

Unterdrückung von Bewegungsartefakten beim Langzeitmonitoring zur Anwendung in Personal-Healthcare-Systemen

Von der Fakultät Elektrotechnik und Informatik
der Technischen Universität Berlin
zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Ingenieurwissenschaften
genehmigte Dissertation

vorgelegt von:

Diplom-Ingenieur
Achim Volmer

Berichter:

Vorsitzender: Universitätsprofessor Dr.-Ing. Clemens Gühmann
Gutachter: Universitätsprofessor Dr.-Ing. Reinhold Orglmeister
Universitätsprofessor Dr.-Ing. Dr. med. Steffen Leonhardt

Tag der wissenschaftlichen Aussprache: 03. November 2010

Berlin 2010

D 83

Worte des Dankes

Diese Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Elektronik und medizinische Signalverarbeitung der Technischen Universität Berlin.

An dieser Stelle möchte ich mich bei Professor Orglmeister für die Möglichkeit einer Promotion zu einem so interessanten und anspruchsvollen Thema bedanken. Dank gilt ihm auch für das mir entgegengebrachte Vertrauen, den anregenden wissenschaftlichen Austausch sowie die stetige Förderung. Bei Professor Leonhardt bedanke ich mich für die freundliche Übernahme des Korreferats.

Weiterhin möchte ich mich auch bei den Mitarbeitern und Kollegen am Fachgebiet für die angenehme Zusammenarbeit, die fachliche Unterstützung sowie warmes und freundschaftliches Klima bedanken.

Ohne studentische Mitwirkung wäre es nicht möglich gewesen, den gegenwärtigen Stand der Arbeit zu erreichen. Daher darf ich den zahlreichen Diplomanden und Studienarbeitern herzlichen Dank aussprechen, die mit viel Engagement und großer Begeisterungsfähigkeit am Projekt mitgearbeitet haben: Leszek Koschel, Georgi Smilyanov, Michael Sattler, Pierre Kolasa, Manuel Borchers, Niels Krüger, Sebastian Feese, Antti Thiede, Janis Döbler, Andre Eggert und Maik Pflugradt.

Aufrichtig möchte ich mich auch bei meinen Eltern bedanken, die mich von klein an liebevoll in meinen technischen Abenteuern bestärkt haben. Danken möchte ich auch meiner Schwester für ihr sicheres Sprachgefühl und damit für ihre tatkräftige Unterstützung.

Mein besonderer und inniger Dank gilt meiner Frau Agnes für ihre warmherzige, unermüdliche Hilfestellung, ihre Geduld und ihr Verständnis, die damit einen wesentlichen Beitrag zu dieser Arbeit geleistet hat.

Berlin, November 2010

Achim Volmer

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	v
Tabellenverzeichnis	xi
Formelzeichen und Abkürzungen	xiii
1. Einleitung und Zielsetzung	1
2. Herz-Kreislauf-System	3
2.1. Herz	4
2.1.1. Aktionsphasen des Herzens	5
2.1.2. Erregungsphysiologie	6
2.2. Gefäßsystem	7
2.2.1. Aufbau und Eigenschaften der Blutgefäße	9
2.2.2. Pulswelle	10
2.3. Schlussfolgerungen für Personal-Healthcare-Systeme	11
3. Konzept für ein Personal-Healthcare-System	13
3.1. Body-Sensor-Network	14
3.1.1. Anforderungen und Zielsetzung	14
3.1.2. Drahtlose Kommunikation	17
3.1.3. Synchronisationsmechanismus	21
3.1.4. Energiesparstrategien	23
3.2. Sensorsysteme	25
3.2.1. EKG-Brustgurt	27
3.2.2. PPG-Fingerclip	32
3.2.3. Reflexiver PPG-Sensor	34
3.3. Koordinator	35
3.3.1. Visualisierung am Rechner	36
3.4. Fazit	37
4. Automatische Kontext-Erkennung	39
4.1. Mustererkennungssystem	39
4.2. Datenerfassung	41
4.3. Datenvorverarbeitung	42

