch mit Ausnahme des Gleichanteils:

$$SINAD_{dB} = 10 \log \left(\frac{P_f}{P_n + P_h} \right). \quad (15)$$

Mithilfe des SINAD kann die tatsächliche Auflösung des ADC berechnet werden. Diese wird als effektive Anzahl von Bits ENOB (effective number of bits) bezeichnet:

$$ENOB_{Bit} = \frac{SINAD_{dB} - 1.76dB}{6.02dB}. \quad (16)$$

Der Widerstand R_{AIN} und die Kapazität C_{AIN} des Messverstärkerausgangs bilden zusammen mit parasitären Kapazitäten C_p der Anschlussleitung einen Tiefpass erster Ordnung (siehe Abbildung 5-5).

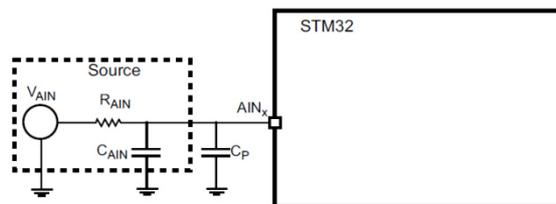


Abbildung 5-5: Tiefpass vor ADC [76].

Dessen Grenzfrequenz f_c berechnet sich nach der bekannten Formel:

$$f_c = \frac{1}{2\pi\tau}. \quad (17)$$

Da der Tiefpass bei der Grenzfrequenz bereits eine Dämpfung von 3 dB aufweist, wird in der Praxis der Term für 2π auf 10 aufgerundet und folgende Formel verwendet [76]:

$$f_{AIN} \leq \frac{1}{10 \cdot R_{AIN} \cdot (C_{AIN} + C_p)}. \quad (18)$$

Durch Einsetzen der Werte aus Tabelle 5-2, S.65 erhält man eine maximale ADC-Eingangsfrequenz f_{AIN} , die in diesem Anwendungsfall sehr weit über den zu messenden Frequenzen liegt.

Bei jedem Abtastvorgang wird ein Schaltkontakt zum ADC geschlossen (siehe Abbildung 5-6). Ein Lade- beziehungsweise Entladestrom fließt, bis die Spannung

am Sample-and-Hold Kondensator des ADC den Wert der zu messenden Spannungsquelle erreicht.

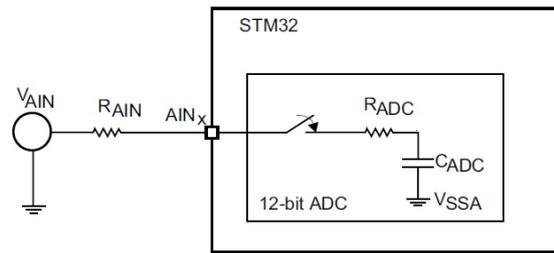


Abbildung 5-6: ADC Sampling Ersatzschaltbild [76].

Der Spannungsverlauf am Kondensator zeigt den bekannten Verlauf von:

$$u_{ADC}(t) = U_{AIN} \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau}}\right). \quad (19)$$

Die größtmögliche Ladungszeit wird benötigt um den Kondensator von 0 V auf den Messbereichsendwert X_m zu laden. Darf die maximale Abweichung genau LSB/2 betragen, so ergibt sich unter Verwendung der Formeln (19) und

$$\frac{LSB}{2} = \frac{X_m}{2^{B+1}} \quad (20)$$

die benötigte Samplingzeit $t_{sampling}$:

$$t_{sampling} = \tau \cdot \ln(2^{B+1}) = R_{AIN} \cdot R_{ADC} \cdot C_{ADC} \cdot \ln(2^{B+1}). \quad (21)$$

In Tabelle 5-2 sind die bei der Konvertierung zu beachtenden Widerstände und Kapazitäten aufgelistet.

Tabelle 5-2: Widerstände und Kapazitäten bei der AD-Konvertierung.

R_{AIN}	0,2Ω
C_{AIN}	unbekannt
C_p	30pF
R_{ADC}	6kΩ
C_{ADC}	4pF

Der im μC integrierte ADC darf mit einer maximalen Taktrate von $f_{ADC} = 36$ MHz betrieben werden und wurde mit $f_{ADC} = 21$ MHz eingestellt. Er arbeitet nach dem Prinzip der sukzessiven Approximation (SAR), wobei pro Arbeitsschritt ein Bit

umgesetzt wird. Somit entspricht die benötigte Anzahl von Takten einer Konvertierung der Anzahl von 8 Bits. Zusammen mit der Samplingzeit $t_{sampling}$ erhält man die gesamte Konvertierungszeit, die zum Umwandeln eines Messwertes benötigt wird und die kleiner-gleich der Periodendauer der Abtastrate sein muss.

Für die Einhaltung der mit Formel (21) berechneten Samplingzeit $t_{sampling}$ würde bei der gewählten Taktrate bereits ein einziger Taktzyklus genügen. Um den Einfluss von etwaigen unberücksichtigten, parasitären Größen zu minimieren, wurden die Samplingzeiten entsprechend der Abtastraten auf die größtmöglichen Werte eingestellt.

Unter Überabtastung versteht man das Verwenden einer um den Faktor M höheren Abtastrate als sie für die Signaldarstellung benötigt wird. Diese Technik wurde angewandt, um eine Mittelung von M Messwerten durchführen zu können. Dieser Vorgang entspricht einer Tiefpassfilterung mit anschließendem Downsampling und wird auch als *oversampling and decimation* bezeichnet. Werden M gleich große Signalamplituden addiert, so entspricht das Ergebnis dem M fachen der ursprünglichen Amplitude. Bei unkorrelierten Signalen (Rauschen) beträgt die Amplitude hingegen das \sqrt{M} fache. Somit beträgt die Verbesserung des SNR durch Mittelung:

$$SNR = 20 \log \left(\frac{M}{\sqrt{M}} \right) = 20 \log(\sqrt{M}) = 10 \log(M). \quad (22)$$

Diese Technik kann nur eingesetzt werden, wenn die Amplituden des überlagerten Rauschens Werte über LSB/2 (besser 1 LSB) aufweisen. Alternativ kann das Signal auch mit künstlichem Rauschen überlagert werden. Im angewandten Fall ist diese Bedingung erfüllt, da die gewählte ADC-Auflösung von 8 Bit klar über der berechneten rauschfreien Auflösung des Messverstärkers liegt.

Somit konnte bei dem verwendeten Überabtastungsfaktor von M=5 eine SNR-Verbesserung von 7 dB erzielt werden.

Die Abtastraten vor und nach der Mittelung sind in folgender Tabelle 5-3 aufgelistet.

Tabelle 5-3: ADC Abtastraten, B = 8 Bit.

Achse	$f_{ab\text{tast}}$ (kS/s)	$f_{de\text{zimiert}}$ (kS/s)
2D-y	250	50
2D-z	31,25	6,25
3D-x	31,25	6,25
3D-y	250	50
3D-z	31,25	6,25

Um die größtmögliche Konstanz der Abtastintervalle zu erreichen, wurde die Steuerung der ADC-Trigger prozessorunabhängig von peripheren Timern bewerkstelligt. Die exakten Abtastzeitpunkte und der verbleibende Jitter sind somit nur noch vom Taktgeber (Quarz), der Prescaler (zur Herabsetzung der Taktfrequenz) und vom ADC-Apertur-Jitter abhängig.

5.2.3 SNR Messung

Für die Berechnungen der SNR wurden die Signalleistungen des Rauschens und der BCG-Signale mithilfe von Spektralschätzern in einem Frequenzbereich bis 20 Hz ermittelt. Die spektralen Leistungsdichten wurden mittels Welch-Methode geschätzt um einen möglichst glatten Verlauf vor allem des Rauschens zu erhalten.

Die Segmentüberlappung betrug 50 % und für die Fensterung wurde ein Hann-Fenster gewählt, da es einen guten Kompromiss zwischen Frequenzselektivität und Leakageunterdrückung aufweist.

Um das Rauschen der Messkette zu messen, wurde das verwendete Bett mit einem statischen Gewicht (näherungsweise dem Gewicht des Probanden) beladen und eine Aufzeichnung über einen Zeitraum von 730 Sekunden gestartet. Im Anschluss wurde das Gewicht entfernt und der Proband angewiesen für 30 Sekunden die Atmung zu unterdrücken und für weitere 60 Sekunden regungslos im Bett zu verharren. Danach wurde eine Hochpassfilterung ($f_c = 0,1$ Hz) zur Offsetkorrektur und Beseitigung der verbleibenden Trends durchgeführt und das SNR berechnet.

5.2.4 Datenakquisition

Während der Messungen wurden zwei BCG-Sensoren unter den Bettpfosten platziert, wobei ein 2D-Sensor auf der linken Kopfseite und ein 3D-Sensor auf der rechten Kopfseite zur Verwendung kamen. Um Höhenunterschiede auszugleichen, wurden unter den zwei verbleibenden Bettpfosten (fußseitig) Holzklötze selber Höhe positioniert. Diese Anordnung wurde sowohl bei Einzel- als auch bei Doppelbetten eingehalten.

Zeitgleich wurde an den (ein oder zwei) im Bett befindlichen Probanden ein EKG abgeleitet und aufgezeichnet. Hierfür kam das Gerät *Task Force® Monitor* des Herstellers *CNSystems Medizintechnik AG* zur Verwendung, welches mit dem Synchronisationsausgang des Mikrocontrollers verbunden wurde. Das Ziel der EKG-Aufzeichnung war die Detektion der R-Zacke, um einen zeitlichen Zusammenhang mit dem BCG-Signal herstellen zu können. Deshalb wurde pro Proband lediglich ein Kanal (Einthoven II) abgeleitet.

Des Weiteren wurden Erschütterungen in unmittelbarer Nähe des Sensors mithilfe eines im Messverstärker integrierten Seismographen aufgezeichnet, um mechanisch hervorgerufene Störeinflüsse erkennen und gegebenenfalls unterdrücken zu können (siehe Kapitel 6).

Die Messungen wurden an insgesamt 5 erwachsenen Probanden (3 männlich, 2 weiblich, siehe Tabelle 5-4) in 4 unterschiedlichen handelsüblichen Betten (siehe Tabelle 5-5) in verschiedenen Körperlagen durchgeführt.

Tabelle 5-4: Eigenschaften der Probanden.

<i>Proband</i>	<i>Geschlecht (M/W)</i>	<i>Körpergewicht (kg)</i>
A	M	65
B	W	55
C	M	95
D	M	70
E	W	60

Tabelle 5-5: Typen der in der Versuchsreihe verwendeten Betten.

<i>Bett (Nr.)</i>	<i>Typ</i>
1	Einzelbett
2	Queen size
3	King size
4	King size

Abschließend wurden alle aufgezeichneten Trials mithilfe eines Matlab-Skripts und der überlagerten Synchronisationssequenzen (am Anfang und Ende jeder Aufzeichnung) auf exakt übereinstimmende Aufzeichnungsdauern (BCG und EKG) überprüft und in einer gemeinsamen mat Datei zur beliebigen Weiterverarbeitung abgelegt.

Die Abtastrate der EKG-Aufzeichnungen wurde anhand der als Referenz betrachteten Abtastrate des BCG-Signals mit 998.87 S/s berechnet.

Zur Demonstration der Funktionsweise des Messsystems wurden einige exemplarische Messergebnisse ausgewählt und in verschiedenen Darstellungen aufbereitet. Dafür wurden die R-Zacken des EKG mittels Schwellwertverfahren detektiert. Diese dienten als Start- beziehungsweise Endzeitpunkte für die anschließende Triggerung und Mittelung der Messkurven.

5.3 Ergebnisse

5.3.1 Analog-Digital-Umsetzer

Abbildung 5-7 zeigt einen exemplarischen Teilausschnitt des zeitlichen Verlaufs eines digitalisierten BCG-Signals der Achse 2D-y des Probanden D im Bett Nr. 4 in Bauchlage.

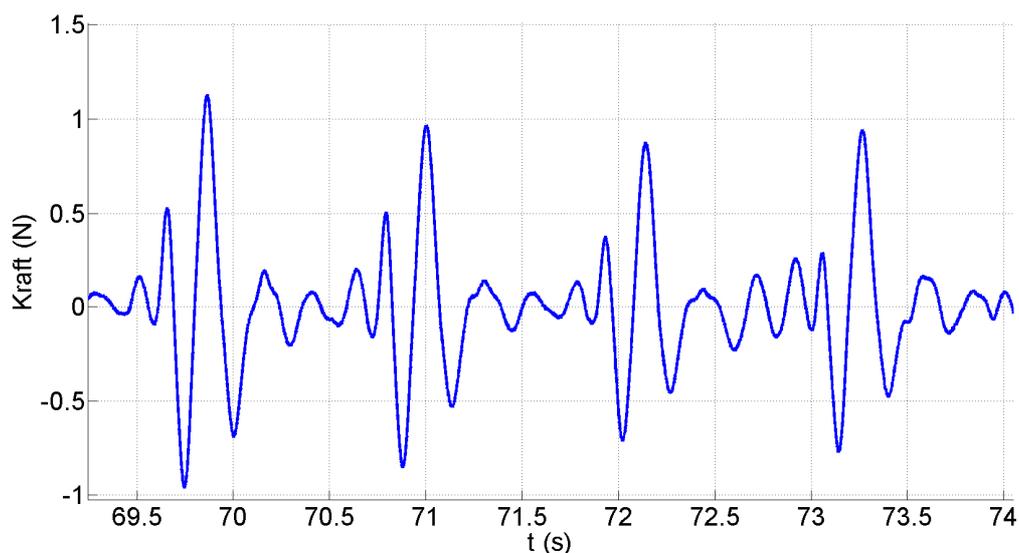


Abbildung 5-7: Digitalisiertes BCG-Signal (Proband D, Bett 4).

5.3.2 SNR Messung

Abbildung 5-8 zeigt den zeitlichen Verlauf des BCG-Signals der Achse 2D-z des Probanden A im Bett Nr. 2 in Bauchlage zur Messung des SNR. Die rot und grün markierten Verläufe kennzeichnen jene Zeiträume, die für die Berechnungen herangezogen wurden, wobei im Zeitraum der roten Kurve die Atmung vom Probanden unterdrückt wurde. Im Bereich des grünen Verlaufs wurde die Atmung wieder normal durchgeführt, was anhand der überlagerten niederfrequenten Kurve aufgrund von periodischen Schwerpunktverlagerungen zu erkennen ist.

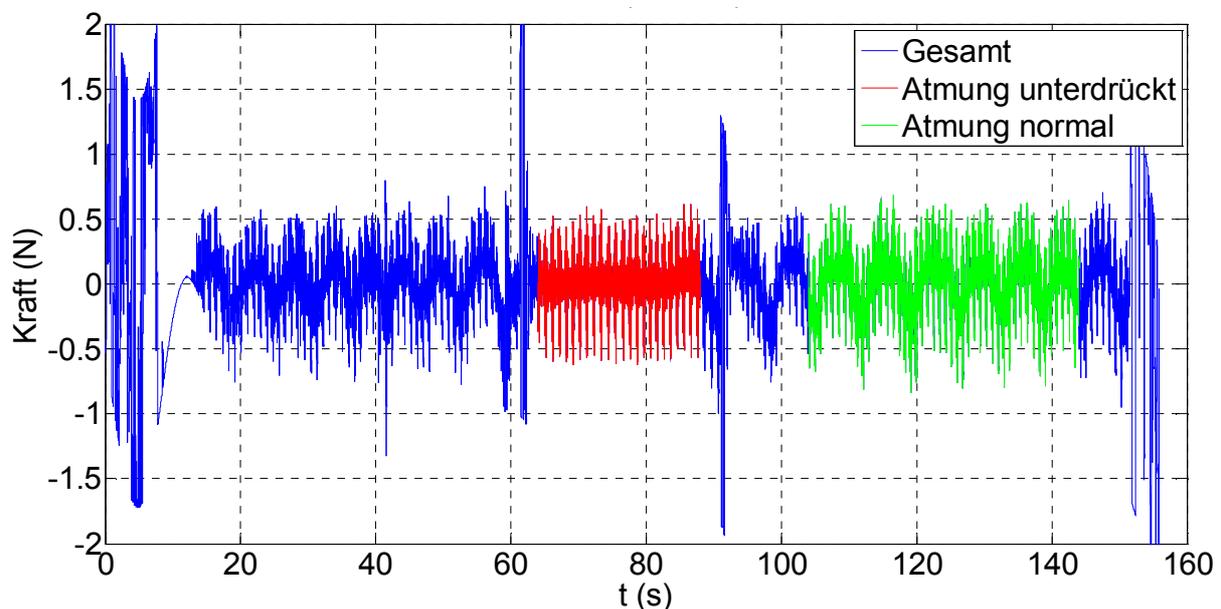


Abbildung 5-8: Zeitlicher Verlauf des BCG-Signals der Achse 2D-z bei unterdrückter und normaler Atmung in Bauchlage.

Abbildung 5-9 zeigt die spektralen Leistungsdichten der entsprechenden BCG-Signale bei normaler und bei unterdrückter Atmung sowie des Rauschens der Referenzmessung. Der grüne Verlauf zeigt einen erhöhten Anteil von niederfrequenten Komponenten, welche durch die Atmung verursacht wurden. Die blaue Kurve (Rauschen) zeigt den typischen $1/f$ -Verlauf im unteren Frequenzbereich und einen näherungsweise konstanten Verlauf (weiß) bei höheren Frequenzen. In Tabelle 5-6 sind die gemessenen SNR bei unterdrückter und bei normaler Atmung sowie die daraus berechneten effektiven Auflösungen aufgelistet.

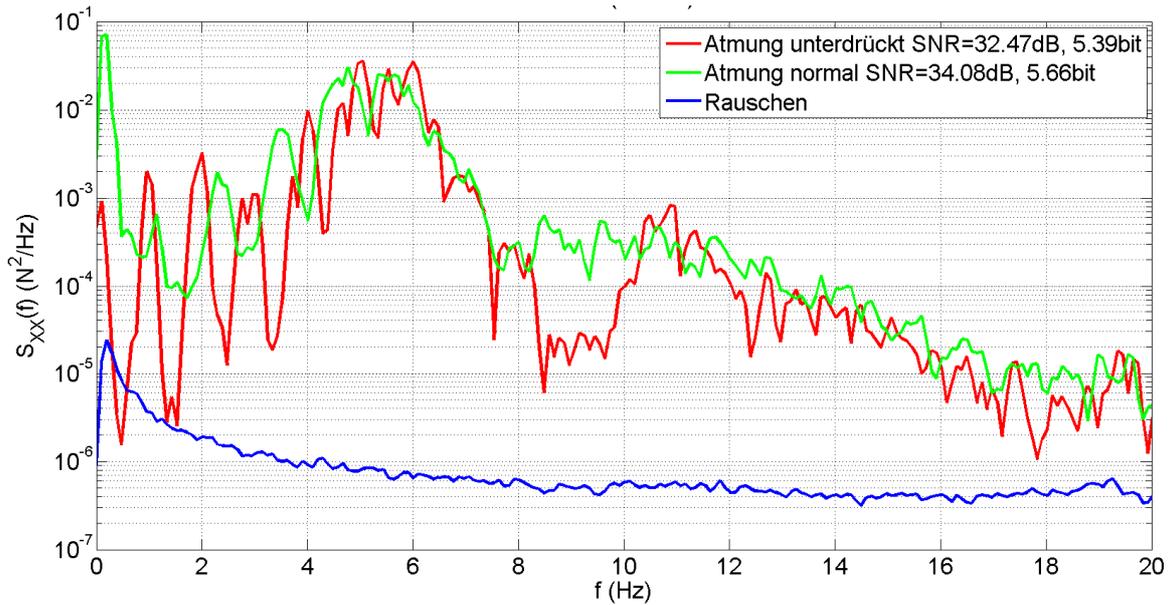


Abbildung 5-9: Spektrale Leistungsdichten des BCG-Signals der Achse 2D-z bei unterdrückter und normaler Atmung in Bauchlage.

Tabelle 5-6: Gemessene SNR bei unterdrückter und normaler Atmung in Bauchlage.

Achse	SNR Atmung unterdrückt (dB)	SNR Atmung normal (dB)	Effektive Auflösung (Bit)
2D-y	38,28	38,6	6,4
2D-z	32,47	34,08	5,66
3D-x	22,17	20,87	3,467
3D-y	28,1	27,9	4,63
3D-z	18,97	21,76	3,61

5.3.3 Datenakquisition

Das verwendete Koordinatensystem ist in Abbildung 5-10 dargestellt. Abbildung 5-11 zeigt einige detektierte R-Zacken eines EKG-Teilausschnitts des Probanden D. In Abbildung 5-12 ist die Variabilität der R-R-Intervalle anhand 119 überlagerter, R-getriggter EKG-Ausschnitte des selben Probanden zu sehen.

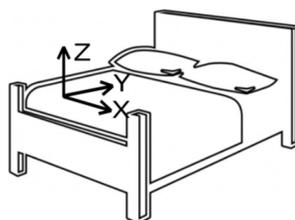


Abbildung 5-10: Bett mit Koordinatensystem.

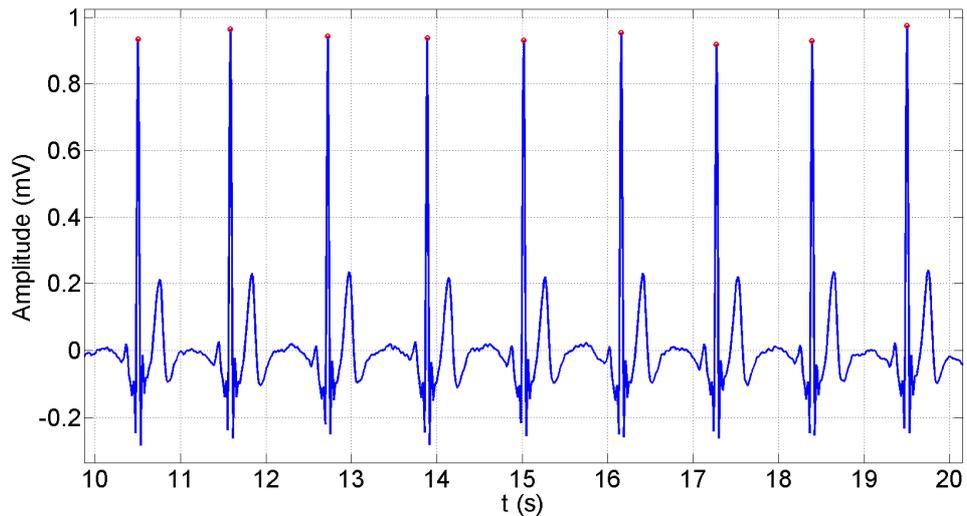


Abbildung 5-11: EKG Teilausschnitt mit detektierten R-Zacken.