4.4. Segmentierung und Markierung	42
4.5. Feature-Kandidaten	43
4.6. Feature-Normalisierung	44
4.7. Feature-Selektion	44
4.8. Klassifikatoren	45
4.9. Leistungsfähigkeit	46
5. Elektrokardiographie	49
5.1. Entstehung	49
5.2. EKG-Ableitung	51
5.2.1. Bipolare Standardableitung	51
5.2.2. Unipolare Standardableitung	52
5.3. EKG-Elektroden	53
5.3.1. Elektrode/Elektrolyt-Übergang	53
5.3.2. Überspannung	55
5.3.3. Ersatzschaltbild für den Übergang Elektrode/Elektrolyt	55
5.3.4. Haut	56
5.3.5. Präparieren der Haut	57
5.3.6. Silber/Silberchlorid-Elektroden	58
5.3.7. Trockenelektroden	59
5.3.8. Ableitort und Elektrodengeometrie	61
5.3.9. Artefakte	61
5.3.10. Elektroden für das Langzeit-Monitoring	61
5.4. EKG-Verstärker	64
5.4.1. Störquellen	64
5.4.2. Artefaktarme bipolare Ableitung	66
5.5. QRS-Komplex-Detektor	68
5.5.1. Filterbank-QRS-Detektor	68
5.5.2. Bewertung der QRS-Detektion	71
5.6. Artefakterkennung	72
5.6.1. Bewertung der EKG-Signalqualität	72
5.7. Rekonstruktion des EKGs mittels Adaptive-Noise-Canceller (ANC)	74
5.7.1. ANC-Struktur	75
5.7.2. Funktionsweise des Adaptive-Noise-Cancellers (ANC)	75
5.7.3. Adaption der Filterkoeffizienten	76
5.7.4. Methodik zur Untersuchung der EKG-Rekonstruktion mittels ANC	79
5.7.5. Ergebnisse	80
5.8. Fazit	83

6. Pulsoximetrie	85
6.1. Grundlagen	86
6.1.1. Messanordnung	87
6.1.2. Beer-Lambert-Gesetz	88
6.1.3. Auswahl der Lichtquellen	89
6.1.4. Absorption bei transmissiver Pulsoximetrie	90
6.2. Berechnung der Sauerstoffsättigung	91
6.2.1. Sauerstoffsättigung mittels Beer-Lambert-Gesetz	91
6.2.2. Sauerstoffsättigung mittels Differenziation	92
6.2.3. Normalisierung	93
6.2.4. Kalibrierung	94
6.3. Klassische Algorithmen zur SpO ₂ -Bestimmung	96
6.3.1. Voll-Pulswellen-Verfahren	96
6.3.2. RMS-Mittelung	97
6.4. Bestimmung der Herzrate	98
6.4.1. Herzrate aus dem PPG-Signal	98
6.4.2. Herzrate mittels STFT	98
6.5. Bewegungsartefakte in der Pulsoximetrie	100
6.6. Discrete-Saturation-Transform (DST)	102
6.7. Messaufbau	105
6.7.1. Bewegungsversuche	105
6.7.2. Referenz-Pulsoximeter	106
6.7.3. Synchronisation von BSN und Referenz	107
6.7.4. Vorverarbeitung der PPG- und Beschleunigungssignale	108
6.7.5. Entsättigungsversuche	109
6.8. Rekonstruktion des PPG-Signals mittels Adaptive-Noise-Canceller (ANC)	110
6.8.1. Bewegungseinfluss	110
6.8.2. ANC-Struktur	113
6.8.3. Bewertungsmaßstab	113
6.8.4. Ergebnisse	115
6.8.5. Rekonstruktion des PPG-Zeitsignals	118
6.8.6. Fazit	118
6.9. Artefaktunterdrückung mittels konvolutiver ICA	119
6.9.1. Methoden der Blinden Quellentrennung	120
6.9.2. Lösung des Mischungsproblems	123
6.9.3. Permutationskorrektur im Frequenzbereich	126
6.9.4. Robust-Saturation-by-Convolutive-Demixing (RSCD)	128
6.9.5. Leistungsfähigkeit der RSCD-Methode	131
7. Zusammenfassung	137

A. Technische Daten: Body-Sensor-Network	139
B. Anhang zur Bewegungsklassifikation	141
B.1. Übersicht aller ausgewerteten Feature-Kandidaten	141
B.2. Rangliste der Feature-Kandidaten	142
C. Werkzeuge zur Biosignalverarbeitung	145
C.1. Vorverarbeitung für die Offlineauswertung	145
D. Ergebnisse des RSCD-Verfahrens	147
D.1. Rekonstruktion des PPG-Signals	147
Literaturverzeichnis	153

Abbildungsverzeichnis

2.1. Schematische Darstellung des Herz-Kreislauf-Systems. Verteilung des Herzzeitvolumens in Ruhe nach [KPS05].	3
2.2. Funktionelle Anatomie des Herzens [Wik09]	4
2.3. Zeitlicher Verlauf des Drucks in der Aorta und dem linken Ventrikel, des Blutvolumens in der linken Kammer und eines EKGs eingeteilt nach Aktionsphasen [Sil07]	5
2.4. Schematische Darstellung des Erregungsbildungs- und leitungssystems des Herzens [Sil07]	7
2.5. Schematische Darstellung der Wandzusammensetzung verschiedener Blutgefäße [KPS05].	9
2.6. Zeitlicher Verlauf der Pulswelle für herznahe und herzferne Arterien. Einfluss des Klappenschlusses (Inzisur) und der Überlagerung von reflektierten Wellen in der Peripherie (Dikortie) [Fri07].	10
3.1. Telemonitoring-System bestehend aus einem Body-Sensor-Network eingebunden in ein Weitverkehrsnetz (WAN).	16
3.2. Superframe-Struktur mit einrahmenden Beacon-Paketen, Unterteilung in Contention-Access-Period (CAP) und Contention-Free-Period (CFP) sowie Guaranteed-Time-Slots (GTS) für ein EKG- (ECGM) und ein Fingerclip-PPG-Sensorsystem (FCM).	19
3.3. Erweiterung des Beacon-Paketes um einen Zeitstempel.	21
3.4. Synchronisationsmechanismus basierend auf Beacon-Paketen. Die Auswertung des Zeitstempels eines Beacon-Pakets erfolgt anhand des Empfangszeitpunktes des start-of-frame delimiters (SFD) im Rahmen einer Interrupt-Service-Routine (ISR).	22
3.5. Synchronisations-Jitter für zwei assoziierte Sensorsysteme. Die Flanken veranschaulichen den Beginn der 50 ms-Periode für das erste (gelb) und zweite Sensorsystem (magenta). Grau dargestellt sind alle in einem Zeitraum von 30 min entstandenen Flanken. Der maximale Jitter beträgt etwa 4 μ s.	22
3.6. Energieeinsparung durch sporadische Synchronisation.	23
3.7. Messergebnis für die Resonanzfrequenz (2,45 GHz) und den Reflexionsverlust (26,2 dB) der Leiterplatten-Antenne mittels Vektor-Netzwerkanalysator (a) sowie Abbildung der abgestimmten F-Antenne auf der Leiterplatte (b).	25