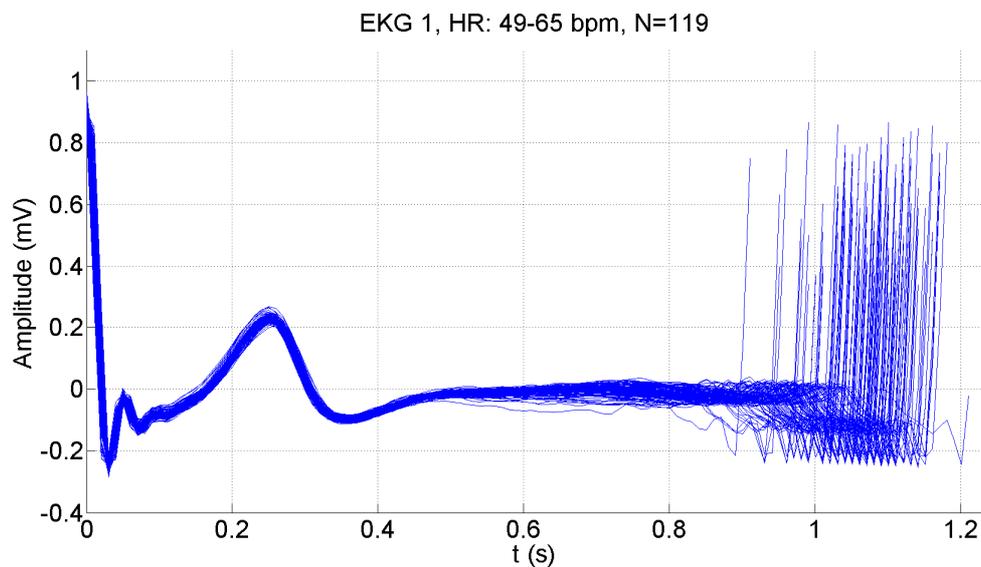


Abbildung 5-12: EKG von jeder R-Zacke (n) bis zur jeweils nächsten R-Zacke (n+1) für alle N-1 detektierten R-Zacken.

In Abbildung 5-13 sind überlagerte, R-getriggerte BCG-Messkurven in den Achsen y und z zu sehen. Dabei befand sich der Proband D im Bett Nr. 4 in Rückenlage (zwei obere Sub-Plots, N = 119 Herzschläge) und in Bauchlage (zwei untere Sub-Plots, N = 118 Herzschläge). Die roten Kurven wurden durch Mittelung aller Verläufe des jeweiligen Sub-Plots berechnet.

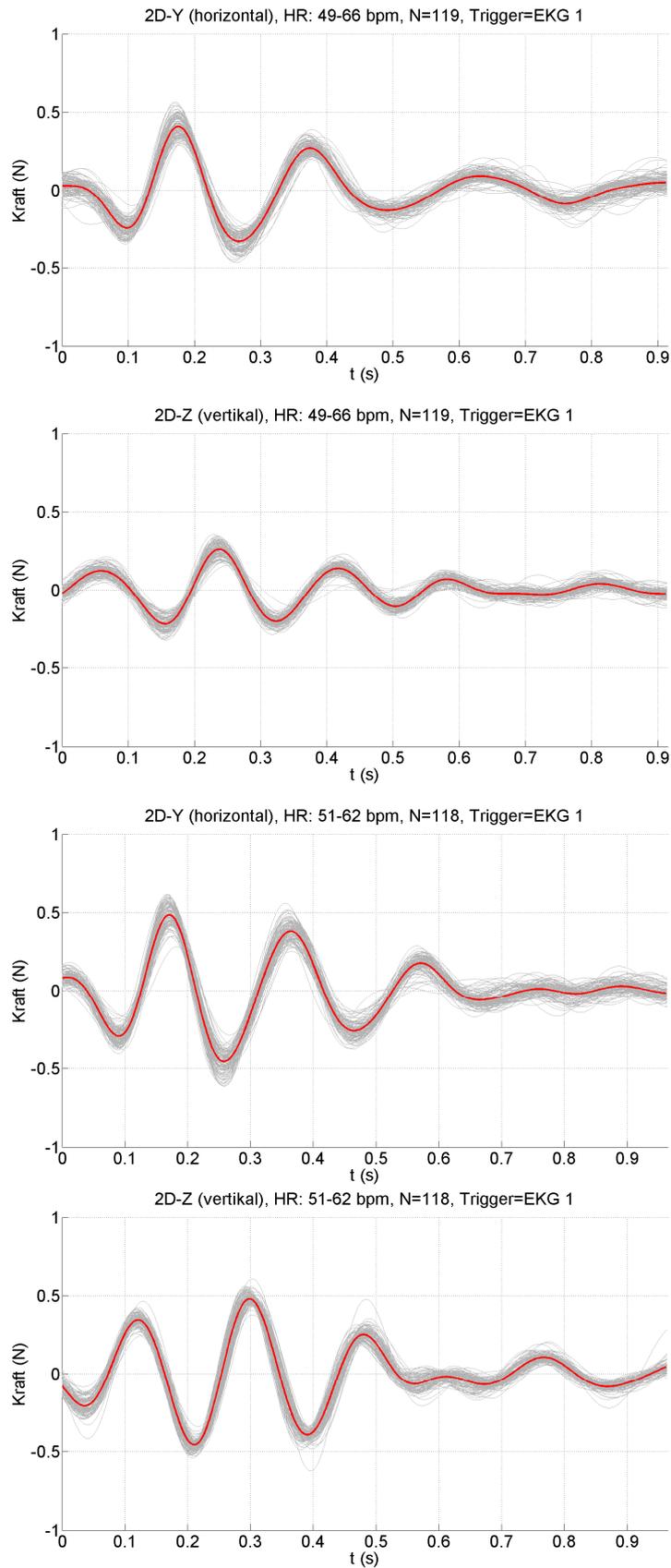


Abbildung 5-13: Gemittetes BCG in Rückenlage (obere Hälfte) und Bauchlage (untere Hälfte) des Probanden D in Bett Nr. 4.

Abbildung 5-14 zeigt eine alternative Darstellung desselben BCG-Signals der y-Achse in einem Histogramm (Proband D, Bett Nr. 4).

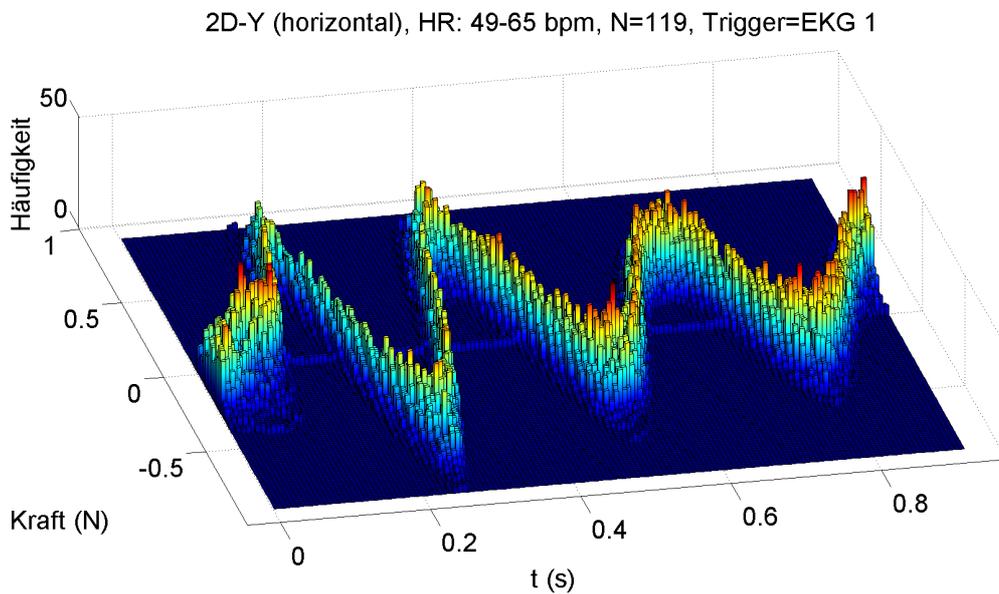


Abbildung 5-14: BCG Histogramm der y-Achse (Proband D, Bett 4).

Der mehrdimensionale Aufbau des Sensors ermöglicht die Darstellung der durch den Herzschlag verursachten Kräfte in verschiedenen Körperebenen. Um die zeitliche Abfolge der Kurve sichtbar zu machen, wurde diese entsprechend der Zeitabschnitte in verschiedenen Farben dargestellt. Abbildung 5-15 zeigt die farbliche Kodierung im EKG-Signal, welche äquivalent in den nachfolgenden BCG-Plots verwendet wird.

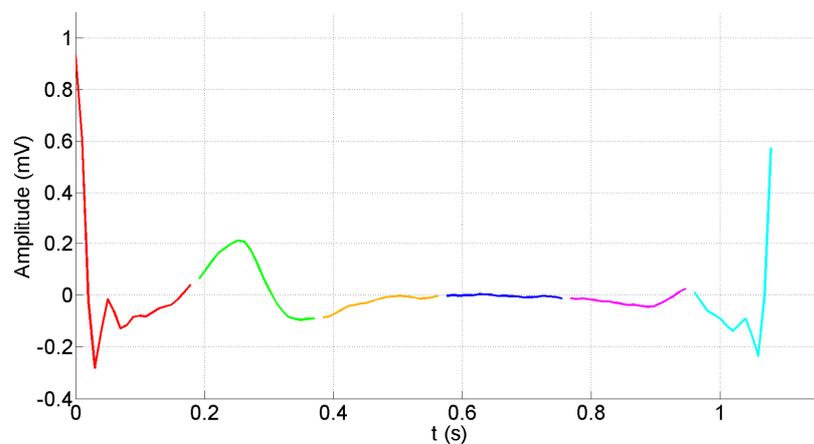


Abbildung 5-15: Zeitlich farbkodiertes EKG.

Folgende Abbildungen zeigen R-getriggerte Messkurven der Sagittalebene in Rückenlage (Abbildung 5-16) und Bauchlage (Abbildung 5-17) des Probanden A in Bett Nr. 2. Der farbige Verlauf repräsentiert den Mittelwert aller Verläufe, wobei zur besseren Übersichtlichkeit nur die ersten drei Zeitsegmente dargestellt wurden.

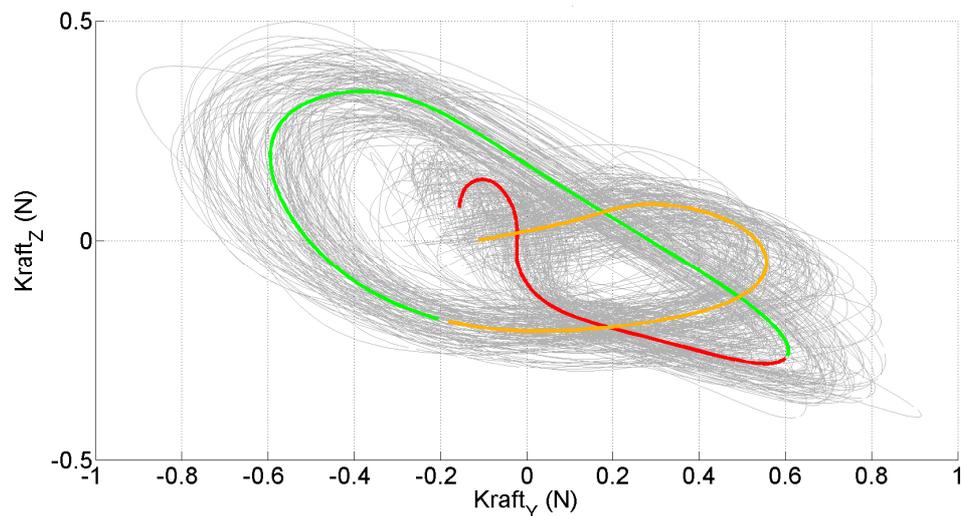


Abbildung 5-16: BCG R-getriggert, Sagittalebene in Rückenlage (Proband A, Bett 2).

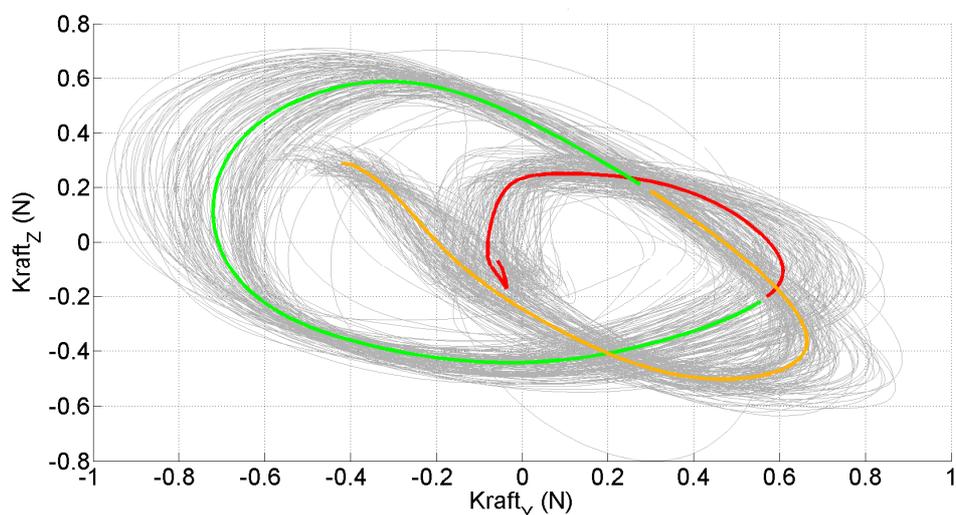


Abbildung 5-17: BCG R-getriggert, Sagittalebene in Bauchlage (Proband A, Bett 2).

In den folgenden Abbildungen sind die zeitlichen Verläufe des BCG jeweils eines Herzzyklus zu sehen (Proband A, Bett Nr. 2). Die Pfeillängen zeigen Betrag und Richtung der ersten Ableitung nach der Zeit an der entsprechenden Position. In Abbildung 5-18 und Abbildung 5-19 sind die Messkurven in Rücken- sowie

Bauchlage dargestellt. Abbildung 5-20 zeigt den dreidimensionalen Verlauf in Bauchlage.

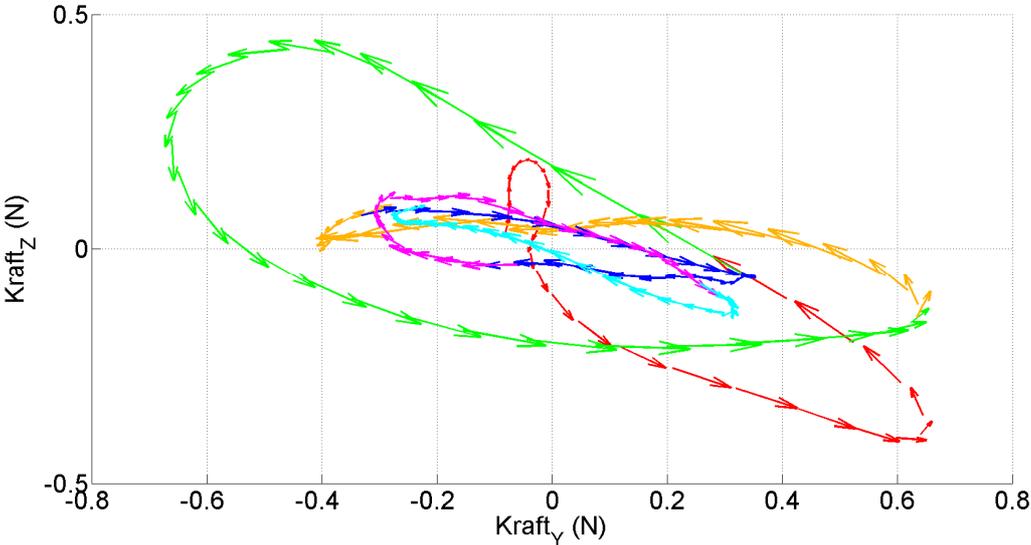


Abbildung 5-18: BCG der Sagittalebene in Rückenlage (Proband A, Bett 2).

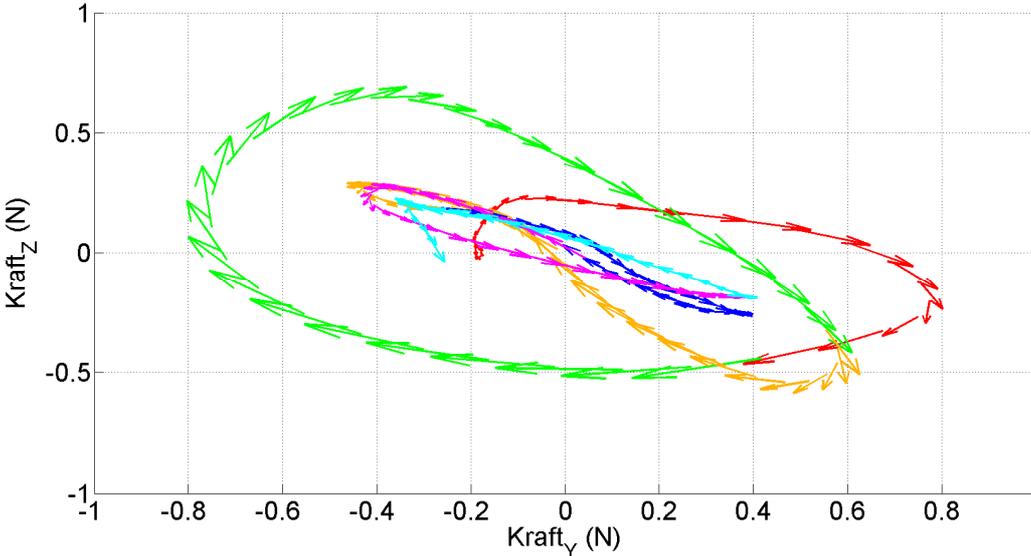


Abbildung 5-19: BCG der Sagittalebene in Bauchlage (Proband A, Bett 2).

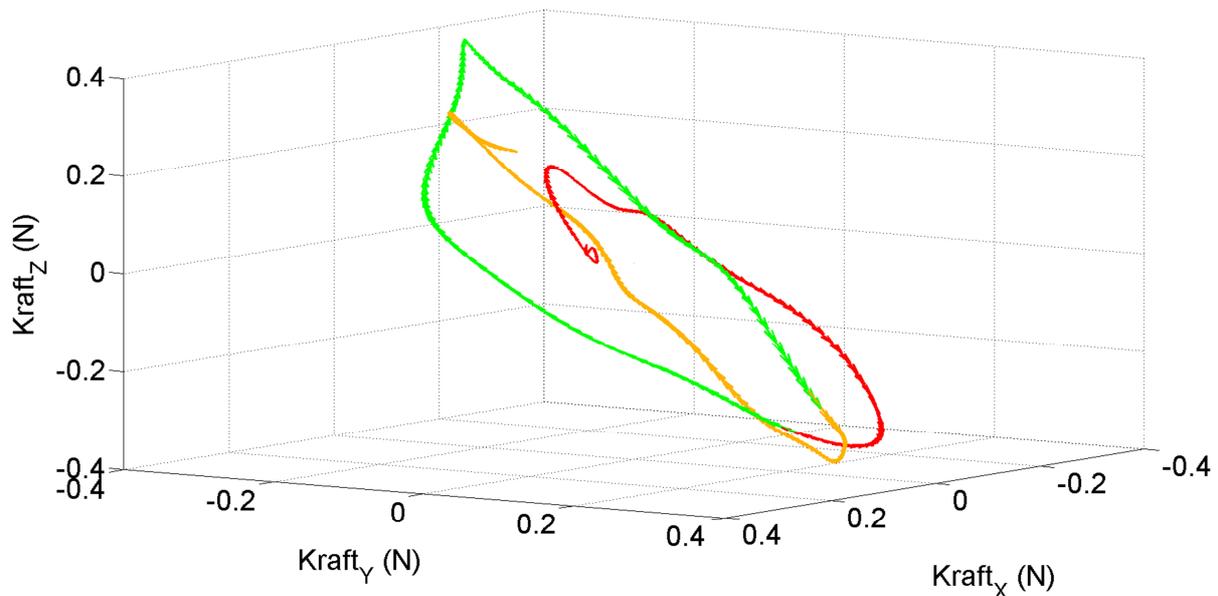


Abbildung 5-20: Dreidimensionales BCG in Bauchlage (Proband A, Bett 2).

5.4 Diskussion

5.4.1 Mikrocontroller

Aufgrund der geringen Chipbaugrößen der Mikrocontroller werden häufig mehrere Funktionen an den Anschlusspins zusammengefasst. Deshalb befinden sich auf vielen Boards Verdrahtungen von Bauteilkomponenten wie Displays und Schnittstellen welche sich dieselben μC -Pins teilen. Bei der Verwendung von ADC's ist deshalb darauf zu achten, dass jene Anschlüsse verwendet werden, welche keine weiteren Verdrahtungen aufweisen. Andernfalls können über diese Leitungen eingekoppelte Störungen (beispielsweise von digitalen Schaltvorgängen) zu einem sehr großen Problem werden.

Eine weitere Fehlerquelle ist die Welligkeit der Spannungsversorgung für den ADC und deren Referenzspannung. Bei der verwendeten Auflösung von 8 Bit waren die auf dem Board befindlichen Spannungsregler und Stützkondensatoren jedoch ausreichend.

Die zu erreichenden Datenraten wurden durch die Schreibzugriffe auf den USB-Stick limitiert. Das Problem liegt nicht in den Übertragungsgeschwindigkeiten der Flash-Speicher, sondern an der hohen Anzahl von durchgeführten Schreibzugriffen. Mit

einem größeren Arbeitsspeicher (RAM) könnten größere Datenblöcke auf einmal übertragen und damit auch höhere Datenraten erreicht werden.

Das verwendete Mikrocontrollerboard STM32-H407 ist im Onlinehandel *olimex.com* um 29,95 € erhältlich (Stand: März 2017).

5.4.2 Analog-Digital-Umsetzer

Der im μC integrierte Konverter arbeitet nach dem Prinzip der sukzessiven Approximation (SAR). Dabei handelt es sich um kostengünstige, universell einsetzbare Wandler mittlerer Auflösung. Für hohe Abtastraten und geringe Auflösungen können beispielsweise Flash-Wandler eingesetzt werden. Eine Alternative für hohe Auflösungen bei niedrigen Abtastraten stellen Delta-Sigma Wandler dar.

Auch AD-Konverter unterliegen temperaturabhängigen Fehlern, die beispielsweise durch zyklische Kalibrierungen teilweise kompensiert werden können.

Für Messungen mit sehr hoher Auflösung kann während der Konvertierung der Programmfluss des Mikroprozessors pausiert werden, um Störeinflüsse aufgrund von digitalen Schaltvorgängen zu minimieren.

Um Aliasing zu verhindern, ist es nicht ausreichend für die Grenzfrequenz des Aliasingfilters die halbe Abtastrate zu wählen (Shannon-Abtasttheorem). Da die Dämpfung im Sperrbereich nur entsprechend der Filterordnung ansteigt, ist die Grenzfrequenz so zu wählen, dass maximal auftretende Signalamplituden ab der halben Abtastfrequenz auf einen Wert von weniger als 1 LSB gedämpft werden. Daraus ergeben sich Filter-Grenzfrequenzen die weit unterhalb der halben Abtastfrequenz liegen.

5.4.3 SNR Messung

Vor allem aufgrund des Tiefpassverhaltens der mechanischen Komponenten des Messsystems (vor allem des Bettes) konnten nur Nutzsignalkomponenten bis zu einer Frequenz von etwa 20 Hz gemessen werden. Deshalb wurde das SNR für eine Bandbreite von 20 Hz berechnet, wodurch ein Vergleich mit den Simulationen in Kapitel 4.3.2 nur noch bedingt zulässig ist. Die gemessenen SNR lagen erwartungsgemäß unter jenen der Simulationen unter idealen Bedingungen.

Die Verläufe der spektralen Leistungsdichten bei normaler und unterdrückter Atmung (Abbildung 5-9, S.71) zeigen Peaks bei verschiedenen Frequenzen. Diese Frequenzverschiebung ist vermutlich auf unterschiedliche Herzraten des Probanden bei den beiden Messungen zurückzuführen.

5.4.4 Datenakquisition

Die bei polysomnografischen Aufzeichnung im Bereich des Schlafmonitorings übliche Messung der Atmung konnte leider nicht durchgeführt werden, da kein geeignetes Messgerät zur Verfügung stand. Typischerweise werden hierfür Atemmessgurte (thorakal/abdominal) oder Atemflussmessgeräte eingesetzt.

Vor allem aufgrund der atmungsbedingten Thoraxbewegungen ist bereits im zeitlichen Verlauf des BCG-Signalausschnitts (Abbildung 5-7, S.69) eine sich mit jedem Herzschlag etwas verändernde Morphologie zu erkennen.

Alle Messkurven weisen im Vergleich zu Messungen in der Schwerelosigkeit (Abbildung 2-5, S.8) Oszillationen auf, die vermutlich durch die Mechanik des Messsystems (vor allem des Bettes) verursacht wurden.

Zudem ist eine Kopplung zwischen der horizontalen und der vertikalen Messebene zu erkennen. Die in y-Richtung wirkenden Kräfte (aufgrund des Herzschlags) verursachen zugleich eine Schwerpunktsverlagerung des Körpers, welche in der z-Achse gemessen wird.

Bei allen Messergebnissen ist zu beachten, dass die Beträge der BCG-Amplituden eine Skalierung aufweisen. Unter der Annahme, dass die zu messenden Kräfte in gleichem Maße auf alle vier Bettpfosten verteilt wurden, beträgt die Skalierung $\frac{1}{4}$.

Des Weiteren verursachte der Messaufbau eine frequenzabhängige Dämpfung, dessen Übertragungsfunktion vorwiegend durch das Bett bestimmt wurde und ein Tiefpassverhalten aufweist. Eine Messung dieses Amplitudengangs könnte beispielsweise mit einem in der Schwingungsanalyse gebräuchlichen Shaker vorgenommen werden. Dabei platziert man den Shaker im Bett und lässt diesen mit bekannten Frequenzen oszillieren. Die dabei auftretenden, frequenzabhängigen Amplituden werden mithilfe des entwickelten Sensors gemessen und in den Amplitudengang eingetragen.

Im Zuge von Feldtests während der Entwicklungsphase wurden auch Messungen an zwei Kindern im Alter von 6 und 9 Jahren durchgeführt. Leider liegen hierfür nur Oszilloskop-Aufzeichnungen vor, jedoch legen die Ergebnisse nahe, dass dieses Messsystem auch für Kinder geeignet sein könnte.

6 Rauschunterdrückung

6.1 Einleitung

Die sehr kleinen Amplituden des BCG-Signals und die damit verbundene Empfindlichkeit des Messsystems bergen eine besondere Störanfälligkeit gegenüber geringsten Erschütterungen der Messumgebung. Für eine robuste und zuverlässige Datenerfassung sind Maßnahmen zur Störungsunterdrückung (beispielsweise Vibrationen durch Straßenbahnen oder Schritte von am Messsystem vorbeigehenden Personen) unerlässlich.

Das Übertragungsverhalten des Messsystems wird von mechanischen Gegebenheiten des Bettes und des darin befindlichen Probanden beeinflusst und zeigt nur in zeitlich beschränkten Abschnitten stationäres Verhalten. Aus diesem Grund werden Erschütterungen in unmittelbarer Nähe des Sensors mithilfe eines im Messverstärker integrierten Seismografen detektiert und die Filterkoeffizienten zur Rauschunterdrückung mittels adaptivem Filter [77] kontinuierlich angepasst.

Aus Kostengründen wurden die Seismografen nicht als Fertiggeräte zugekauft, sondern aus einzelnen Bauteilen gefertigt.

6.2 Methoden

6.2.1 Seismograf

Der verwendete Vibrationssensor (Abbildung 6-1) ist für Frequenzen bis 40 Hz geeignet und besteht aus einer Masse von 0.3 Gramm, die am Ende einer piezoelektrischen Folie angebracht ist.

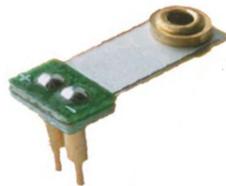


Abbildung 6-1: MEAS MiniSense 100 [78].

Die elektrische Ladung Q am Ausgang des Sensors ist linear ($\pm 1\%$) von der auf den Sensor wirkenden Beschleunigung g abhängig und beträgt $260 \frac{\text{pC}}{\text{g}}$. Diese Ladung wird mithilfe eines Ladungs-Spannungs-Wandlers (Ladungsverstärker) in ein messbares Spannungssignal umgewandelt. Abbildung 6-2 zeigt das Ersatzschaltbild des Sensors in der realisierten Schaltung mit einem Nachverstärker zur Signalkonditionierung und Tiefpassfilterung (Butterworth der Ordnung 2, $f_c = 1,4 \text{ kHz}$) für die anschließende Digitalisierung.

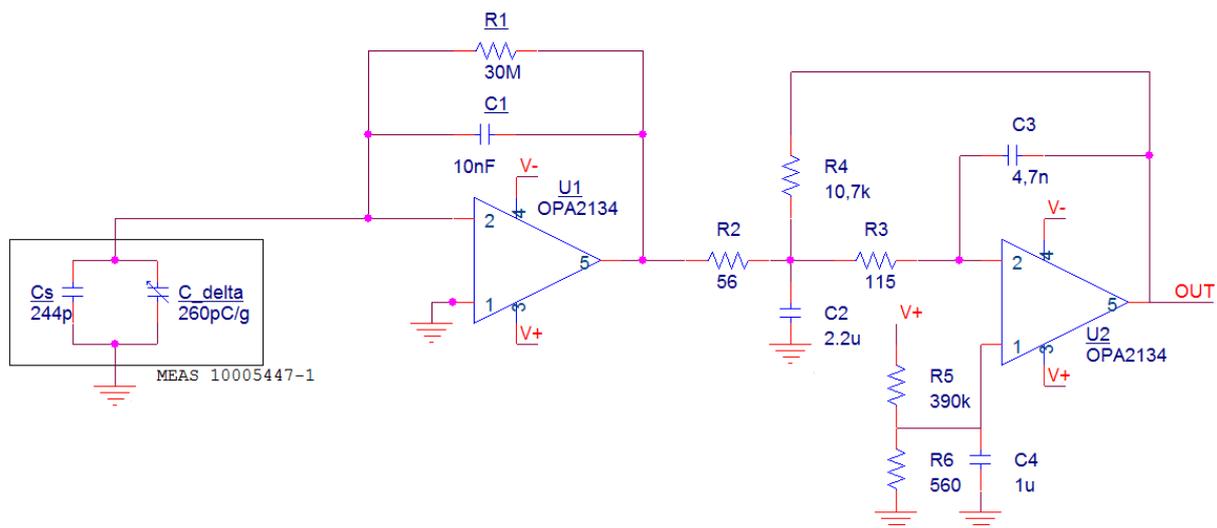


Abbildung 6-2: Ladungsverstärker.

Verformungen des Sensors führen zu Ladungsverschiebungen q_{in} die an den invertierenden Eingang des OPV geleitet werden. In den Knotenpunkt dieses Eingangs fließt die vom Ausgang rückgekoppelte Ladung q_1 mit negativem Vorzeichen und gleichem Betrag um dieselbe Spannung wie am nichtinvertierenden Eingang einzustellen (virtueller Nullpunkt). Die Ausgangsspannung u_{out} wird mit

$$q_{in} = -q_1 \quad (1)$$

und

$$q_1 = u_{out} \cdot C_1 \quad (2)$$

von der Kapazität des Rückkoppelkondensators C_1 bestimmt:

$$u_{out} = -\frac{q_{in}}{C_1} \quad (3)$$

und beträgt bei den verwendeten Bauteilen $-26 \frac{\text{mV}}{\text{g}}$.

Statische Ladungen bleiben somit ohne Einfluss wodurch parasitäre Kapazitäten der Leitung vernachlässigt werden können.

Der Widerstand R_1 dient der Herstellung eines Hochpassverhaltens, um eine hohe Gleichspannungsverstärkung beispielsweise von Spannungsabfällen durch Bias-Ströme zu verhindern. Die entsprechende Grenzfrequenz beträgt 0,53 Hz. Werden erheblich kleinere Grenzfrequenzen benötigt, muss auf aufwändigere Schaltungen zurückgegriffen werden.

Das Systemverhalten des Sensors wird vorwiegend vom mechanischen Aufbau bestimmt und kann näherungsweise als Feder-Masse-Dämpfer-System modelliert mit folgender Differenzialgleichung beschrieben werden:

$$m\ddot{x}(t) + d\dot{x}(t) + cx(t) = F(t). \quad (4)$$

Die Variable m beschreibt die Masse des aufgebrauchten Metallrings, c die Federkonstante und d die mechanische Dämpfungskonstante der piezoelektrischen Folie. Bei schwacher Dämpfung lautet die homogene Lösung von (4):

$$x(t) = Ce^{-\gamma t} \cos(\omega_d t + \varphi). \quad (5)$$

Die Impulsantwort wurde durch einen schnellen Stoß auf die Masse generiert und aufgezeichnet. Daraus konnte einerseits die gedämpfte Eigenfrequenz f_d

beziehungsweise ω_d mittels FFT berechnet werden und andererseits die Hüllkurve mithilfe eines Hilbert-Transformators generiert werden.

Abbildung 6-3 zeigt die mittels Moving-Average-Filter geglättete Impulsantwort, dessen Hilbert-Transformierte und die aus dem Betrag des analytischen Signals berechnete Hüllkurve.

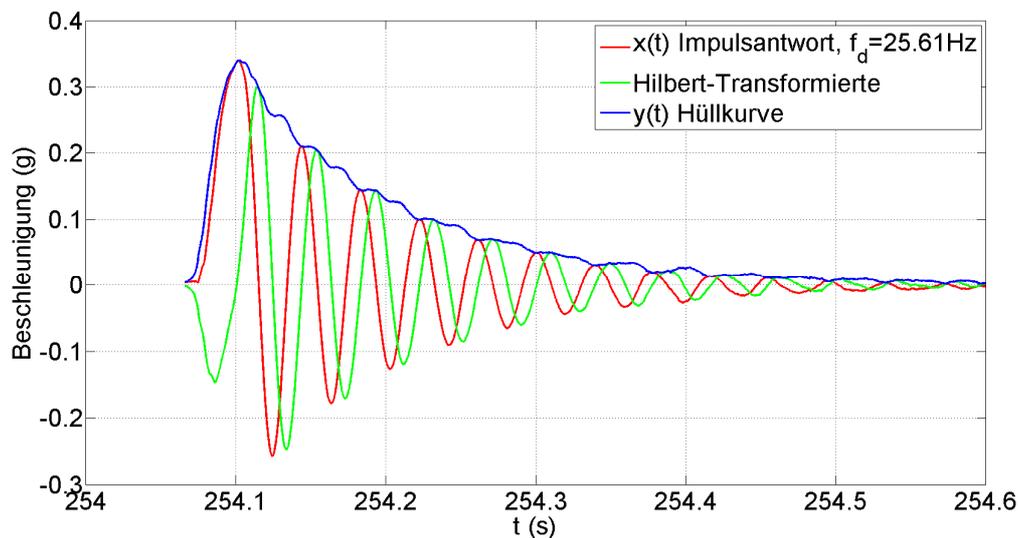


Abbildung 6-3: Seismograf Impulsantwort und Hüllkurve mittels Hilbert-Transformation.

Die Übertragungsfunktion der Hilbert-Transformation ist definiert mit:

$$H_H(j\omega) = -j \cdot \text{sgn}(\omega). \quad (6)$$

Dies bedeutet, dass negative Frequenzen um $\frac{\pi}{2}$ und positive Frequenzen um $-\frac{\pi}{2}$ in der Phase verschoben werden. Der Hilbert-Transformator wird deshalb häufig als Phasenschieber bezeichnet. Mithilfe dieser Transformation kann aus einem reellen Signal $x(t)$ eine komplexwertige Funktion generiert werden, welche keine negativen Frequenzanteile beinhaltet. Diese Funktion wird als analytisches Signal $x_a(t)$ bezeichnet und berechnet sich mittels:

$$x_a(t) = x(t) + j\mathcal{H}\{x(t)\}. \quad (7)$$

Die Betragsbildung des analytischen Signals liefert die Hüllkurve des ursprünglichen Signals $x(t)$. Durch semilogarithmisches Auftragen dieser Hüllkurve kann ein näherungsweise linearer Kurvenverlauf erzeugt werden, dessen Steigung dem Parameter γ entspricht (Abbildung 6-4).

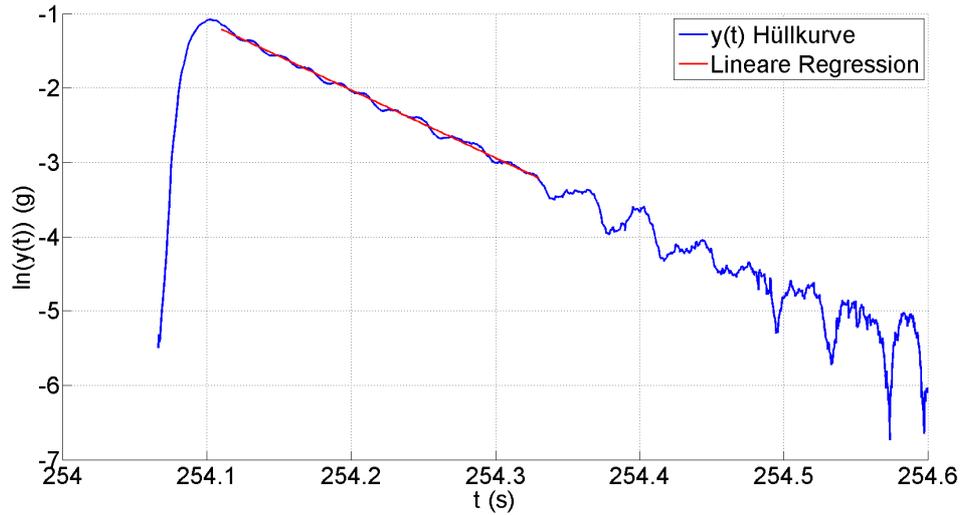


Abbildung 6-4: Semilogarithmische Hüllkurve mit Regressionsgeraden.

Mithilfe der gemessenen Werte γ , ω_d und der bekannten Masse m können schließlich die Eigenfrequenz ω_0 sowie die unbekannt Systemparameter d und c bestimmt werden:

$$\omega_0 = \sqrt{\omega_d^2 + \gamma^2}, \quad (8)$$

$$d = 2m\gamma, \quad (9)$$

$$c = m\omega_0^2. \quad (10)$$

6.2.2 Adaptive Filter

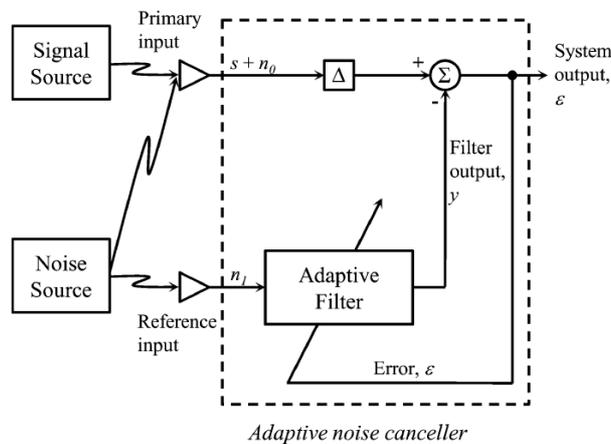


Abbildung 6-5: Adaptive Filter [77].

Abbildung 6-5 zeigt das Gesamtkonzept des adaptiven Filters. Die durch den Herzschlag verursachten Kräfte werden sowohl durch die Übertragungsfunktion des Bettes als auch durch die Übertragungsfunktion des BCG-Sensors verändert und dem Eingang der Filterstruktur als Nutzsignal s zugeführt:

$$s = F_{heart} * h_{bed} * h_{bcg,sensor}. \quad (1)$$

Diesem Nutzsignal s ist Rauschen n_0 durch Vibrationen überlagert, welches aufgrund der Übertragungsfunktion des BCG-Sensors die folgende Form annimmt:

$$n_0 = F_{vibration} * h_{bcg,sensor}. \quad (2)$$

Somit lautet die Gleichung des Signals am primären Eingang:

$$Primary\ input = s + n_0 = F_{heart} * h_{bed} * h_{bcg,sensor} + F_{vibration} * h_{bcg,sensor}. \quad (3)$$

Am Referenzeingang wird das mittels Seismografen gemessene Signal angelegt. Dieses durchläuft jedoch einen abweichenden Signalpfad und unterliegt somit einer eigenen Filterfunktion:

$$Reference\ input = n_1 = F_{vibration} * h_{seismograph}. \quad (4)$$

Das Fehlersignal ε stellt zugleich das Ausgangssignal der Filterstruktur dar:

$$\varepsilon = s + n_0 - y. \quad (5)$$

Einsetzen von:

$$y = n_1 * h_{filter} \quad (6)$$

liefert:

$$\varepsilon =$$

$$F_{heart} * h_{bed} * h_{bcg,sensor} + F_{vibration} * h_{bcg,sensor} - F_{vibration} * h_{seismograph} * h_{filter}. \quad (7)$$

Die gesuchte optimale Lösung hat die Form:

$$\varepsilon = F_{heart} * h_{bed} * h_{bcg,sensor}. \quad (8)$$

Diese wird erreicht, wenn das Filter die folgende Charakteristik annimmt [79]:

$$h_{filter} = h_{seismograph}^{-1} * h_{bcg,sensor}. \quad (9)$$

In einer Näherung wird angenommen, dass s, n_0, n_1 zumindest in begrenzten Zeitabschnitten statistisch stationär und vom Mittelwert befreit sind. n_0, n_1 sind mit s unkorreliert, aber n_0 korreliert mit n_1 .

Quadrieren der Fehlergleichung (5) führt zu:

$$\varepsilon^2 = s^2 + (n_0 - y)^2 + 2s(n_0 - y). \quad (10)$$

Der mittlere quadratische Fehler (mean squared error, MSE) kann mithilfe des Erwartungswertes berechnet werden:

$$E[\varepsilon^2] = E[s^2] + E[(n_0 - y)^2] + 2E[s(n_0 - y)]. \quad (11)$$

Da y eine gefilterte Version von n_1 ist und s mit n_0 sowie n_1 unkorreliert ist, geht der Term $E[s(n_0 - y)]$ gegen 0. Somit lässt sich (11) zu folgendem Ausdruck kürzen:

$$E[\varepsilon^2] = E[s^2] + E[(n_0 - y)^2]. \quad (12)$$

Das Filter kann die Signalleistung $E[s^2]$ nicht beeinflussen, dementsprechend wird der kleinste MSE erreicht, wenn der Ausdruck $E[(n_0 - y)^2]$ sein Minimum annimmt.

Aufgrund des Zusammenhangs (5) wird gleichzeitig $E[(\varepsilon - s)^2]$ minimal.

Das heißt, die Minimierung des Ausgangssignals ε liefert den kleinsten mittleren quadratischen Fehler.

Das Auffinden dieser Lösung wird als Least-Mean-Squares-Problem bezeichnet.

Die zentrale Komponente des adaptiven Filters ist der Linear-Kombinierer (Abbildung 6-6) mit dem Gewichtsvektor \mathbf{W} (Filterkoeffizienten). Das Referenzsignal n_1 in der Länge des Filters (Anzahl der Gewichte) wird als Eingangsvektor \mathbf{X} definiert.