3.8. Blockschaltbild des Sensorsystems zur Erfassung des EKGs in Kombination mit Beschleunigungssensoren.	27
3.9. EKG-Sensorsystem mit angeschlossenen innen liegenden Trockenelektroden. Außenmaße der Leiterplatte: 90 mm x 65 mm.	28
3.10. Flussdiagramm des QRS-Komplex-Detektors.	29
3.11. Realisierung eines FIR-Filters der Ordnung M in Direktform.	31
3.12. Ablauf der FIR-Doppelpuffer-Verarbeitung.	31
3.13. Blockschaltbild des Sensorsystems zur Erfassung des PPGs und der Sauerstoffsättigung in Kombination mit Beschleunigungssensoren.	32
3.14. PPG-Sensorsystem, transmissiv.	32
3.15. PPG-Sensorsystem, transmissiv, an der Hand getragen.	33
3.16. Ansteuerung der roten (grün) und infraroten LED (magenta) und Einschwingverhalten der PIN-Diode (gelb) für den Fingerclip-Sensor.	34
3.17. Sensorsystem für die reflexive Erfassung des PPGs.	34
3.18. Übersicht des Body-Sensor-Networks mit Rechner als Koordinator.	35
3.19. USB-Koordinator.	35
3.20. Benutzeroberfläche zur Visualisierung der EKG- und Beschleunigungs-Messdaten am Rechner.	36
3.21. Benutzeroberfläche zur Visualisierung der PPG- und Beschleunigungs-Messdaten am Rechner.	37
4.1. Struktureller Aufbau des Bewegungs-Erkennungs-Systems. Unterschiedliche Konzepte für hohe und geringe Aktivität.	40
4.2. Probandenstatistik für die Training- und Testdaten des Bewegungsklassifikations-Systems.	41
4.3. Trageposition des EKG-Sensorsystems und Ausrichtung der Beschleunigungsachsen für männliche und weibliche Probanden.	42
4.4. Graphische Benutzeroberfläche zur Segmentierung und Markierung von Sensordatensätzen. Dargestellt sind die Daten des 22-minütigen Trainings-Parcours mit drei Beschleunigungssignalen und dem zusätzlich gemessenen EKG. Blaue Rechtecke rahmen Bereiche hoher Aktivität ein.	43
4.5. Algorithmus zur Leave-One-Out-Kreuz-Validierung für die Feature-Selektion.	45
4.6. Vergleich der Leistungsfähigkeit für Kombinationen der vorgestellten Featuresätze und Normalisierungen.	46
5.1. Isopotentiallinien. Projektion der Isopotentialflächen auf den Thorax während der Phase der Ventrikelregung (R-Zacke im EKG) nach [KPS05].	50
5.2. EKG-Dreieck mit Vektorschleife nach Einthoven und bipolare Extremitätenableitungen I, II, III zur Bestimmung der Herzachse nach [KPS05].	51
5.3. EKG-Ableitung nach Goldberger nach [KPS05].	52

5.4.	Ausbildung einer elektrischen Doppelschicht durch Ladungstrennung an der Grenzfläche zwischen Metall und Elektrolyt: Ladungsverteilung und Potentialverlauf nach [MW85].	54
5.5.	Einfaches Ersatzschaltbild für die Phasengrenze Elektrode/Elektrolyt.	55
5.6.	Elektrisches Ersatzschaltbild des Systems zwischen Elektrode und subkutanem Gewebe nach [MW85].	57
5.7.	Silber/Silberchlorid-Klebelektrode. Links Oberseite mit Druckknopfanschluss, rechts selbstklebende Fläche, Silber/Silberchlorid-Kontakt mit darüberliegendem Hydrogelpad.	59
5.8.	Trockenelektrode aus kohlenstoffdurchsetztem Silikon (40 mm x 40 mm). Links: Oberseite mit elektischem Steckanschluss. Rechts: Unterseite mit Strukturierung zur Vergrößerung der wirksamen Kontaktfläche.	59
5.9.	Textile Elektrode der Firma Polar. Oben: innenliegendes leitfähiges Gewebe (20 mm x 80 mm), eingearbeitet in einen textilen Träger. Unten: Druckknopfanschluss an der Außenseite.	60
5.10.	EKG-Ableitung mit verschiedenen Elektrodenmaterialien in Ruhe. Die Signale (a), (c) und (e) sind bandpassgefiltert; die Signale (b), (d) und (f) repräsentieren die Baselinendrift.	62
5.11.	Schaltbild eines Instrumentationsverstärkers. Allein durch Veränderung von R_1 kann die Verstärkung eingestellt werden.	64
5.12.	Störsignaleinkopplungen bei der EKG-Messung.	65
5.13.	Differentieller EKG-Vorverstärker mit Arbeitspunkteinstellung und AC-Kopplung.	67
5.14.	Blockschaltbild des Filterbank-QRS-Detektors.	69
5.15.	25-minütiges EKG-Signal mit artefaktbehafteten Signalabschnitten. Dargestellt sind die Sättigung (a) sowie Zeiten mit zu hoher und zu geringer Leistung (b).	73
5.16.	Signalqualität der EKG-Signale aus 24 Aufnahmen (Abkürzungen für die Probanden-Datensätze auf der Abszisse). Anteil der Signalabschnitte in Sättigung, mit zu geringer und zu hoher Energie sowie global mit geringer Signalqualität.	74
5.17.	Modellbildung für die Anwendung eines ANC mit einem Beschleunigungssignal als Referenz für artefaktbehaftete EKG-Signale.	75
5.18.	Übersicht über das methodische Vorgehen zur Bestimmung der Signalqualitätsänderung durch den Einsatz eines ANC.	79
5.19.	Änderung der Sensitivität und Relevanz durch die Rekonstruktion mittels ANC für neun 25-minütige Datensätze im Vergleich zur potentiell erreichbaren Verbesserung.	80
5.20.	Änderung der Sensitivität und Relevanz durch die Rekonstruktion mittels ANC für zwei-minütige Ausschnitte des EKG-Signals bei verschiedenen Bewegungen für zehn Probanden im Vergleich zur potentiell erreichbaren Verbesserung.	81
6.1.	Kommerzielles Pulsoximeter.	85
6.2.	Bindungskurve	86