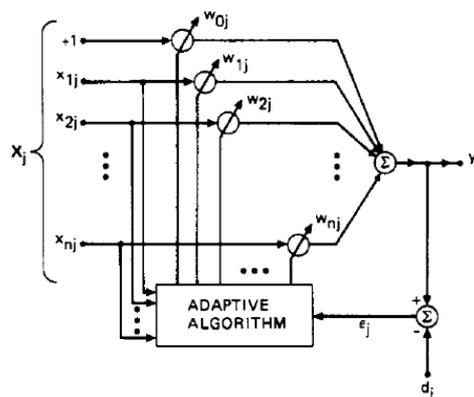


Abbildung 6-6: Adaptiver Linear-Kombinierer [77].

Der Ausgangswert y_j zum Zeitpunkt j entspricht dem inneren Produkt von \mathbf{X}_j und \mathbf{W}_j :

$$y_j = \mathbf{X}_j^T \mathbf{W}_j = \mathbf{W}_j^T \mathbf{X}_j. \quad (13)$$

Das Signal am primären Eingang $s + n_0$ wird mit d (desired response) abgekürzt.

Damit berechnet sich der Fehler ε_j mit:

$$\varepsilon_j = d_j - \mathbf{X}_j^T \mathbf{W}_j = d_j - \mathbf{W}_j^T \mathbf{X}_j. \quad (14)$$

Der Erwartungswert des quadratischen Fehlers lautet:

$$E[\varepsilon_j^2] = E[d_j^2] - 2E[d_j \mathbf{X}_j^T] \mathbf{W} + \mathbf{W}^T E[\mathbf{X}_j \mathbf{X}_j^T] \mathbf{W}. \quad (15)$$

Mit der Definition der Kreuzkorrelation von d (Skalar) und \mathbf{X} als Vektor \mathbf{P} :

$$\mathbf{P} \triangleq E[d_j \mathbf{X}_j] \quad (16)$$

und der Autokorrelation von \mathbf{X} als symmetrische, positiv definite (in seltenen Fällen positiv semidefinite) Matrix \mathbf{R} :

$$\mathbf{R} \triangleq E[\mathbf{X}_j \mathbf{X}_j^T] \quad (17)$$

kann der Erwartungswert (15) wie folgt ausgedrückt werden:

$$E[\varepsilon_j^2] = E[d_j^2] - 2\mathbf{P}^T \mathbf{W} + \mathbf{W}^T \mathbf{R} \mathbf{W}. \quad (18)$$

Der Fehler ist eine quadratische Funktion der Gewichte, welche nur ein einziges Minimum aufweist. Dieses Minimum kann durch Gradientenbildung und anschließendem Nullsetzen aufgefunden werden. Der Gradient berechnet sich aus der Ableitung der Fehlerfunktion (18) nach den Gewichten \mathbf{W} :

$$\nabla = -2\mathbf{P} + 2\mathbf{R}\mathbf{W}. \quad (19)$$

Nullsetzen des Gradienten liefert den optimalen Gewichtsvektor, der den Fehler minimiert:

$$\mathbf{W} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P}. \quad (20)$$

Diese Gleichung entspricht der Wiener-Hopf Gleichung in Matrixschreibweise.

Der LMS-Algorithmus adaptiert den Gewichtsvektor iterativ bei jedem Durchlauf in die Richtung des negativen Gradienten mit der Lernrate μ und kann somit laufend statistischen Änderungen folgen. Die Gewichtsänderung beträgt somit:

$$\Delta \mathbf{W} = -\mu \frac{\partial E[\varepsilon^2]}{\partial \mathbf{W}}. \quad (21)$$

Die Berechnungen der beschriebenen Korrelationen erweisen sich bei Echtzeitanwendungen als problematisch und können umgangen werden, indem anstelle des Erwartungswertes $E[\varepsilon^2]$ das momentane Fehlerquadrat ε^2 in die Formel (21) eingesetzt wird. Dementsprechend folgt mit

$$\Delta \mathbf{W} = -2\mu\varepsilon \mathbf{X} \quad (22)$$

die Updateformel für die Filterkoeffizienten zum Zeitpunkt j :

$$\mathbf{W}_{j+1} = \mathbf{W}_j + 2\mu\varepsilon_j \mathbf{X}_j. \quad (23)$$

Diese Vereinfachung beschränkt sich auf eine Schätzung des Gradienten, sodass die Adaption nicht exakt in die Richtung des Fehlerminimums verläuft. Dies bedeutet, dass der Algorithmus zwar gegen das Wiener-Filter konvergiert, aber nicht das exakte Minimum des MSE erreicht, sondern um das Minimum „herumwandert“. Mit der Lernrate μ muss ein Kompromiss zwischen dem verbleibenden Fehler (misadjustment M) und der Konvergenzgeschwindigkeit (Zeitkonstante τ_{MSE} der exponentiell verlaufenden Lernkurve) getroffen werden:

$$M \approx \mu \cdot \text{tr}[\mathbf{R}], \quad (24)$$

$$\tau_{MSE} \approx \frac{N+1}{4M}, \quad (25)$$

wobei die Konvergenzbedingung eingehalten werden muss:

$$0 < \mu < \frac{1}{\text{tr}[\mathbf{R}]}. \quad (26)$$

N beschreibt die Anzahl der Gewichte von \mathbf{W} und die Spur von \mathbf{R} ($\text{tr}[\mathbf{R}]$) entspricht der Gesamtleistung von \mathbf{X} [77].

Bei Echtzeitanwendungen approximiert der Algorithmus ein kausales Filter mit einseitiger Impulsantwort. In vielen Fällen würde jedoch ein akausales Filter mit zweiseitiger Impulsantwort eine wesentlich bessere Näherung an das optimale Wiener-Filter liefern. Mithilfe eines Zeitverzögerungsglieds Δ am primären Eingang des adaptiven Filters kann dieser Umstand umgangen werden und der Algorithmus ist in der Lage eine zweiseitige Impulsantwort (auf Kosten der Zeitverzögerung) zu bilden. Die Länge dieser Verzögerung ist nicht kritisch und wird typischerweise auf die Filterlänge/2 festgelegt [77].

Je länger die Filterlänge N gewählt wird, umso besser kann das optimale Wiener-Filter approximiert werden. Jedoch steigt damit auch die Adaptierungszeit (25), sodass auch hierbei ein Kompromiss getroffen werden muss.

Um die Performance des adaptiven Filters zu testen, wurde eine BCG-Aufzeichnung mit kräftigen Schritten in der Nähe des Messsystems gestört. Danach wurden dem Filter die gemessenen Signale (BCG und Seismogramm) zugeführt und die Filterwirkungen bei verschiedenen Parametern M (misadjustment) und N (Anzahl Gewichte) getestet. Die Lernraten μ wurden mit der Formel (24) berechnet, wobei die Spur von \mathbf{R} beziehungsweise die Gesamtleistung von \mathbf{X} mithilfe des zweiten Moments des Referenzsignals n_1 angenähert wurde:

$$\mu \approx \frac{M}{(N+1)E[n_1^2]} \quad (27)$$

6.3 Ergebnisse

6.3.1 Seismograf

Die berechneten Systemparameter des Vibrationssensors betragen: Eigenfrequenz $f_0 = 25,66$ Hz, Federkonstante $c = 7,8 \frac{\text{N}}{\text{m}}$ und Dämpfungskonstante $d = 5,5 \frac{\text{g}}{\text{s}}$. Die rote Kurve in Abbildung 6-7 zeigt die gemessene und mittels Moving-Average-Filter geglättete Impulsantwort des Seismografen. Die blaue Kurve zeigt die simulierte Impulsantwort des Feder-Masse-Dämpfer-Systems mit den ermittelten Kennwerten.

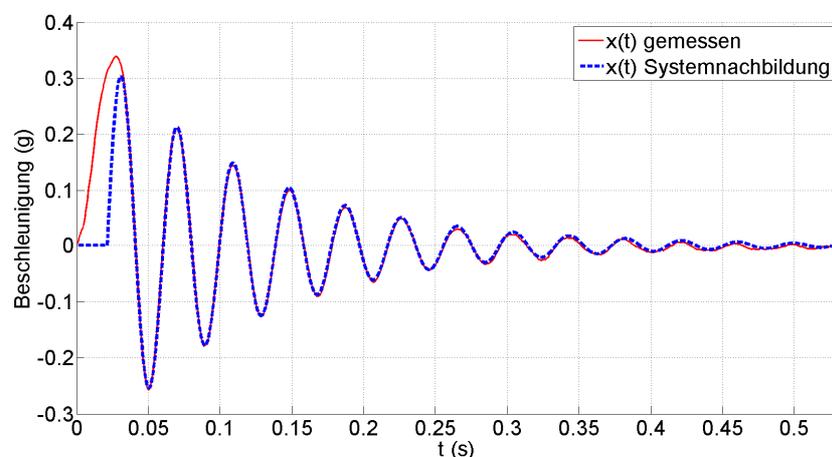


Abbildung 6-7: Gemessene und simulierte Impulsantwort.

6.3.2 Adaptive Filter

Abbildung 6-8 zeigt die Anwendung des adaptiven Filters mit $f_s = 1$ kHz, $N = 1000$ Filter-Koeffizienten, $M_2 = 0,2$ und $\Delta = N/2$ Samples ab dem Zeitpunkt $t = 0$ s. Die oberste, grüne Kurve repräsentiert den gemessenen Verlauf der durch den Herzschlag verursachten Kräfte in vertikaler Richtung mit überlagertem Rauschen aufgrund von Schritten in der Nähe des Messaufbaus. Die blaue Kurve zeigt die mittels Seismografen aufgezeichneten Schritte. In der roten Kurve ist das Ausgangssignal der Filterstruktur (Fehlersignal ε) zu sehen, wobei das Filter erst ab dem Zeitpunkt $t = (N - \Delta) / f_s = 0,5$ s ein Ausgangssignal liefert.

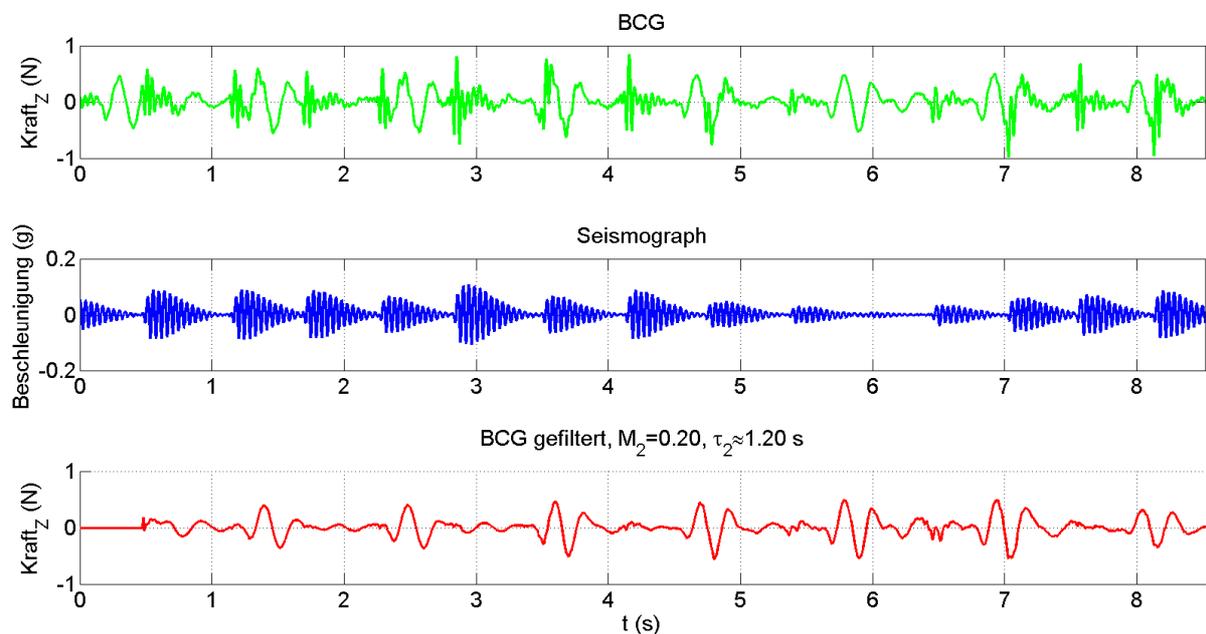


Abbildung 6-8: Adaptives Filter mit $f_s = 1$ kHz, $N = 1000$ Filter-Koeffizienten, $M_2 = 0,2$, $\Delta = N/2$ Samples. Verrauschtes BCG-Signal (grüne Kurve), Seismogramm (blaue Kurve) und Fehlersignal (rote Kurve).

Abbildung 6-9 zeigt die Fehlersignale (rote Kurven) desselben BCG-Signals (grüne Kurven) ab dem Zeitpunkt $t = 0$ s bei verschiedenen Werten für M ($M_1 = 0,05$, $M_2 = 0,2$, $M_3 = 0,35$) und somit bei verschiedenen Lernraten.

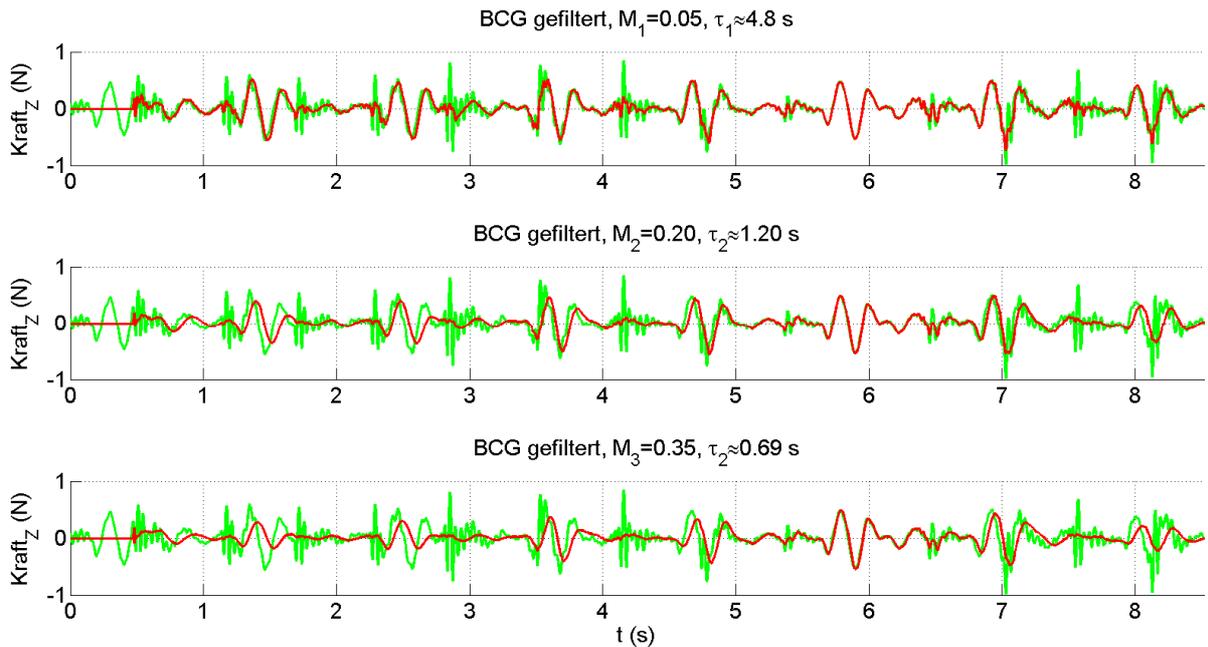


Abbildung 6-9: Adaptive Filter mit $f_s = 1$ kHz, $N = 1000$ Filter-Koeffizienten, $\Delta = N/2$ Samples bei $M_1 = 0,05$, $M_2 = 0,2$, $M_3 = 0,35$ (rote Kurven) und den verrauschten BCG-Signalen (grüne Kurven) ab dem Zeitpunkt $t = 0$ s.

Abbildung 6-10 zeigt die vom LMS-Algorithmus generierte Übertragungsfunktion des adaptiven Filters bei $f_s = 1$ kHz, $N = 1000$ Filter-Koeffizienten, $M = 0,2$ und $\Delta = N/2$ Samples.

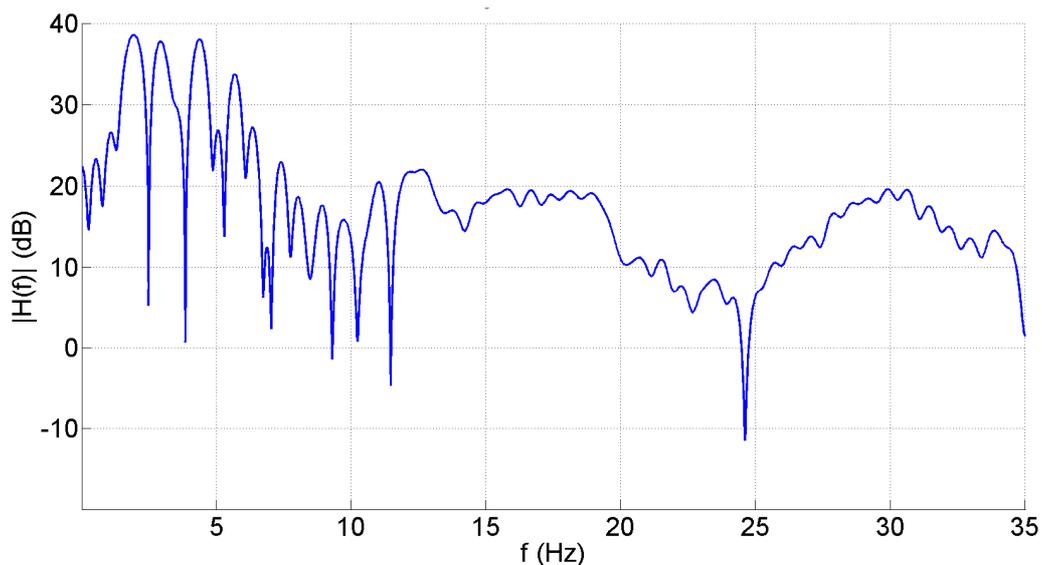


Abbildung 6-10: Übertragungsfunktion des adaptiven Filters: $f_s = 1$ kHz, $N = 1000$ Filter-Koeffizienten, $M = 0,2$, $\Delta = N/2$ Samples.

6.4 Diskussion

6.4.1 Seismograf

Die hohe Empfindlichkeit des Ladungsverstärkers gegenüber kleinsten Ladungsänderungen kann bereits bei kleinsten Bewegungen der Leitungen (zum Verstärker) aufgrund des triboelektrischen Effekts zu erheblichen Störungen führen. Üblicherweise werden anstelle von teuren, störarmen „low-noise“ Spezialkabeln Sensoren mit integrierter Impedanzwandler-Elektronik (Integrated Electronics Piezo Electric abgekürzt IEPE) verwendet.

Die Messunsicherheit ist im beschriebenen Anwendungsfall nur von marginaler Bedeutung, weshalb auf die Berechnung der Messgenauigkeit sowie auf eine Kalibrierung verzichtet wurde.

Für eine Abschätzung des Bereichs, in dem die Eigenfrequenz des Seismografen liegt, wäre eine Frequenzmessung der gedämpften Schwingung ausreichend gewesen. Akkuratere Bestimmungen der Systemparameter finden hingegen eher in der Regelungstechnik Anwendung.

Zur Anordnung eines Seismografen für die Rauschunterdrückung während einer BCG-Messung konnten die Patente [80] und [54] gefunden werden.

6.4.2 Adaptive Filter

Die Filterwirkung des adaptiven Filters wurde anhand der vertikalen Achse z demonstriert, da in dieser Richtung Erschütterungen des Fußbodens den größten Störeinfluss zeigen. Des Weiteren wurde bei der Testmessung besonders kräftig im Bereich des Bettes gestampft. In sinngemäßen Anwendungsfällen des Schlafmonitorings sind Erschütterungen geringerer Intensität zu erwarten.

Abbildung 6-9, S.91 zeigt eine Gegenüberstellung von gefilterten BCG-Signalen bei verschiedenen Lernraten. Dabei zeigt sich in der obersten Kurve (bei der kleinsten Lernrate), dass Störungen nur in geringerem Maße unterdrückt werden können. Das Filter nähert sich zu langsam der optimalen Lösung. Im Gegensatz dazu kann sich

das Filter bei der größten Lernrate (unterste Kurve) sehr rasch der optimalen Lösung nähern. Jedoch steigt mit der Lernrate auch der verbleibende Fehler (zur optimalen Filterlösung). Die mittlere Kurve zeigt einen Kompromiss zwischen der Konvergenzgeschwindigkeit und dem verbleibenden Fehler mit $M_2 = 0,2$. Hierbei ist eine gute Rauschunterdrückung bei akzeptablen verbleibenden Fehlern zu beobachten.

Des Weiteren ist mit dem Anstieg der Lernrate eine erhöhte Variation der zeitlichen Verschiebungen im gefilterten Signal zu erkennen. Dieser Sachverhalt stellt in weiterer Folge eine Fehlerquelle bei der Bestimmung der Herzschlagintervalle dar und muss genauer untersucht werden.

Abbildung 6-8, S.90 zeigt das verrauschte BCG-Signal, das Seismogramm und das gefilterte Signal mit $M_2 = 0,2$. Im gefilterten Signal (rote Kurve) sind im Zeitintervall zwischen 6 und 7 s überdurchschnittlich ausgeprägte Störungen zu sehen, welche nur unzureichend unterdrückt wurden. Die Ursache dieses Fehlers könnte in den kleineren Amplituden im Seismogramm zu diesem Zeitpunkt liegen. Das Update der Filterkoeffizienten zum Zeitpunkt j erfolgt nach Formel (23) mit: $\mathbf{W}_{j+1} = \mathbf{W}_j + 2\mu\varepsilon_j\mathbf{X}_j$. Da die Lernraten μ konstant gewählt wurden, fallen die Änderungen der Gewichte \mathbf{W} bei kleineren Amplituden des Referenzsignals \mathbf{X} (Seismogramm) geringer aus. Durch kontinuierliches Anpassen der Lernraten an die Signalleistungen (NLMS-Algorithmus) kann eine Reduzierung dieses Effekts sowie eine Verbesserung der Stabilität erzielt werden.

Die vom LMS-Algorithmus generierte Übertragungsfunktion des Filters (Abbildung 6-10, S.91) zeigt näherungsweise den erwarteten Verlauf der Übertragungsfunktion des BCG-Sensors multipliziert mit der inversen Übertragungsfunktion des Seismografen, was sich in einer erhöhten Dämpfung im Bereich dessen Eigenfrequenz widerspiegelt.

Mit alternativen Verfahren wie beispielsweise dem RLS-Algorithmus (Recursive-Least-Squares-Algorithmus) können kürzere Konvergenzzeiten erreicht werden. Die Eignungen verschiedener Algorithmen zur Rauschunterdrückung in BCG-Signalen müssen in weiteren Untersuchungen eruiert werden.

7 Maschinelle Mustererkennung

7.1 Einleitung

Die Robustheit und die Genauigkeit von Messsystemen im Bereich des Schlafmonitorings sind sowohl von der Messkette als auch von den implementierten Algorithmen zur Herzschlag- und Atmungsdetektion abhängig. Das BCG weist im Gegensatz zum EKG kein markant hervortretendes Merkmal wie den QRS-Komplex auf. Aufgrund von Oszillationen des Messsystems (vor allem des Bettes) treten Überlappungen zwischen den Mustern der einzelnen Herzschläge auf [81]. Darüber hinaus ist die Morphologie dieser Muster nicht nur vom Messsystem, sondern auch von der Anatomie, der Körperlage und den aktuellen hämodynamischen Parametern des Probanden abhängig.

In diesem Kapitel werden State of the Art Methoden zur Schätzung von Herzschlag- und Atmungsintervallen aus BCG-Signalen vorgestellt. Im Anschluss folgt die Evaluierung der implementierten Verfahren anhand zuvor durchgeführter Messungen.

7.2 Schätzung der Herzschlagrate

7.2.1 Heart Valve Signal (HVS)

Friedrich et al. verwendeten einen eher einfachen Ansatz, um die einzelnen Herzschläge in einem BCG-Signal aufzufinden. Sie nahmen an, dass der Ursprung der Signalkomponenten im Frequenzband 20-40 Hz in den Schließbewegungen der Herzklappen liegt. Somit führten sie erst eine Bandpassfilterung mit den entsprechenden Grenzfrequenzen durch und berechneten anschließend die Signalleistungen dieses Frequenzbandes mittels quadrieren der Signalamplituden. Danach führten sie eine Tiefpassfilterung durch, um daraus die Hüllkurve zu erhalten und definierten dieses Signal als *heart valve signal* (HVS) [82].

Parak verwendete den gleichen Ansatz, jedoch zog er für die Berechnungen das Frequenzband 10-12 Hz heran. Danach detektierte er die lokalen Maxima der Hüllkurve und berechneten aus deren relativen Zeitabständen die entsprechenden Herzraten [83].

7.2.2 Clusteranalyse

Rosales et al. setzten eine Methode des maschinellen Lernens ein, um einzelne Herzschläge in einem BCG-Signal aufzufinden. Deren Grundprinzip basierte auf dem k-means-Algorithmus, welcher zu den Clusterverfahren in der Gruppe des unüberwachten Lernens zählt. Sie bestimmten alle Extremwerte des BCG-Signals und berechneten deren Amplitudenwerte. Danach extrahierten sie für jedes einzelne lokale Minimum 3 Merkmale (Features), wobei das erste Merkmal f_1 die Amplitudenhöhe d_1 dieses lokalen Minimums darstellte (siehe Abbildung 7-1). Die Amplitude des darauf folgenden lokalen Maximums d_2 bildete das zweite Merkmal f_2 . Das dritte Merkmal f_3 wurde mit $d_2 - d_1$ berechnet und spiegelte den Abstand beider Amplituden wider.

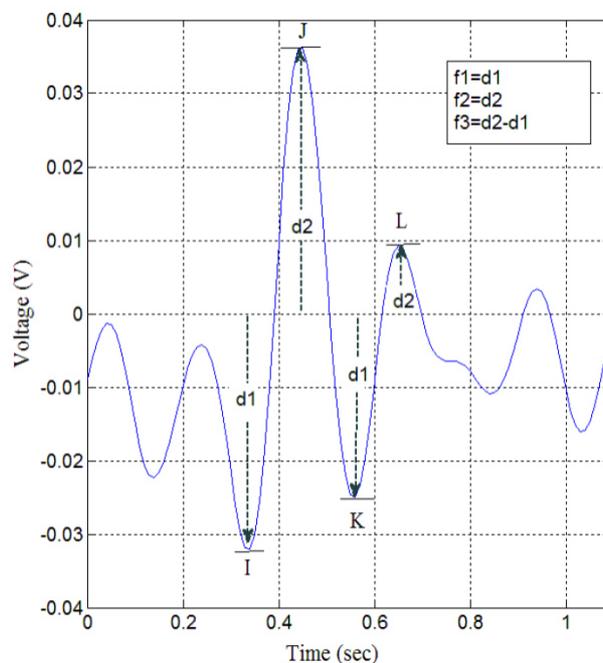


Abbildung 7-1: Merkmalsextraktion aus dem BCG-Signal [84].

Im Anschluss wandten sie den k-Means-Algorithmus mit $k=2$ an den Feature-Vektoren im dreidimensionalen Merkmalsraum an. Unter der Annahme, dass sich J-Amplituden im kleineren und alle anderen Amplituden im größeren Cluster befinden, wurden lediglich jene Features weiterverwendet, welche dem kleineren Segment zugeordnet wurden. Abschließend wurden die entsprechenden (verbliebenen) Maximalwerte herangezogen, um aus deren relativen Zeitabständen die Herzraten zu bestimmen [84].

7.2.3 Fusion von HVS, Clusteranalyse und Kreuzkorrelation

Brüser et al. entwickelten einen robusteren Algorithmus indem sie mehrere Verfahren miteinander kombinierten. Dieser leitet eine Lernphase ein, sobald eine Person in das Bett steigt oder darin ihre Körperlage ändert. Dabei wird ein Messsignal über einen Zeitraum von 30 Sekunden aufgezeichnet und zur Beseitigung respiratorischer Signalkomponenten hochpass- sowie zur Glättung tiefpassgefiltert. Danach werden alle darin enthaltenen Extremwerte bestimmt und für jedes lokale Maximum ein Feature-Vektor erstellt. Dieser beinhaltet die Amplitude des aktuellen Maximum a_{max} zum Zeitpunkt i , den Abstand zum folgenden Minimum d_{max} , die Amplitude dieses Minimums a_{min} und dessen Abstand zum darauf folgenden $(i+1)$ Maximum d_{min} (siehe Abbildung 7-2).

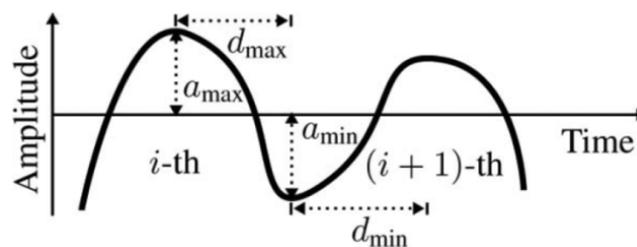


Abbildung 7-2: Erstellung eines Feature-Vektors [85].

Die 4 beschriebenen Eigenschaften eines Maximums werden für N aufeinanderfolgende Maxima berechnet und in den $4N$ -dimensionalen Feature-Vektor eingetragen, wobei N typischerweise mit $N \in [4,8]$ gewählt wird. Die Einträge des Vektors des i -ten Maximums lauten somit:

$$f_i = (a_{max,i}, d_{max,i}, a_{min,i}, d_{min,i}, \dots, a_{max,i+N-1}, d_{max,i+N-1}, a_{min,i+N-1}, d_{min,i+N-1}) \quad (1)$$

Danach wird mithilfe der Hauptkomponentenanalyse (PCA) eine Dimensionsreduktion der Vektoren durchgeführt. Jene Feature-Vektoren, welche eine große Ähnlichkeit zueinander aufweisen, verfügen im Merkmalsraum über eine geringere euklidische Distanz zueinander und bilden Segmente (Cluster). Abbildung 7-3 zeigt die zweidimensionale Projektionen einiger Feature-Vektoren auf die ersten beiden Hauptkomponenten der PCA. Jedes Segment repräsentiert ein zeitlich versetztes Muster, beginnend bei einem lokalen Maximum innerhalb eines BCG-Wellenzugs. In dargestellten Fall weist die BCG-Morphologie eines Herzschlags

exakt vier Maxima auf. Zur Veranschaulichung sind die lokalen Maxima eines BCG-Signalausschnitt (Abbildung 7-4) und die entsprechenden Einträge im Merkmalsraum (Abbildung 7-3) mit denselben farbigen Symbolen gekennzeichnet.

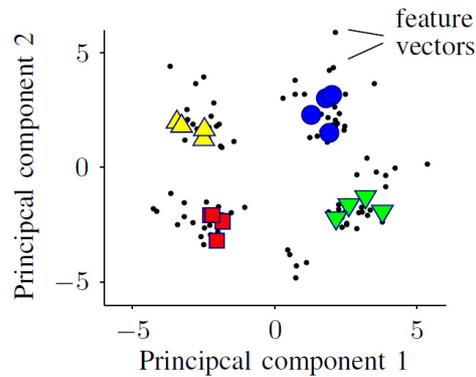


Abbildung 7-3: PCA der Feature-Vektoren [86].

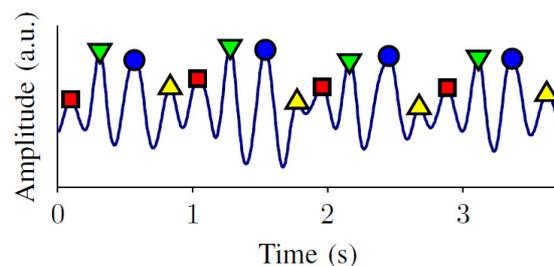


Abbildung 7-4: BCG Ausschnitt mit markierten lokalen Maxima [86].

Anschließend werden mithilfe des k-Means-Algorithmus sämtliche Clusterzentren c_k der k Segmente im Merkmalsraum bestimmt. Mithilfe der Testdaten wird jenes Clusterzentrum c_{best} ausgewählt, welches sich am besten zur Herzschlagdetektion eignet. Mit demselben Vorgehen wird ein BCG-Signalausschnitt $p_{best}(n)$ bestimmt, der in weiterer Folge als Pattern in der Kreuzkorrelationsfunktion (KKF) herangezogen wird. Im letzten Schritt wird eine Abwandlung des zuvor beschriebenen heart valve signal (HVS) mit einer Bandbreite von 4Hz berechnet, wobei die optimale Mittenfrequenz auch aus den Testdaten ermittelt wird.

In der Detektionsphase werden aus den verbleibenden BCG-Messdaten drei Signale berechnet. Das erste Signal (Corr.) entspricht der Kreuzkorrelation mit dem Pattern $p_{best}(n)$. Das zweite Signal (Dist.) wird aus der euklidischen Distanz zwischen den Feature-Vektoren und dem Clusterzentrum c_{best} berechnet, wobei die Feature-

Vektoren äquivalent zur Trainingsphase ermittelt werden. Das dritte Signal entspricht dem HVS mit einer Bandbreite von 4 Hz und der in der Trainingsphase ermittelten Mittenfrequenz. In Abbildung 7-5 ist ein BCG-Teilausschnitt mit den genannten Signalen dargestellt. Die vertikalen, roten Linien markieren Zeitpunkte, in denen Minima beziehungsweise Maxima der jeweiligen Signale ein Auftreten eines Herzschlags anzeigen. In dieser Darstellung ist gut zu erkennen, dass diese Linien nicht synchron auftreten. Die Autoren entwarfen eine heuristische Zuverlässigkeitsprüfung, welche sowohl die Herzschlag-Detektionswahrscheinlichkeit jedes einzelnen Markers, als auch deren relativen Abstände zueinander berücksichtigt, um einen Herzschlag anzuzeigen. Die detaillierten Umsetzungen dieser Schritte können der Literatur entnommen werden [85].

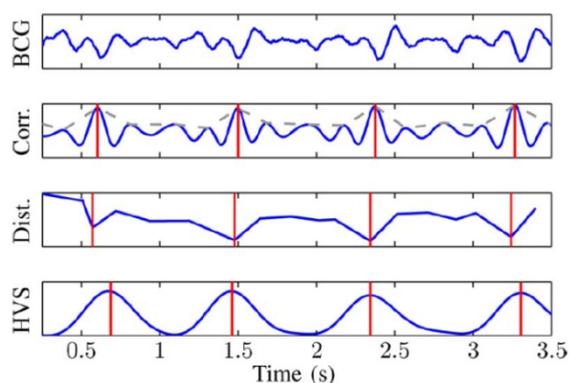


Abbildung 7-5: BCG-Signal (BCG), Kreuzkorrelation (Corr.) mit Hüllkurve (--), Distanzfunktion (Dist.) und heart valve signal (HVS) [85].

Der Algorithmus wurde von Brüser et al. an 16 gesunden Probanden getestet, wobei jeder Proband 30 Minuten liegend in einem Krankenbett verharren und in zeitlichen Abständen von 7,5 Minuten die Körperlage (linke Seitenlage, Rückenlage, rechte Seitenlage, Bauchlage) ändern musste. Zur Ableitung des BCG wurden Dehnungsmessstreifen am Lattenrost (unterhalb des Thorax) angebracht. Als Referenz dienten die R-Zacken aus einem synchron abgeleiteten EKG. Ein Herzschlag wurde dann als detektiert gewertet, wenn der geschätzte Herzschlag innerhalb des Intervalls von $\pm 0,25$ s zur R-Zacke lag. Der Anteil an korrekt aufgefundenen Herzschlägen lag bei durchschnittlich 95,94 %. Die mittlere Falsch-Positiv-Rate lag bei 0,12 % und die mittlere Falsch-Negativ-Rate bei 0,41 %. Die

Differenzen zwischen den BCG und den EKG Herzschlagintervallen lagen im Durchschnitt bei 16,61 ms beziehungsweise bei 1,79 %.

Paalasmaa et al. entwickelten eine Methode, die ein zyklisches Update des Patterns vornimmt. Aufgrund der großen Ähnlichkeit zum soeben beschriebenen Verfahren wird an dieser Stelle von einer Erläuterung abgesehen und lediglich auf die Literatur verwiesen [87].

7.2.4 Ermittlung der Herzschlag-Grundfrequenz

Eine weitere Klasse von Schätzverfahren beschränkt sich auf das Bestimmen der mittleren Herzrate durch das Berechnen der Herzschlag-Grundfrequenz. Abbildung 7-6 zeigt die spektrale Leistungsdichte eines Messsignals, welches mithilfe eines unter dem Polster platzierten Drucksensors an einem im Bett liegenden Probanden aufgezeichnet wurde. Der erste Peak (0.293 Hz) dieses Spektrums wurde mit der Respiration assoziiert. Der zweite Peak (1.27 Hz) entspricht der Grundfrequenz der Herzschläge und alle weiteren Peaks deren Oberwellen.

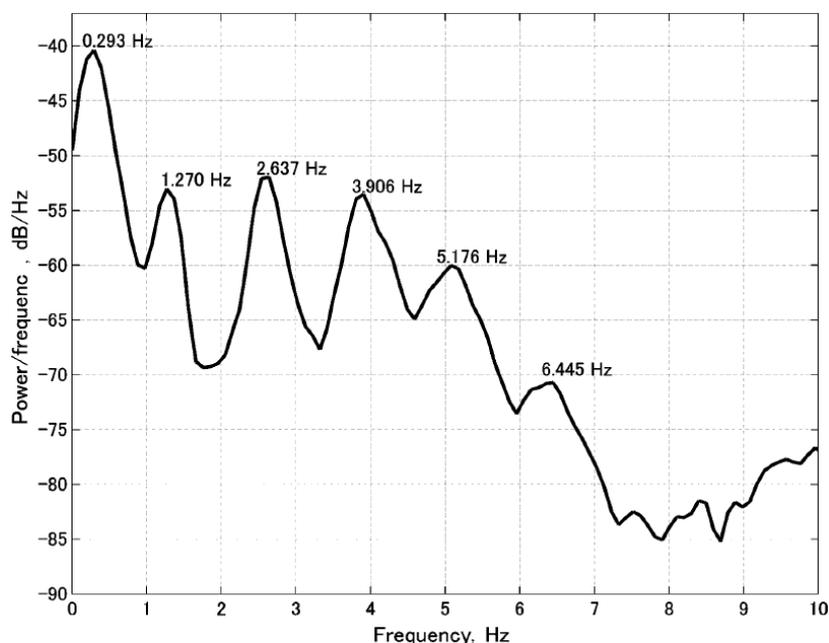


Abbildung 7-6: PSD eines unter dem Polster gemessenen Drucksignals [58].

Bei der Short-Time-Fourier-Transformation sind sowohl die Frequenz- als auch die Zeitauflösung für alle Frequenzen konstant, sodass ein Kompromiss zwischen diesen

beiden Eigenschaften getroffen werden muss. Eine bessere Frequenzauflösung bedeutet eine schlechtere Zeitauflösung und umgekehrt.

Zhu et al. setzten eine Filterbank ein, um das Messsignal mittels Wavelet-Transformation in seine Frequenzbereiche (in einen Tiefpassbereich und in immer kleiner werdende Hochpassbereiche) zu zerlegen. Im Gegensatz zur Short-Time-Fourier-Transformation, weisen hierbei höhere Frequenzen eine bessere zeitliche Auflösung (auf Kosten der Frequenzauflösung) und niedrigere Frequenzen eine bessere Frequenzauflösung (auf Kosten der zeitlichen Auflösung) auf. Des Weiteren ist auf digitalen Rechnern eine sehr effiziente Berechnung dieser Transformation mittels Filterbänken möglich.

Anschließend wurde der Frequenzbereich 0-0.8 Hz zur Bestimmung der Respirationsrate herangezogen, indem Schwellwertüberschreitungen der Amplituden dieses Bandpasssignals in Zeitfenstern gezählt wurden. Für die Bestimmung der Herzrate wurde der Frequenzbereich 1.7-6.9 Hz herangezogen. Jener Frequenzbereich, der die Grundschwingung der Herztätigkeit beinhaltet, wurde ausgespart, um einen dem Herzschlag entsprechenden pulsformigen Verlauf des Messsignals zu erhalten. Diese Pulse wurden schließlich im Zeitbereich mittels Differentiation und Detektion von Schwellwertüberschreitungen aufgespürt, sodass daraus in weiterer Folge die Herzraten berechnet werden konnten.

7.2.5 Modifizierte Autokorrelationsfunktion

Eine weitere Möglichkeit Grundfrequenzen der Herzschläge im Zeitbereich festzustellen, bietet die Autokorrelationsfunktion (AKF). Dabei wird das digitalisierte Messsignal $w[n]$ mit demselben um m Samples verschobenen Signal multipliziert und daraus der Mittelwert gebildet. Für ein Zeitfenster der Länge $L + 1$ Samples wird die AKF $\Phi_{static}[m]$ mit folgender Formel berechnet:

$$\Phi_{static}[m] = \frac{1}{L+1} \sum_{v=-L/2}^{L/2-m} w[v]w[v+m]. \quad (2)$$

Die AKF hat ihr Maximum immer an der Stelle $m = 0$, welches der Gesamtleistung des betrachteten Signalausschnitts entspricht. Mit dieser Funktion ist es möglich periodische Anteile in einem Signalausschnitt aufzufinden, wobei die Stelle m , an der ein Peak auftritt, den relativen Zeitabstand dieser Anteile anzeigt.

Ein einfacher Ansatz, um die Herzraten zu berechnen, ist ein Zeitfenster sukzessive über das gesamte Messsignal zu verschieben und nach jeder Verschiebung die AKF zu berechnen. Die Fensterlänge muss dabei so groß gewählt werden, dass sich auch bei niedrigen Herzraten (beispielsweise 40 bpm) mindestens zwei Herzschläge darin befinden. Bei höheren Herzraten können bei unveränderter Fensterlänge jedoch mehrere Herzschläge innerhalb eines Fensters auftreten, sodass in der AKF mehrere (möglicherweise überlappende) Peaks in Erscheinung treten können.

Brüser et al. modifizierten die AKF dahingehend, dass die Fensterlänge dynamisch mit der Zeitverschiebung m angepasst wird und für jedes m genau $2m$ Messwerte zentriert um die Fenstermitte zur Berechnung herangezogen werden [88]:

$$S_{Corr}[m] = \Phi_{adapt}[m] = \frac{1}{m} \sum_{v=0}^m w[v]w[v-m]. \quad (3)$$

Folgende Abbildung 7-7 soll diesen Sachverhalt verdeutlichen. Darin sind in der oberen Hälfte die Fensterlängen bei zwei unterschiedlichen Zeitverschiebungen $m = 175$ und $m = 275$ dargestellt. Jene Fensterbereiche, die zur jeweiligen Berechnung herangezogen werden, sind in schwarzer und roter Farbe gekennzeichnet. In der unteren Hälfte ist der entsprechende Verlauf der Funktion $\Phi_{adapt}[m]$ zu sehen.

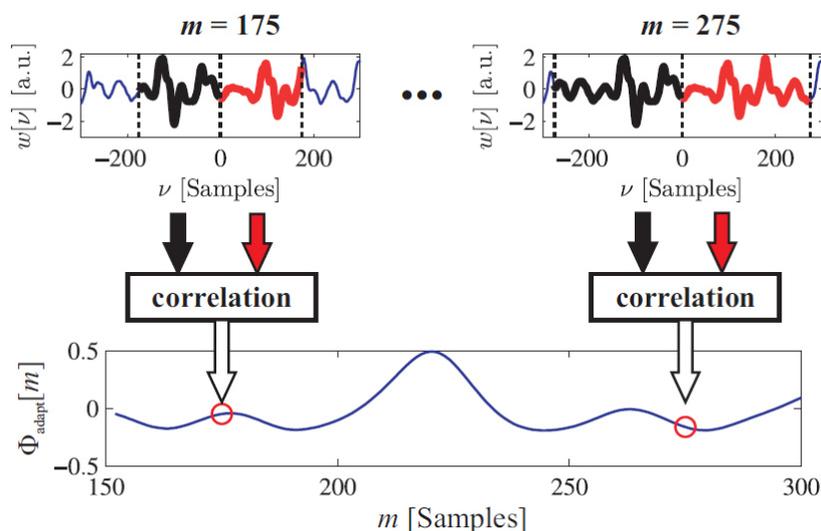


Abbildung 7-7: Arbeitsweise der modifizierten AKF [88].