6.3. Messanordnungen für reflektive und transmittive Messungen am Finger. Nach Einstrahlen von Licht zweier Leuchtdioden (LED) wird die vom Fotodetektor empfangene Intensität als Fotostrom i_R und i_{IR} ausgegeben.	87
6.4. Extinktionskoeffizienten	89
6.5. Komponenten des Absorptionssignals; aufgeteilt in AC- und DC-Anteil.	90
6.6. Schematische Darstellung des AC- und DC-Absorbers.	91
6.7. Zusammenhang von Sauerstoffsättigung und R für die theoretische und empirische Kalibrierung	94
6.8. Bestimmung der Intensitäten für die Minimum-Maximum-Methode zur Berechnung der Sauerstoffsättigung.	96
6.9. Bestimmung der AC- und DC-Komponente zur Berechnung der Sauerstoffsättigung nach der Ableitungsmethode.	97
6.10. PPG-Signal mit markanten Punkten zur Erkennung der Herzrate.	98
6.11. Spektrogramm eines normalisierten Intensitätssignals zur Bestimmung der Herzrate. Fensterlänge: 60 s, Überlappungsfaktor: $\frac{5}{6}$	99
6.12. Bewegungsartefakte im PPG-Signal. Die Ausschnitte zeigen je 30 Sekunden: (a) größere Bewegung der Hand, (b) Hustenanfall.	100
6.13. Blockschaltung der Discrete-Saturation-Transform (DST) nach [Mas06].	102
6.14. Platzierung der PPG-Sensoren für die Bewegungsversuche und Orientierung der Beschleunigungsrichtungen.	105
6.15. Referenz-Pulsoximeter: Konverterschaltung für Masimo Radical und Darstellung des PPGs mittels Aufnahme-Software in MATLAB.	106
6.16. Synchronisation der Messdaten des Body-Sensor-Networks und des Referenz-Pulsoximeters.	107
6.17. Verarbeitung der PPG-Fingerclip-Signale.	108
6.18. Überprüfung der Kalibrierung. Blau: Sättigungswerte der Referenz aufgetragen gegen die berechneten R-Werte. Grün: Empirische Kalibrierung.	109
6.19. Bewegungseinfluss auf das normalisierte PPG-Signal bei verschiedenen Bewegungen (Mittelung von 60 gleichartigen Versuchen).	111
6.20. Modellbildung für die Anwendung eines ANC mit Beschleunigungssignalen als Referenz für artefaktbehaftete PPG-Signale.	113
6.21. Boxplots der Unterschiede der Pulswellenlaufzeit ΔPAT zwischen linkem und rechtem Arm für fünf gleichartige Versuche eines Probanden von je einer Minute. . .	114
6.22. Einfluss adaptiver RLS-Filterung des PPG-Signals mit verschiedenen Beschleunigungssignalen als Referenz auf das SNR für zwölf verschiedene Bewegungen, Filterlänge eindimensional $N = 40$, dreidimensional $N = 3 \cdot 40$	115
6.23. Einfluss auf die SNR-Änderung durch adaptive RLS-Filterung des PPG-Signals mit Beschleunigungssignalen in x-Richtung für zwölf verschiedene Bewegungen in Abhängigkeit von der Filterlänge N	116
6.24. Rekonstruktion des PPG-Zeitsignals.	117
6.25. Modell einer instantanen Mischung und Entmischung zweier Signale.	120