Damit wird die Fensterlänge auf jene Länge beschränkt, die zur Detektion eines Herzschlagpaares (entsprechend deren relativem Abstand zueinander) benötigt wird, wodurch Mehrfachdetektionen vermieden werden können. Abbildung 7-8 zeigt die

konventionelle AKF $\Phi_{static}[m]$ (links unten) im Vergleich mit der modifizierten AKF $\Phi_{adapt}[m]$ (rechts unten) angewandt an einer künstlichen Zeitreihe (obere Hälfte).

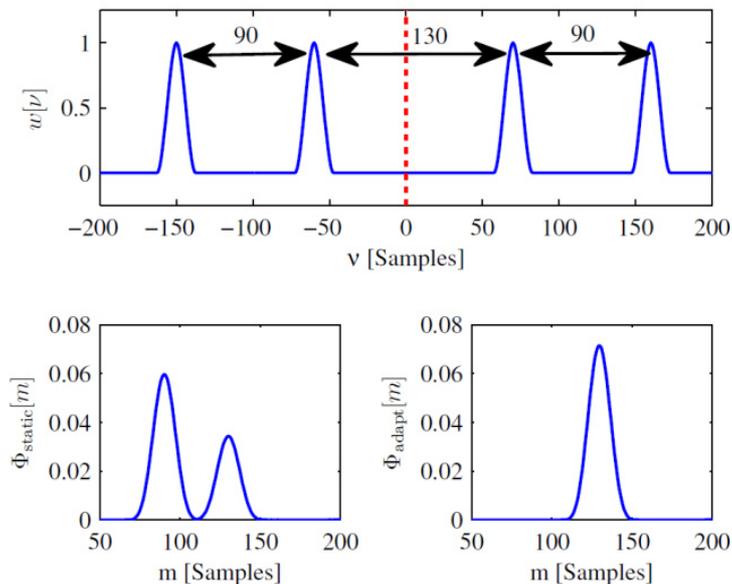


Abbildung 7-8: Vergleich der klassischen mit der modifizierten AKF [88].

In diesem künstlichen Signal sind vier Peaks vorhanden, deren relativen Abstände mit horizontalen Pfeilen angegeben sind. Der Verlauf von $\Phi_{static}[m]$ zeigt erwartungsgemäß zwei Peaks an den Stellen ($m = 90, m = 130$), welche den relativen Abständen der Peaks in der Zeitreihe entsprechen. Der Verlauf von $\Phi_{adapt}[m]$ zeigt hingegen einen einzigen Peak an jener Stelle ($m = 130$), die dem relativen Abstand der jeweils nächsten Peaks (vor und nach dem Fensterzentrum) in der Zeitreihe entspricht.

Abbildung 7-9 zeigt die Anwendung der modifizierten AKF an einem BCG-Signalausschnitt mit einer Länge von 50 Sekunden. In der Ordinate des oberen Diagramms ist der Verlauf der modifizierten AKF für die Zeitverschiebungen 0,4-1,5 Sekunden (40-150 bpm) dargestellt, wobei die Funktionswerte farblich kodiert wurden (je stärker die Korrelation, umso dunkler der Farbwert). Diese Verläufe wurden für jeden Zeitpunkt des gesamten Zeitabschnitts (entlang der Abszisse) berechnet, sodass letztendlich der dunkle Verlauf in diesem Korrelogramm den Herzschlagintervallen über der Zeit entspricht. Im unteren Diagramm sind die auf diese Weise berechneten sowie die mittels Referenz-EKG ermittelten Herzschlagintervalle im Verlauf der Zeit gegenübergestellt.

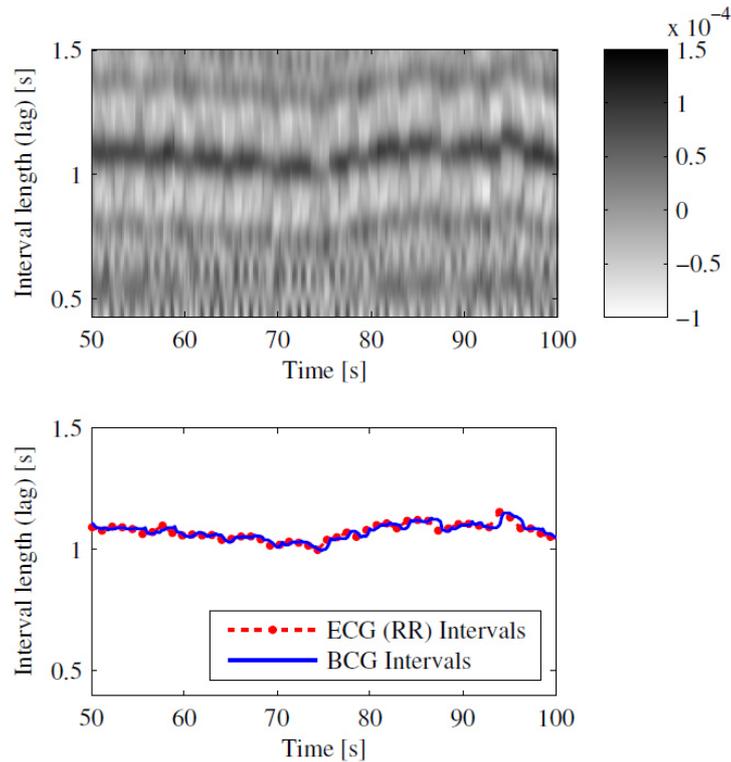


Abbildung 7-9: Korrelogramm (oben) und berechnete Herzschlagintervalle aus dem BCG sowie dem EKG (unten) [88].

Um die Robustheit ihres Verfahrens zu verbessern, kombinierten die Autoren insgesamt drei Berechnungsmethoden. Als zweite Berechnungsmethode dient die average magnitude difference function (AMDF) mit äquivalenter Modifizierung und anschließender Intervierung:

$$S_{AMDF}[m] = \left(\frac{1}{m} \sum_{v=0}^m |w[v] - w[v - m]| \right)^{-1}. \quad (4)$$

Diese Funktion nimmt ebenso größere Werte an, wenn die Ähnlichkeit zwischen $w[v]$ und $w[v - m]$ steigt. Sie zeigt jedoch im Vergleich zur AKF eine abweichende Charakteristik bei Rauschen und kann somit ergänzend eingesetzt werden.

Die dritte und letzte Berechnungsmethode wurde als maximum amplitude pairs (MAP) bezeichnet:

$$S_{MAP}[m] = \max_{v \in \{0, \dots, m\}} (w[v] + w[v - m]). \quad (5)$$

Hierbei wird für jede Verschiebung m der Maximalwert zweier Amplituden berechnet, die einen relativen Abstand von exakt m Samples aufweisen. Im Vergleich zu den

beiden zuvor beschriebenen Methoden, weist diese eine geringere Robustheit auf. Jedoch kann sie dazu verwendet werden, die Entscheidungssicherheit weiter zu erhöhen, wenn bereits die Berechnungsmethoden zuvor eine hohe Klassifikationswahrscheinlichkeit lieferten.

Um jenen Wert der Verschiebung m zu erhalten, der am wahrscheinlichsten dem wahren Herzschlagintervall entspricht, wird der größte Wert der konditionalen Wahrscheinlichkeitsfunktion (unter Einbezug aller beschriebenen Schätzer $S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP}$) ausgewählt:

$$m_i = \max_m p(m|S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP}). \quad (6)$$

Nach dem Satz von Bayes kann diese A-posteriori-Wahrscheinlichkeit wie folgt mit der A-priori-Wahrscheinlichkeit $p(m)$ ausgedrückt werden:

$$p(m|S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP}) = \frac{p(S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP}|m) \cdot p(m)}{p(S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP})}. \quad (7)$$

Der Ausdruck im Nenner entspricht einem konstanten Skalierungsfaktor, der vernachlässigt werden kann. Unter der Annahme, dass die einzelnen Likelihood-Funktionen von den Abständen m , aber nicht von den jeweils anderen Schätzern abhängen, folgt:

$$p(m|S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP}) \propto p(S_{Corr}|m) p(S_{AMDF}|m) p(S_{MAP}|m) \cdot p(m). \quad (8)$$

Die erneute Anwendung des Satzes von Bayes an den Likelihood-Funktionen ergibt:

$$p(m|S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP}) \propto p(m|S_{Corr}) p(m|S_{AMDF}) p(m|S_{MAP}) \cdot p(m)^{-2}. \quad (9)$$

Die A-priori-Wahrscheinlichkeit $p(m)$ (Häufung verschiedener Herzschlagintervalle) ist nicht bekannt und wird daher als konstant angenommen, sodass auch dieser Ausdruck eliminiert werden kann:

$$p(m|S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP}) \propto p(m|S_{Corr}) p(m|S_{AMDF}) p(m|S_{MAP}). \quad (10)$$

Somit können die Ergebnisse der einzelnen Schätzer als A-posteriori-Wahrscheinlichkeiten $p(m|S_{Corr})$, $p(m|S_{AMDF})$ und $p(m|S_{MAP})$ betrachtet werden, wobei deren Wahrscheinlichkeitsdichte-Funktionen (PDF) die Wahrscheinlichkeiten

angeben, dass der Abstand m dem tatsächlichen Herzschlagintervall entspricht. (Das Integral einer PDF liefert immer den Wert 1, wobei die PDF keine Werte kleiner 0 aufweist.) Abbildung 7-10 zeigt die PDFs der einzelnen Schätzer sowie des kombinierten Schätzers anhand eines BCG-Signalausschnitts.

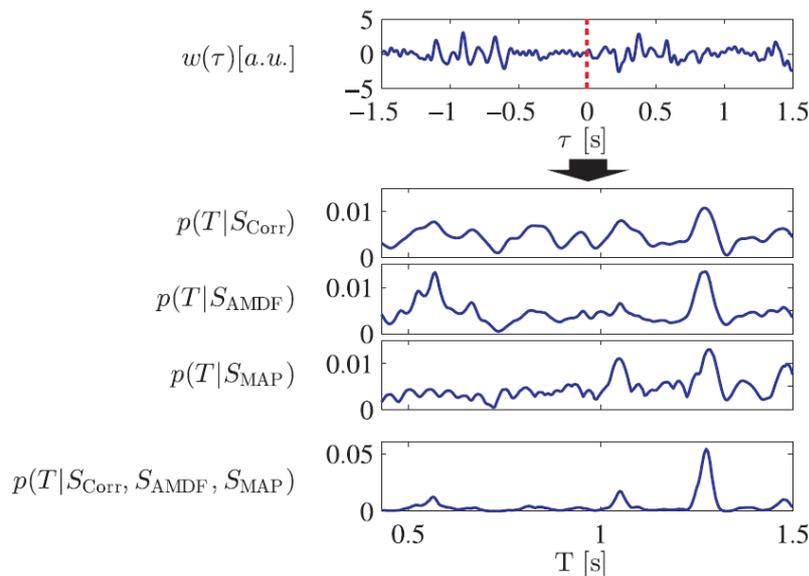


Abbildung 7-10: Generierte PDFs der einzelnen Schätzer (Corr., AMDF, MAP) und des kombinierten Schätzers eines BCG-Signalausschnitts [89].

Hierbei wurde die Verschiebung m in Samples mit der Verschiebungszeit T in Sekunden ersetzt, um eine intuitivere Interpretation zu ermöglichen. Der Verlauf $p(T|S_{Corr}, S_{AMDF}, S_{MAP})$ zeigt im Vergleich zu den einzelnen PDFs einen scharfen und markanten Peak an jener Stelle, die der Länge des Herzschlagintervalls entspricht.

Das Verfahren wurde mit einer zusätzlichen Funktion zur Unterdrückung von unerwünschten Ausreißern im Herzschlagintervall-Verlauf erweitert, welche der Literatur zu entnehmen ist [89]. Die Verifizierung dieser Methode wurde von Brüser et al. anhand einer BCG-Messung mithilfe einer auf der Matratze aufgebrachten Sensorfolie (näherungsweise im Bereich des Thorax) und einer synchronen EKG-Ableitung durchgeführt. An der Schlafstudie nahmen insgesamt 8 gesunde und 25 unter Insomnien leidende Probanden teil, wobei eine durchschnittliche Aufzeichnungsdauer von 6,5 Stunden erreicht wurde. In der Gruppe der Gesunden konnten durchschnittlich 83,01 % der Herzschläge mit einer mittleren Genauigkeit

von 6,89 ms detektiert werden. In der Insomnie-Gruppe konnten durchschnittlich 67,11 % der Herzschläge mit einer mittleren Genauigkeit von 9,24 ms detektiert werden. Das etwas schlechtere Detektionsergebnis bei den Insomnie-Probanden ist vermutlich dem in dieser Gruppe erhöhten Anteil von Bewegungsartefakten zuzuschreiben.

7.2.6 Evaluierung

Für diese Masterarbeit wurde das zuletzt beschriebene Verfahren (Modifizierte Autokorrelationsfunktion) in Matlab (MathWorks, Inc.) implementiert und offline an horizontalen BCG-Messdaten von 4 Probanden in 4 verschiedenen Betten bei unterschiedlichen Körperlagen verifiziert. Als Gold-Standard wurde eine synchrone EKG-Ableitung herangezogen (Details zur Datenakquisition sind dem Kapitel 5.2.4, S.68 zu entnehmen).

Im ersten Vorverarbeitungsschritt wurde das Signal mittels Hochpassfilterung mit einer Grenzfrequenz $f_c = 0,12$ Hz von unerwünschten Trends befreit. Des Weiteren wurde eine Tiefpassfilterung zur Rauschunterdrückung mit $f_c = 20$ Hz durchgeführt. Sämtliche IIR-Filter vom Typ Butterworth wurden dabei mithilfe des *Filter Design & Analyse Tools* erstellt und zur Laufzeit in das Matlab-Skript importiert. Aufgrund der Offline-Berechnungen konnten die Filter als Nullphasenfilter mit der Matlab-Funktion *filtfilt* angewandt werden.

Im nächsten Schritt wurden jene Signalausschnitte entfernt, welche durch Körperbewegungen der Probanden während der Messungen unbrauchbar wurden. Das Auffinden von Bewegungsartefakten wurde durch das Berechnen der Signalleistungen mittels quadrieren bewerkstelligt. Signalabschnitte dessen Leistung einen Schwellwert überschritt, wurden mit einem Vor- und Nachlaufintervall von jeweils 2 Sekunden vom Datensatz extrahiert.

Anschließend erfolgte die Schätzung der Herzschlagintervalle über den gesamten Zeitraum der verbliebenen Messdaten. Die Abweichungen zwischen den Schätzungen und der mittels EKG gemessenen Herzschlagintervalle wurden an den jeweiligen Stellen der R-Zacken berechnet. Intervalle, deren Residuen einen Absolutwert von 30 ms überschritten, wurden als „inkorrekt“ gewertet und von weiteren Evaluierungen ausgenommen.

Die Abdeckung in % wurde nach folgender Formel berechnet:

$$Abdeckung_{\%} = \frac{\textit{korrekt}}{\textit{korrekt+inkorrekt}} \cdot 100. \quad (11)$$

Aus den verbliebenen (korrekten) Residuen wurden die absoluten Beträge berechnet und in weiterer Folge das 95. Perzentil E_{95} sowie der mittlere Fehler E_{mean} in Millisekunden und Prozent ermittelt:

$$E_{mean} = \frac{\sum |Residuen|}{N_{Residuen}}. \quad (12)$$

Der mittlere Fehler der Herzrate E_{HR} in bpm wurde äquivalent zur Formel (12) mit den einzelnen Abweichungen der Herzraten, anstelle der Herzschlagintervall-Abweichungen berechnet.

7.2.7 Ergebnisse

Abbildung 7-11 zeigt einen Teilausschnitt des zeitlichen Verlaufs der Herzraten-Schätzung aus dem BCG-Signal und der aus dem EKG ermittelten Referenz. Die blauen, senkrechten Linien repräsentieren die Abweichungen zwischen den beiden Kurven an den Stellen der R-Zacken, welche als Berechnungszeitpunkte der Residuen herangezogen wurden. Abbildung 7-12 zeigt das äquivalente Diagramm eines weiteren Probanden, dessen HR-Schätzungen einen größeren mittleren Fehler aufwiesen.

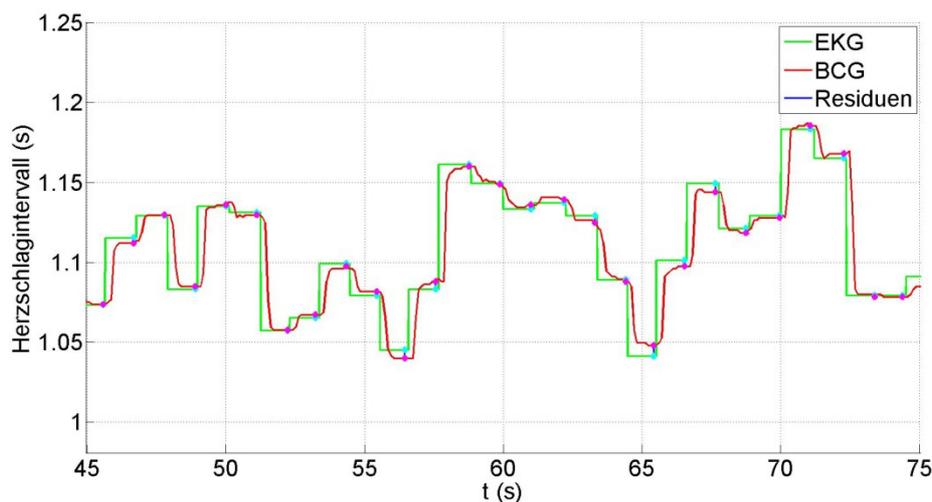


Abbildung 7-11: HR-Schätzung aus dem BCG mit EKG-Referenz. Proband D, Bett Nr.4, Bauchlage, mittlerer absoluter Fehler = 3,97 ms (0,36 %).

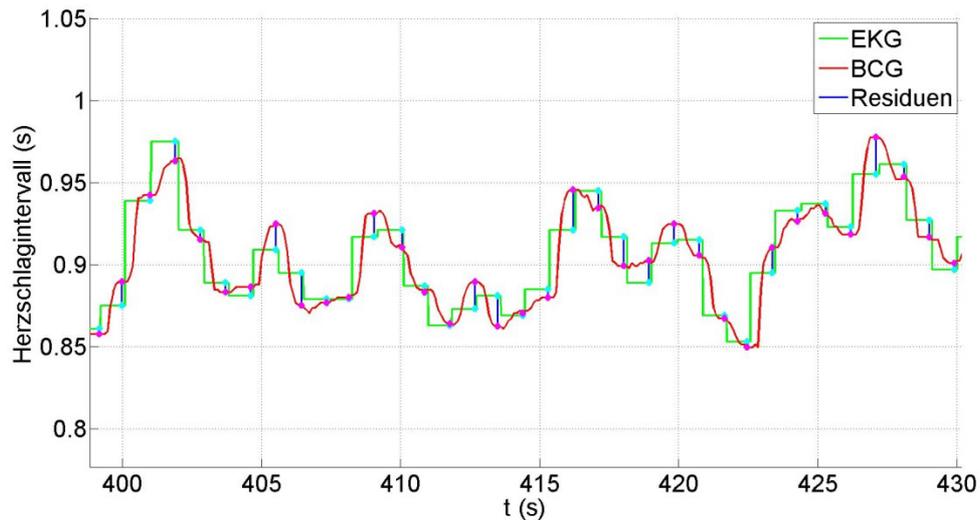


Abbildung 7-12: HR-Schätzung aus dem BCG mit EKG-Referenz. Proband A, Bett Nr.1, Bauchlage, mittlerer absoluter Fehler = 9,33 ms (1,09 %).

Tabelle 7-1 zeigt die Evaluierungsergebnisse der Herzraten-Schätzungen an 4 Probanden in 4 verschiedenen Betten bei unterschiedlichen Körperlagen. In der letzten Zeile sind die Fehler des gesamten Datensatzes aller Messungen angeführt.

Tabelle 7-1: Evaluierungsergebnisse der Herzraten-Schätzungen an 4 Probanden in 4 verschiedenen Betten bei unterschiedlichen Körperlagen.

Proband	Bett (Nr.)	Körperlage	Anzahl Herzschläge	Abdeckung (%)	E_{mean} (ms)	E_{mean} (%)	E_{HR} (bpm)	95.Perzentil (ms)
A	1	Rücken	628	98,41	10,13	1,11	1,08	22,86
A	1	Bauch	677	99,56	9,33	1,09	1,08	20,61
A	1	Seite rechts	635	99,53	7,63	0,84	1,14	18,66
A	2	Rücken	841	94,53	11,40	1,44	1,17	25,40
A	2	Bauch	776	98,58	6,80	0,92	1,19	16,04
A	2	Seite rechts	735	99,86	5,40	0,68	0,96	12,72
A	2	Seite links	711	97,61	7,88	0,96	0,99	19,07
B	3	Rücken	544	98,35	7,97	1,1	1,27	18,08
B	3	Bauch	461	89,37	12,01	1,74	3,87	25,67
B	3	Seite rechts	462	91,13	6,24	0,87	3,05	14,07
C	3	Rücken	282	90,43	9,79	1,13	0,94	22,13
C	3	Bauch	414	89,37	9,85	1,03	0,95	24,69
C	3	Seite rechts	265	96,23	4,55	0,52	1,09	11,77
D	4	Rücken	161	99,38	4,23	0,39	1,07	10,28
D	4	Bauch	121	100,00	3,97	0,36	0,84	10,15
Gesamt			7713	96,47	8,25	1,01	1,35	21,00

Abbildung 7-13 zeigt das Streudiagramm der Herzschläge in Abhängigkeit des jeweiligen Herzschlagintervalls und des Residuums. Herzschläge, welche als korrekt-detektiert gewertet wurden, sind in grüner Farbe dargestellt. Jene Herzschläge, die als inkorrekt-detektiert gewertet wurden, sind in roter Farbe dargestellt. Die horizontalen Linien repräsentieren das 5. Perzentil (blaue Kurve) sowie das 95. Perzentil (türkise Kurve) der als korrekt-detektiert gewerteten Herzschlagintervalle. (Im Gegensatz zum 95. Perzentil in Tabelle 7-1 wurden bei dieser Berechnung keine absoluten Beträge herangezogen.)

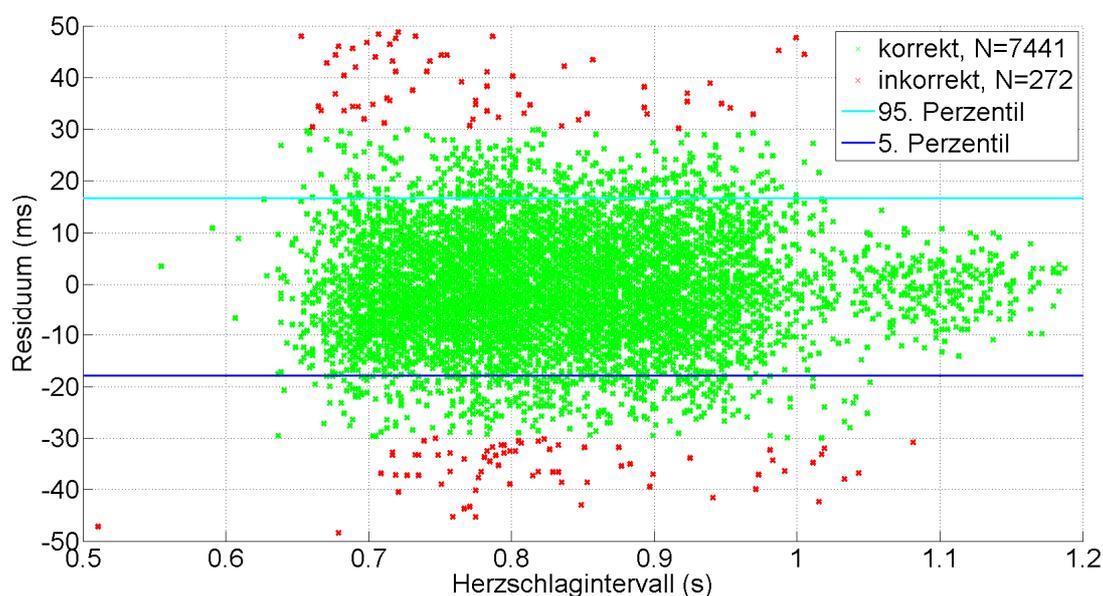


Abbildung 7-13: Streudiagramm der detektierten Herzschläge in Abhängigkeit des jeweiligen Herzschlagintervalls und Residuums.

7.2.8 Diskussion

Einfache Algorithmen zur Detektion der Herzschläge wie beispielsweise die Bestimmung lokaler Maxima der Leistung eines Messsignals zeigen sich wenig robust gegenüber Artefakten und können zu Fehldetektionen führen. Jedoch können solche Verfahren für zusätzliche Feature eines Klassifikators eingesetzt werden, um die Klassifikationsgenauigkeit insgesamt zu erhöhen.

Der physiologische Ursprung des sogenannten *heart valve signals* ist umstritten. Möglicherweise kann die auftretende Signalleistung im Frequenzband 20-40 Hz nicht eindeutig den Schließbewegungen der Herzklappen zugeordnet werden.

Eine weitere Gruppe von Schätzern basiert auf der Wiedererkennung von Mustern beispielsweise durch Extraktion von Merkmalen (Features) oder durch die Kreuzkorrelation des Signals mit einem geeigneten Pattern. Wie bereits in den Grundlagen (Kapitel 2.2, S.3) erörtert, unterliegt die Morphologie des BCG-Signals vielen Einflüssen und zeigt somit eine große Variabilität. Dies führt zur Problematik ein geeignetes Pattern zu generieren und dieses bei Bedarf (beispielsweise bei Änderung der Körperlage) automatisch anzupassen.

Methoden auf Basis der Autokorrelation umgehen diesen Nachteil und weisen dementsprechend eine hohe Robustheit auf. Sie sind für die Intervallschätzung beliebiger periodischer Signale geeignet und können somit auch zur Bestimmung der Respirationsrate herangezogen werden. Diese Methoden können für Online-Anwendungen eingesetzt werden, zeigen jedoch Schwächen bei BCG-Signalen von Personen mit Herzrhythmusstörungen [89].

Die Evaluierungsergebnisse der für diese Masterarbeit durchgeführten Schätzungen der Herzschlagintervalle sind mit jenen von Brüser et al. [89] vergleichbar.

Abbildung 7-11, S.107 zeigt die Schätzungen der Herzschlagintervalle bei kleinen Residuen und Abbildung 7-12, S.108 bei größeren Residuen. Der direkte Vergleich beider Plots legt nahe, dass der Schätzfehler mit der Zunahme höherfrequenter Änderungen der Herzrate ansteigt. Die Herzschlagintervalle der Referenz wurden aus den R-R Abständen im EKG berechnet. Die Intervalle zwischen den R-Zacken des EKG und den J-Wellen des BCG sind jedoch unter anderem von der Herzrate abhängig [19]. Gerade bei schnelleren Änderungen der Herzrate könnte dieser Effekt zu größeren Abweichungen zwischen den ermittelten Herzschlagintervallen beider Verfahren (EKG und BCG) führen.

In Abbildung 7-13, S.109 ist das Streudiagramm der Residuen der detektierten Herzschläge in Abhängigkeit der Herzschlagintervalle zu sehen. Mithilfe dieser Darstellung können Präzision und Richtigkeit eines Verfahrens visualisiert werden. Es kann somit auch Hinweise auf systematische Fehler (beispielsweise Offsetfehler) liefern, welche im konkreten Fall jedoch nicht zu erkennen sind.

7.3 Schätzung der Respirationsrate

7.3.1 Vermeidung von Mehrfachdetektionen

Ein einfaches Verfahren von Zhu et al. [58] zur Bestimmung der Respirationsrate wurde bereits im vorigen Kapitel 7.2 vorgestellt. Dabei wurde von einem BCG-Signal mithilfe einer Wavelet-Transformation ein Tiefpasssignal extrahiert und die Respirationsrate durch Zählen von Schwellwertüberschreitungen der Amplituden innerhalb eines Zeitraums bestimmt. Diese Methode kann unter Umständen zu einer Mehrfachzählung von Atemzyklen führen, wenn die Morphologie des Zyklus mehrere lokale Maxima aufweist, wie in Abbildung 7-14 zu sehen. Hierbei treten im tiefpassgefilterten BCG-Signal (oberer Verlauf) zwei lokale Maxima pro Atemzyklus auf. Der Verlauf der Referenzmessung mittels Atemflussmessung ist im unteren Diagramm dargestellt.

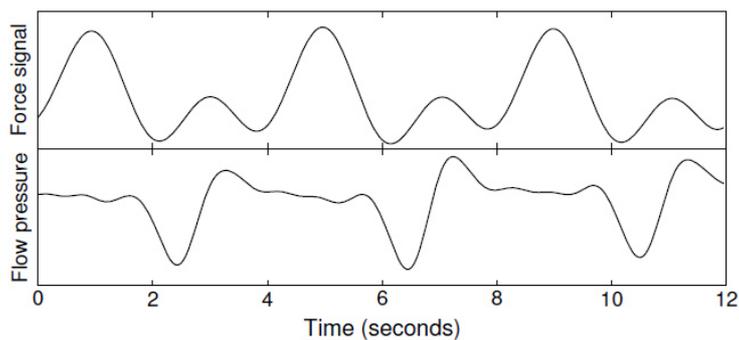


Abbildung 7-14: Drei Atemzyklen gemessen mittels Kraftsensor (oben) und mittels Atemflussmessgerät (unten) [90].

Paalasmaa et al. entwarfen eine Methode, welche Mehrfachdetektionen dieser Art minimiert. Das Verfahren beruht auf den Annahmen, dass die Frequenz der Störung mindestens um das 1,5 fache über der Atemfrequenz liegt und die Amplituden der lokalen Maxima bei gestörten Signalen stark variieren. (In Abbildung 7-14 weist die Störung eine doppelte Frequenz der Atemfrequenz auf.)

Nach der Beseitigung von Signalausschnitten, die durch Bewegungsartefakte kontaminiert sind, folgt eine Tiefpassfilterung des Messsignals anhand vier unabhängiger Tiefpassfilter mit den Grenzfrequenzen 0,154 Hz, 0,22 Hz, 0,33 Hz, 0,5 Hz, deren Grenzfrequenzen 1,5 fache Abstände zueinander aufweisen, sodass sichergestellt ist, dass ein störungsfreies Signal in zumindest einem Tiefpasssignal

vorhanden ist. Aus den entsprechenden Tiefpasssignalen s_1, s_2, s_3 und s_4 werden jeweils sämtliche lokalen Minima und Maxima bestimmt. Die Längen der Atemzyklen entsprechen den relativen Abständen zweier lokaler Maxima. Die Amplituden a_i werden aus den Differenzen zweier benachbarter Minima und Maxima berechnet. Im letzten Schritt erfolgt die Signalselektion, bei der jenes der vier Tiefpasssignale ausgewählt wird, welches die geringste Variabilität der Amplituden in den letzten 5 Atemzyklen aufweist, wobei die Variabilität aus der absoluten Differenz zweier benachbarter und logarithmierter Amplituden berechnet wird:

$$variability = \max_{2 \leq i \leq 5} |\log(a_i) - \log(a_{i-1})|. \quad (13)$$

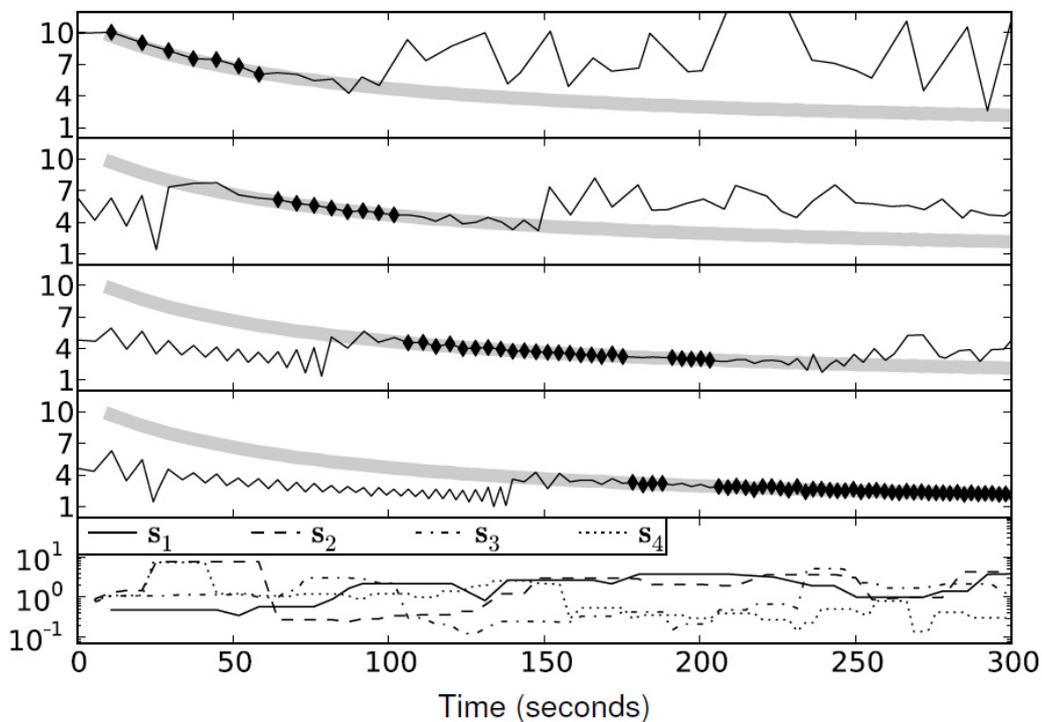


Abbildung 7-15: Synthetisches Signal mit variierenden Atemzykluslängen von 12 bis 2 Sekunden. Die Diagramme repräsentieren (von oben beginnend) die Tiefpasssignale s_1, s_2, s_3 und s_4 sowie die Variabilitäten aller Tiefpasssignale im untersten Diagramm. Die breiten grauen Schattierungen zeigen die tatsächlichen Atemzykluslängen an. Die schwarzen Rauten zeigen die jeweils aus den Tiefpasssignalen ausgewählten Zykluslängen [90].

Abbildung 7-15 zeigt die Funktionsweise anhand eines künstlichen Signals, bei dem in einem Zeitraum von 5 Minuten die Atemzykluslängen von 12 auf 2 Sekunden verringert wurden. Darin sind die Kurven der Tiefpasssignale s_1, s_2, s_3 und s_4 sowie

die Variabilitäten aller Tiefpasssignale dargestellt. Die schwarzen Rauten zeigen die vom Algorithmus aus den jeweiligen Tiefpasssignalen ausgewählten Atemzykluslängen. Die breiten, grauen Schattierungen repräsentieren die tatsächlichen Atemzykluslängen.

Die Verifikation dieses Verfahrens wurde von Paalasmaa et al. anhand einer Atemflussmessung (Referenz) und einer synchronen BCG-Messung (mittels eindimensionaler Wägezelle unter dem Bettpfosten) an einer schlafenden Probandin über einen Zeitraum von 5,5 Stunden durchgeführt. Dabei konnten 86,5 % der Atemzyklen mit einer zeitlichen Abweichung von weniger als 0,25 Sekunden, beziehungsweise 95,9 % mit einer zeitlichen Abweichung von weniger als 0,5 Sekunden detektiert werden [90].

7.3.2 Evaluierung

Für diese Masterarbeit wurden Messungen der Respirationsraten an 4 sich in Doppelbetten befindlichen Probanden durchgeführt (jeweils 2 Probanden gleichzeitig in zwei unterschiedlichen Doppelbetten). Anschließend wurde in einem Vorverarbeitungsschritt (äquivalent zum Vorgehen bei der Schätzung der Herzschlagrate) eine Bandpassfilterung zur Trendbereinigung und zur Rauschunterdrückung mit den Grenzfrequenzen $f_{c1} = 0,05$ Hz und $f_{c2} = 0,5$ Hz durchgeführt. Die Detektion der einzelnen Atmungszyklen wurde mittels Berechnung lokaler Maxima im gefilterten Messsignal bewerkstelligt. Diese wurden in den folgenden Plots (Abbildung 7-16 bis Abbildung 7-18) mit senkrechten Linien gekennzeichnet.

Wie bereits in Kapitel 5.4.4, S.79 erläutert, konnten keine Referenzmessungen der Respirationsraten durchgeführt werden. Deshalb wurden die geschätzten Verläufe der Respirationsraten den Herzraten gegenübergestellt, welche aufgrund der respiratorischen Sinusarrhythmie zumindest einen indirekten Rückschluss auf die Verläufe der Atmenzyklen zulassen.

7.3.3 Ergebnisse

Folgende Plots zeigen Verläufe der Respirationsraten der beiden Probanden mit dem größten Körpergewichtsunterschied. In Abbildung 7-16 ist das bandpassgefilterte Messsignal (rote Kurve) jenes Sensors zu sehen, welcher sich während der Messung näher am Probanden B (linke Betthälfte) befand. Die blaue Kurve zeigt den synchronen Verlauf der mittels EKG gemessenen Herzrate des selben Probanden. Die vertikalen Linien markieren die lokalen Maxima der Messkurve und sollen den zeilichen Vergleich mit der Herzrate erleichtern. Abbildung 7-17 zeigt das selbe Diagramm von Proband C, welcher sich während dieser Messung in der rechten Betthälfte befand.

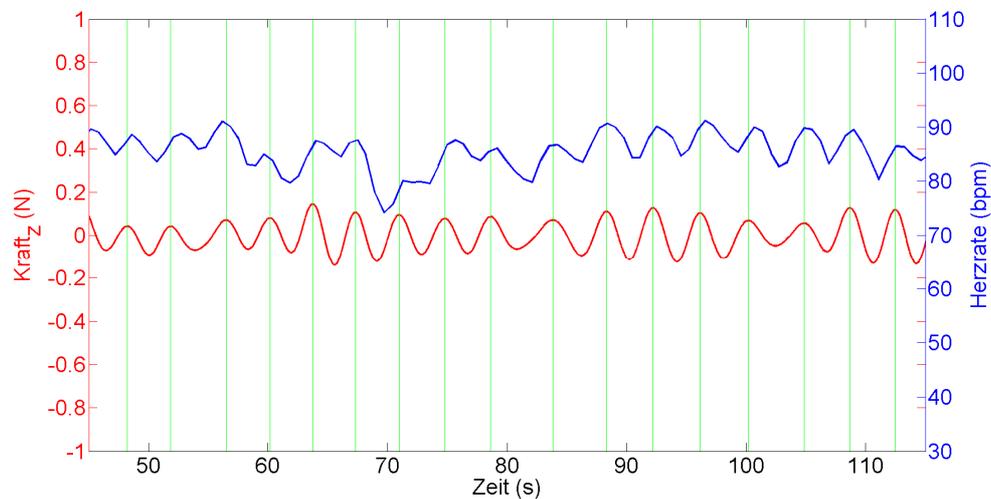


Abbildung 7-16: Atmungsbedingter Kräfteverlauf (rote Kurve) und Herzratenverlauf (blaue Kurve) - Proband B.

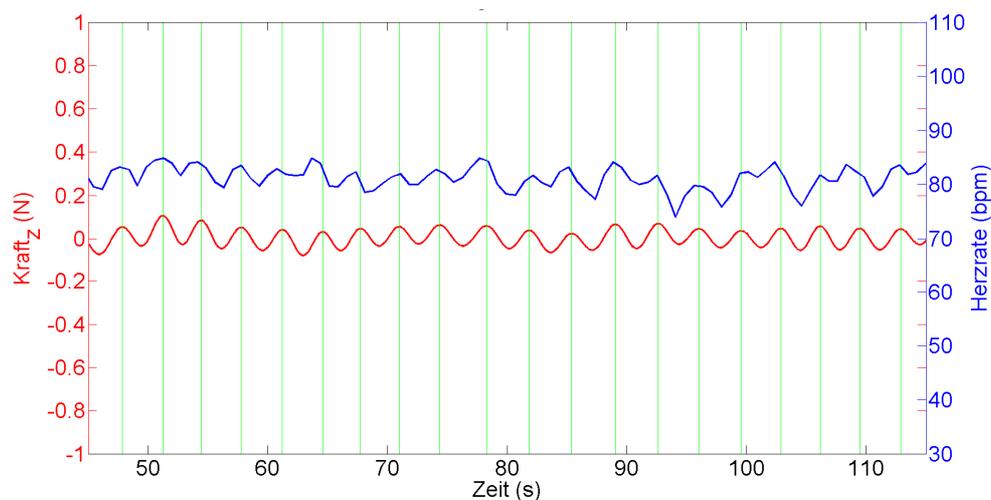


Abbildung 7-17: Atmungsbedingter Kräfteverlauf (rote Kurve) und Herzratenverlauf (blaue Kurve) - Proband C.

In Abbildung 7-18 sind die Messkurven beider Probanden dargestellt. Diese Darstellung soll die verschiedenen Respirationsraten anhand der unterschiedlichen Atmungsintervalle beider Probanden verdeutlichen.

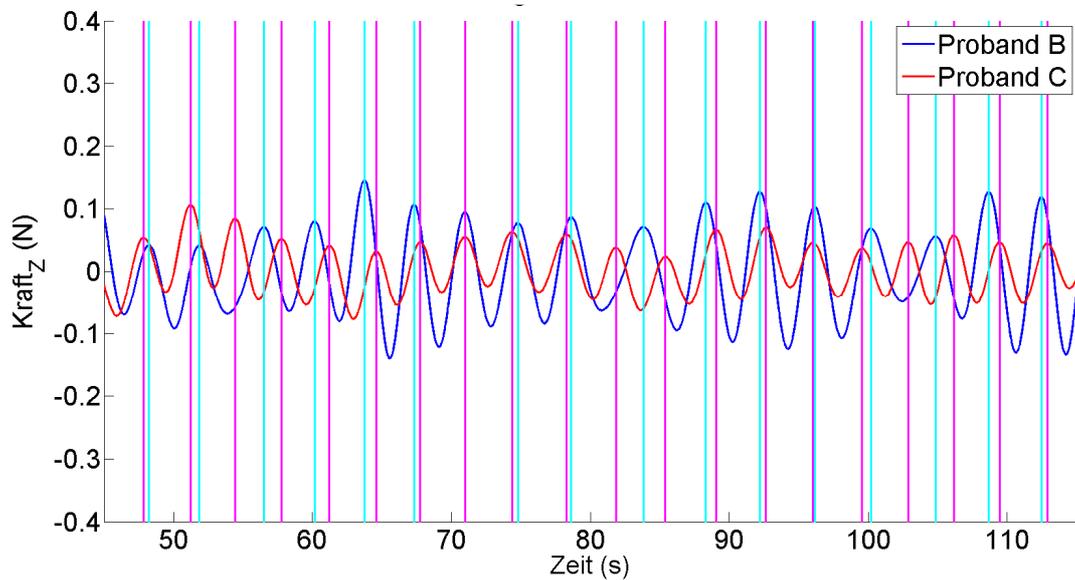


Abbildung 7-18: Atmungsbedingte Kräfteverläufe der Probanden B (rote Kurve) und C (blaue Kurve).

In der letzten Abbildung 7-19 ist ein längerer Zeitabschnitt des Kräfteverlaufs sowie der Herzrate des Probanden B (mit dem wesentlich geringeren Körpergewicht) dargestellt, um die Variabilität der Herzrate zu veranschaulichen.

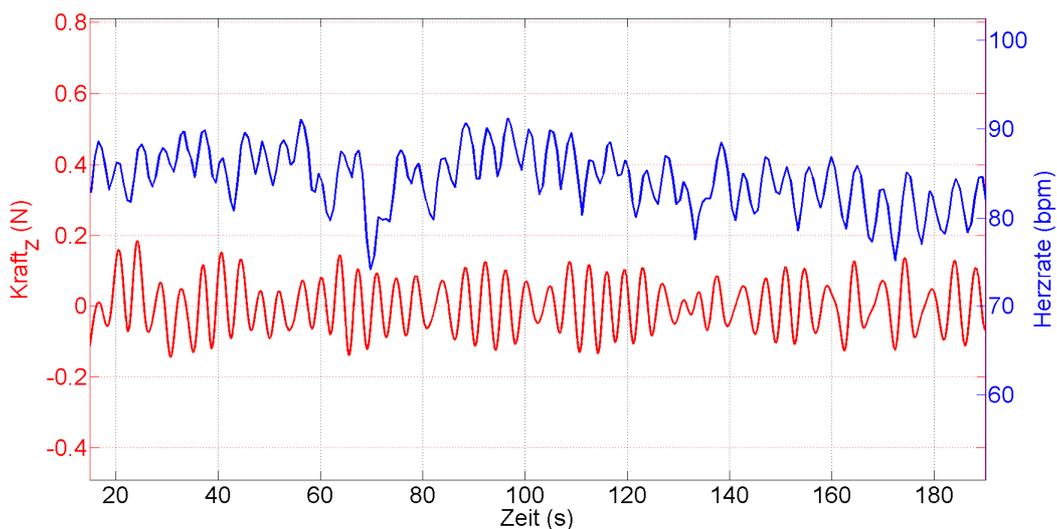


Abbildung 7-19: Längerer Zeitabschnitt des atmungsbedingten Kräfteverlaufs (rote Kurve) und des Herzratenverlaufs (blaue Kurve) - Proband B.

7.3.4 Diskussion

Die Morphologie eines Messsignals zur Bestimmung von respiratorischen Parametern wird von jenem Probanden dominiert, welcher sich näher am entsprechenden Sensor befindet. Dabei treten Schwebungseffekte auf, die immer dann in Erscheinung treten, wenn sich Signale ähnlicher Frequenzen additiv überlagern (Superposition). Um dieses Phänomen zu veranschaulichen, wurden die Plots von jenen Probanden ausgewählt, dessen Körpergewichtsunterschied am größten ausfiel (Proband B: 55 kg, Proband C: 95 kg).

Im Schlafzustand ist mit flacheren Atmungen und damit kleineren Signalamplituden zu rechnen. Des Weiteren kann sich die Morphologie des Messsignals infolge eines Wechsels zwischen einer Thorakalatmung und einer Abdominalatmung ändern.

Um Aussagen über die Genauigkeiten von Schätzern der Respirationsraten treffen zu können, bedarf es weiterer Messdaten, welche von (vorzugsweise schlafenden) Probanden bei synchroner Referenzmessung akquiriert werden müssen.

8 Literatur

- [1] M. Saletu, „Schlafmedizin,“ [Online]. Available: http://www.dr-saletu.at/gesunder_schlaf/schlafmedizin.html. [Zugriff am 25 01 2017].
- [2] L. Fricke-Oerkermann, „Schlafstörungen bei Kindern und Jugendlichen,“ [Online]. Available: <http://www.dasschlafmagazin.de/wegezumgesunden-schlaf/archiv/ausgewaehlte-artikel/schlafstoerungen-bei-kindern-und-jugendlichen.html>. [Zugriff am 25 01 2017].
- [3] BCC-Research, „Markets, Sleep Aids: Technologies and Global,“ [Online]. Available: <http://www.bccresearch.com/market-research/healthcare/sleep-aids-techs-markets-report-hlc081c.html>. [Zugriff am 25 01 2017].
- [4] S. Silbernagel und A. Despopoulos, Taschenatlas Physiologie, Stuttgart: Georg Thieme Verlag, 2007.
- [5] wikipedia.org, „Wiggers-Diagramm,“ [Online]. Available: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/1/15/Wiggers_Diagram_de.svg. [Zugriff am 7 2 2017].
- [6] wikipedia.org, „Aorta,“ [Online]. Available: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/9/91/Aorta_scheme.jpg. [Zugriff am 7 2 2017].
- [7] O. Inan, P. Migeotte, K. Park, M. Etemadi, K. Tavakolian, R. Casanella, J. Zanetti, J. Tank, I. Funtova, G. Prisk und M. Di-ienzo, „Ballistocardiography and seismocardiography: a review of recent advances,“ *IEEE J Biomed Health Inform.*, Nr. 19(4):1414-27, 2015.
- [8] I. Starr, O. Horwitz, R. Mayock und E. Krumbhaar, „Standardization of the ballistocardiogram by simulation of the heart's function at necropsy; with a clinical method for the estimation of cardiac strength and normal standards for it,“ *Circulation*, Nr. 1(5):1073-96, 1950.
- [9] W. Scarborough und S. Talbot, „Proposals for ballistocardiographic nomenclature and conventions: revised and extended report of Committee on Ballistocardiographic Terminology,“ *Circulation.*, Nr. 14(3):435-50, 1956.
- [10] L. Giovangrandi, O. Inan, R. Wiard, M. Etemadi und G. Kovacs, „Ballistocardiography--a method worth revisiting,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 4279-82, 2011.
- [11] L. Lejeune, G. Prisk, A. Nonclercq und P. Migeotte, „MRI-based aortic blood flow model

- in 3D ballistocardiography.," *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* , Nr. 7171-4, 2015.
- [12] C. Kim, S. Ober, M. McMurtry, B. Finegan, O. Inan, R. Mukkamala und J. Hahn, „Ballistocardiogram: Mechanism and Potential for Unobtrusive Cardiovascular Health Monitoring,“ *Sci Rep.*, Nr. 6:31297, 2016.
- [13] A. Javaid, A. Wiens, N. Fesmire, M. Weitnauer und O. Inan, „Quantifying and Reducing Posture-Dependent Distortion in Ballistocardiogram Measurements,“ *IEEE J Biomed Health Inform.*, Nr. 19(5):1549-56, 2015.
- [14] P. Migeotte, L. Lejeune, Q. Delière, E. Caiani, C. Casellato, J. Tank, I. Funtova, R. Baevsky, G. Prisk und P. van-de-Borne, „Three dimensional Ballistocardiogram and Seismocardiogram: what do they have in common?,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 6085-8, 2014.
- [15] G. Prisk, S. Verhaeghe, D. Padeken, H. Hamacher und M. Paiva, „Three-dimensional ballistocardiography and respiratory motion in sustained microgravity.,“ *Aviat Space Environ Med.* , Nr. 72(12):1067-74, 2001.
- [16] P. Migeotte, J. Tank, N. Pattyn, I. Funtova, R. Baevsky, X. Neyt und G. Prisk, „Three dimensional ballistocardiography: methodology and results from microgravity and dry immersion,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 4271-4.
- [17] J. Zanetti und D. Salerno, „Seismocardiography: a technique for recording precordial acceleration,“ *Computer-Based Medical Systems, Proceedings of the Fourth Annual IEEE Symposium*, Nr. 4–9, 1991.
- [18] H. Mandelbaum und R. Mandelbaum, „Studies utilizing the portable electromagnetic ballistocardiograph. III. The ballistocardiogram in bundle branch block,“ *Circulation.*, Nr. 6(4):578-85, 1952.
- [19] B. van-Rooij, K. Tavakolian, S. Arzanpour, A. Blaber und C. Leguy, „Non-invasive estimation of cardiovascular parameters using ballistocardiography,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 1247-50, 2015.
- [20] R. Gubner, M. Rodstein und H. Ungerleider, „Ballistocardiography; an appraisal of technic, physiologic principles, and clinical value,“ *Circulation*, Nr. 7(2):268-86, 1953.
- [21] O. Inan, M. Etemadi, R. Wiard, L. Giovangrandi und G. Kovacs, „Robust ballistocardiogram acquisition for home monitoring,“ *Physiol Meas.*, Nr. 30(2):169-85, 2009.
- [22] S. Martin, A. Carek, C. Kim, H. Ashouri, O. Inan, J. Hahn und R. Mukkamalac, „Weighing Scale-Based Pulse Transit Time is a Superior Marker of Blood Pressure than Conventional Pulse Arrival Time,“ *Sci Rep.*, Nr. 6: 39273, 2016.

- [23] R. Turcott, R. Witteles, P. Wang, R. Vagelos, M. Fowler und E. Ashley, „Measurement precision in the optimization of cardiac resynchronization therapy,“ *Circ Heart Fail.*, Nr. 3(3):395-404, 2010.
- [24] Biosign-GmbH, „Herzratenvariabilität,“ [Online]. Available: <http://www.biosign.de/wp-content/uploads/2014/02/hrv2.jpg>. [Zugriff am 2016 12 10].
- [25] B. Engel, „Handbuch der Herzratenvariabilität Einsatzmöglichkeiten in der Präventivmedizin,“ DIU, Dresden, 2010.
- [26] M. Malik, T. Bigger, J. Camm, R. Kleiger und A. Malliani, „Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use,“ *Circulation*, Nr. 93, 1996.
- [27] X. Jouven, J. Empana, P. Schwartz, M. Desnos, D. Courbon und P. Ducimetière, „Heart-rate profile during exercise as a predictor of sudden death.,“ *N Engl J Med.*, Nr. 352:1951-1958, 2005.
- [28] R. Kleiger, J. Miller, J. Bigger und A. Moss, „Decreased heart rate variability and its association with increased mortality after acute myocardial infarction.,“ *Am J Cardiol.*, Nr. 59:256-262, 1987.
- [29] J. Bigger, J. Fleiss, R. Steinman, L. Rolnitzky, R. Kleiger und J. Rottman, „Frequency domain measures of heart period variability and mortality after myocardial infarction.,“ *Circulation*, Nr. 85:164-171, 1992.
- [30] M. Malik, T. Farrell, T. Cripps und A. Camm, „Heart rate variability in relation to prognosis after myocardial infarction: selection of optimal processing techniques.,“ *Eur Heart J.*, Nr. 10:1060-1074, 1989.
- [31] A. Sajadieh, O. Nielsen, V. Rasmussen, H. Hein, S. Abedini und J. Hansen, „Increased heart rate and reduced heart-rate variability are associated with subclinical inflammation in middle-aged and elderly subjects with no apparent heart disease.,“ *Eur Heart J.*, Nr. 25:363-70, 2004.
- [32] American-Academy-of-Sleep-Medicine, „AASM-Manual,“ [Online]. Available: <http://www.aasmnet.org/scoringmanual/>. [Zugriff am 25 01 2017].
- [33] wikipedia.org, „Schlafstadien,“ [Online]. Available: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/7/7c/Hypro_zyklus_1_de_103.svg/300px-Hypro_zyklus_1_de_103.svg.png. [Zugriff am 25 01 2017].
- [34] W. Karlen, C. Mattiussi und D. Floreano, „Adaptive Sleep/Wake Classification Based on Cardiorespiratory Signals for Wearable Devices,“ *Proceedings of the IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference*, Nr. 2163-4025, pp. 203-206, 2007.

- [35] S. Redmond, P. de Chazal und C. O'Brien, „Sleep staging using cardiorespiratory signals,“ *Somnologie*, Nr. 11: 245, p. 245–256, 2007.
- [36] D. Jung, S. H. Hwang, H. N. Yoon, L. Y. YJ, D.-U. Jeong und K. S. Park, „Nocturnal awakening and sleep efficiency estimation using unobtrusively measured ballistocardiogram,“ *IEEE Trans Biomed Eng.* , Nr. 61(1):131-8, 2014.
- [37] G. Chung, B. Choi, J. Lee, D. Jeong und K. Park, „REM sleep estimation only using respiratory dynamics,“ *Physiol Meas.*, Nr. 30(12):1327-40, 2009.
- [38] M. Xiao, H. Ya, J. Song, Y. Yang und X. Yang, „Sleep stages classification based on heart rate variability and random forest,“ *Biomedical Signal Processing and Control*, Nr. 8(6), p. 624–633, 2013.
- [39] J. Kortelainen, M. Mendez, A. Bianchi, M. Matteucci und S. Cerutti, „Sleep staging based on signals acquired through bed sensor,“ *IEEE Trans Inf Technol Biomed.*, Nr. 14(3):776-85, 2010.
- [40] B. Choi, G. Chung, J. Lee, D. Jeong und K. Park, „Slow-wave sleep estimation on a load-cell-installed bed: a non-constrained method,“ *Physiological Measurement*, Nr. 30(11), 2009.
- [41] K. Park, S. Hwang, W. Jung, H. Yoon und W. Lee, „Ballistocardiography for nonintrusive sleep structure estimation,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 5184-7, 2014.
- [42] HOANA, „LifeBed,“ [Online]. Available: www.hoana.com. [Zugriff am 27 01 2017].
- [43] beddit, „Sleep Tracker,“ [Online]. Available: <http://www.beddit.com/>. [Zugriff am 27 01 2017].
- [44] J. Paalasmaa, M. Waris, H. Toivonen, L. Leppäkorpi und M. Partinen, „Unobtrusive online monitoring of sleep at home,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 3784-8, 2012.
- [45] Medisana, „Sleepace Schlafmonitor,“ [Online]. Available: <http://www.medisana.de>. [Zugriff am 27 01 2017].
- [46] EMFIT, „Emfit QS,“ [Online]. Available: <https://www.emfit.com/sleep-monitor-heart-rate-variability>.
- [47] D. Heise und M. Skubic, „Monitoring pulse and respiration with a non-invasive hydraulic bed sensor.,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 2119-23, 2010.
- [48] ResMed, „S+,“ [Online]. Available: <http://splus.resmed.com>. [Zugriff am 27 01 2017].
- [49] D. Jung, S. Hwang, G. Chung, Y. Lee, D. Jeong und K. Park, „Estimation of sleep onset latency based on the blood pressure regulatory reflex mechanism,“ *IEEE J Biomed*

Health Inform., Nr. 534-44, 2013.

- [50] Lee, K. Won, H. Yoon, C. Han, K. M. Joo und K. S. Park, „Physiological Signal Monitoring Bed for Infants Based on Load-Cell Sensors,“ *Sensors (Basel)*, Nr. 16(3): 409, 2016.
- [51] W. Lee, H. Yoon, D. Jung, S. Hwang und K. Park, „Ballistocardiogram of baby during sleep,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 7167-70, 2015.
- [52] C. Schierz, C. Müller, H. Krueger und H. Honegger, „Verfahren zum messen zumindest der atemfrequenz eines lebewesens“. Schweiz Patent WO1999017658 A1, 3 10 1997.
- [53] M. Brink, C. Müller und C. Schierz, „Contact-free measurement of heart rate, respiration rate, and body movements during sleep,“ *Behavior Research Methods*, Nr. 38(3), pp. 511-521, 2006.
- [54] G. Schauf, „Berührungsloses Atem und/oder Pulsüberwachungsgerät“. Deutschland Patent DE4035292 A1, 7 11 1990.
- [55] J. Shin, Y. Chee, D. Jeong und K. Park, „Nonconstrained sleep monitoring system and algorithms using air-mattress with balancing tube method,“ *IEEE Trans Inf Technol Biomed.*, Nr. 14(1):147-56, 2010.
- [56] K. Watanabe, T. Watanabe, H. Watanabe, H. Ando, T. Ishikawa und K. Kobayashi, „Noninvasive measurement of heartbeat, respiration, snoring and body movements of a subject in bed via a pneumatic method,“ *IEEE Trans Biomed Eng.*, Nr. 52(12):2100-7, 2005.
- [57] D. Mack, J. Patrie, P. Suratt, R. Felder und M. Alwan, „Development and preliminary validation of heart rate and breathing rate detection using a passive, ballistocardiography-based sleep monitoring system,“ *IEEE Trans Inf Technol Biomed.*, Nr. 13(1), 2009.
- [58] X. Zhu, W. Chen, T. Nemoto, Y. Kanemitsu, K. Kitamura, K. Yamakoshi und D. Wei, „Real-time monitoring of respiration rhythm and pulse rate during sleep,“ *IEEE Trans Biomed Eng.* , Nr. 53(12/1):2553-63, 2006.
- [59] S. Sprager und D. Zazula, „Heartbeat and respiration detection from optical interferometric signals by using a multimethod approach,“ *IEEE Trans Biomed Eng.*, Nr. 59(10):2922-9, 2012.
- [60] C. Bruser, C. Antink, T. Wartzek, M. Walter und S. Leonhardt, „Ambient and Unobtrusive Cardiorespiratory Monitoring Techniques,“ *IEEE Rev Biomed Eng.* , Nr. 8:30-43, 2015.
- [61] Murata-Manufacturing, „Contactless Bed Sensor,“ [Online]. Available: http://www.murata.com/products/sensor/accel/sca10h_11h. [Zugriff am 28 01 2017].

- [62] Wikipedia.org, „Kragträger,“ [Online]. Available: <https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/4/45/Kragtraeger.png>. [Zugriff am 10 12 2016].
- [63] Wikipedia.org, „Folien-Dehnungsmessstreifen,“ [Online]. Available: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/1/15/DMS_Folie.svg/350px-DMS_Folie.svg.png. [Zugriff am 10 12 2016].
- [64] Wikipedia.org, „Wheatstone-Brücke,“ [Online]. Available: https://de.wikipedia.org/wiki/Wheatstonesche_Messbr%C3%BCcke#/media/File:WhBr_Diagonalbild.svg. [Zugriff am 07 03 2017].
- [65] Texas-Instruments, „TPS7A30,“ [Online]. Available: <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/tps7a30.pdf>.
- [66] Analog-Devices, „AD8429,“ [Online]. Available: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD8429.pdf>. [Zugriff am 28 12 2016].
- [67] R. González-Landaeta, O. Casas und R. Pallàs-Areny, „Heart rate detection from an electronic weighing scale,“ *Physiol Meas.*, Nr. 29(8):979-88, 2008.
- [68] H. Hartl, E. Krasser, W. Pribyl, P. Söser und G. Winkler, Elektronische Schaltungstechnik, Deutschland: Pearson, 2008.
- [69] U. Tietze, C. Schenk und E. Gamm, Halbleiter-Schaltungstechnik, Springer, 2012.
- [70] Texas-Instruments, „OPAx134,“ [Online]. Available: <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/opa134.pdf>. [Zugriff am 28 12 2016].
- [71] O. Inan und G. Kovacs, „A low-noise ac-bridge amplifier for ballistocardiogram measurement on an electronic weighing scale,“ *Physiol Meas.*, Nr. 31(7):N51-9, 7 2010.
- [72] Olimex.com, „STM32-H407,“ [Online]. Available: <https://www.olimex.com/Products/ARM/ST/STM32-H407/open-source-hardware>. [Zugriff am 29 12 2016].
- [73] elm-chan.org, „FatFS,“ [Online]. Available: http://elm-chan.org/fsw/ff/00index_e.html. [Zugriff am 29 12 2016].
- [74] st.com, „STM32F407-Referenz-Manual,“ [Online]. Available: http://www.st.com/content/ccc/resource/technical/document/reference_manual/3d/6d/5a/66/b4/99/40/d4/DM00031020.pdf/files/DM00031020.pdf/jcr:content/translations/en.DM00031020.pdf. [Zugriff am 10 12 2016].
- [75] The-Pennsylvania-State-University, „spectrum measuring of dynamic figures,“ [Online]. Available: www.cse.psu.edu/~chip/course/analog/lecture/SFDR1.pdf. [Zugriff am 09 03

- 2017].
- [76] st.com, „How to get the best ADC accuracy in STM32 microcontrollers,“ [Online]. Available: www.st.com/resource/en/application_note/cd00211314.pdf. [Zugriff am 08 03 2017].
- [77] B. Widrow, J. Glover, J. McCool, J. Kaunitz, C. Williams, R. Hearn, R. Zeidler, J. Eugene Dong und R. Goodlin, „Adaptive noise cancelling: Principles and applications,“ *Proc. IEEE*, Nr. 63(12), pp. 1692 - 1716, 1975.
- [78] TE-Connectivity-Ltd, „Minisense100,“ [Online]. Available: te.com. [Zugriff am 17 01 2017].
- [79] O. Inan, M. Etemadi, B. Widrow und G. Kovacs, „Adaptive cancellation of floor vibrations in standing ballistocardiogram measurements using a seismic sensor as a noise reference,“ *IEEE Trans Biomed Eng.*, Nr. 57(3):722-7, 2010.
- [80] J. Muehlsteff und A. Brauers, „Ballistocardiographic sensor system with a sensor arrangement and method of ballistocardiographic detection of body movements“. Patent WO2008102298 A1, 22 02 2007.
- [81] O. Inan, M. Etemadi, R. Wiard, G. Kovacs und L. Giovangrandi, „Novel methods for estimating the ballistocardiogram signal using a simultaneously acquired electrocardiogram,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 5344-47, 2009.
- [82] D. Friedrich, X. Aubert, H. Fuhr und A. Brauers, „Heart rate estimation on a beat-to-beat basis via ballistocardiography - a hybrid approach,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 4048-51, 2010.
- [83] J. Parak, „Heart Rate Detection from Ballistocardiogram,“ in *Proceedings of the 16th International Student Conference on Electrical Engineering*, Prague: Czech Technical University in Prague, 2012.
- [84] L. Rosales, M. Skubic, D. Heise, M. Devaney und M. Schaumburg, „Heartbeat detection from a hydraulic bed sensor using a clustering approach,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 2383-7, 2012.
- [85] C. Bruser, K. Stadthanner, S. de-Waele und S. Leonhardt, „Adaptive beat-to-beat heart rate estimation in ballistocardiograms,“ *IEEE Trans Inf Technol Biomed.*, Nr. 15(5):778-86, 2011.
- [86] C. Bruser, K. Stadthanner, A. Brauers und S. Leonhardt, „Applying machine learning to detect individual heart beats in ballistocardiograms,“ *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 1926-9, 2010.
- [87] J. Paalasmaa, H. Toivonen und M. Partinen, „Adaptive Heartbeat Modeling for Beat-to-

Beat Heart Rate Measurement in Ballistocardiograms," *IEEE J Biomed Health Inform.*, Nr. 19(6):1945-52, 2015.

[88] C. Bruser, S. Winter und S. Leonhardt, „How speech processing can help with beat-to-beat heart rate estimation in ballistocardiograms," in *IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications*, Canada, 2013.

[89] C. Bruser, S. Winter und S. Leonhardt, „Robust inter-beat interval estimation in cardiac vibration signals.," *Physiol Meas.*, Nr. 34(2):123-38, 2013.

[90] J. Paalasmaa, L. Leppäkorpi und M. Partinen, „Quantifying respiratory variation with force sensor measurements," *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, Nr. 3812-5, 2011.