6.26. Modell einer konvolutiven Mischung und Entmischung zweier Signale.	122
6.27. Funktionsblöcke für konvolute ICA im Frequenzbereich nach [Bau05].	122
6.28. Spektrogramm des roten (oben) und infraroten (unten) PPG-Signals und der beiden mittels ICA ermittelten Quellsignale vor und nach Permutationskorrektur.	126
6.29. Blockschaltbild des RSCD-Algorithmus basierend auf konvolutiver ICA.	129
6.30. Ergebnisse von Validierungsversuchen der RSCD-Methode.	132
6.31. Ergebnisse der Rekonstruktion des PPG-Signals für sprunghafte Bewegung nach oben (sp-oben).	134
6.32. Ergebnisse der Rekonstruktion des PPG-Signals für vertikales Kreisen in der x-z- Ebene (kreisen-xz-schnell).	135
C.1. Werkzeug zur Synchronisation von EKG, PPG und Referenzoximeter.	145
D.1. Periodisches Schwingen nach oben und unten (p-oben-unten).	147
D.2. Sprunghafte Bewegung rückwärts (sp-rückwärts).	148
D.3. Sprunghafte Bewegung vorwärts (sp-vorn).	149
D.4. Horizontales Kreisen in der x-y-Ebene (kreisen-xy-schnell).	150
D.5. Vertikales Kreisen in der y-z-Ebene (kreisen-yz-schnell)	151
D.6. Ohne Bewegung.	152

Tabellenverzeichnis

2.1. Radius r , Pulswellengeschwindigkeit PWG , Spitzenströmungsgeschwindigkeit \hat{V} und mittlere Strömungsgeschwindigkeit \check{V} in verschiedenen Abschnitten des Arteriensystems [Elt01].	10
3.1. Abschätzung der erforderlichen Bandbreite aus den Datenraten verschiedener Biosignale und Vitalparameter der Sensorsysteme im BSN.	18
3.2. Eigenschaften möglicher Übertragungstechnologien.	18
3.3. Energiebedarf und Standzeit für verschiedene Übertragungsmodi, beispielhaft für das EKG-Sensorsystem mit 850 mAh Lithium-Polymer-Akku.	24
4.1. Leistungsfähigkeit der Bewegungserkennung im Vergleich zu anderen publizierten Systemen für die vier aktiven Klassen.	47
5.1. Elektrochemische Spannungsreihe für ausgewählte Metalle. Je weiter die Metalle links vom Wasserstoff stehen, um so höher ist ihr chemisches Potential und damit das Bestreben, in Lösung zu gehen.	54
5.2. Übersicht zum RLS-Algorithmus.	78
6.1. Extinktionskoeffizienten für reduziertes und oxigeniertes Hämoglobin [ZBM91] [KXL05].	90
6.2. Übersicht der ausgeführten Bewegungsversuche.	106
6.3. Mittlere maximale Korrelation zwischen einzelnen Beschleunigungskomponenten und der Störung im PPG-Signal bei sprunghaften Bewegungen in verschiedene Richtungen.	112
6.4. Mittlere Verzögerungszeit zwischen einzelnen Beschleunigungskomponenten und der Störung im PPG-Signal bei sprunghaften Bewegungen in verschiedene Richtungen.	112
B.1. Liste aller ausgewerteter Feature-Kandidaten zur Bewegungsklassifikation.	141
B.2. Featuresatz R1 aus dem Feature-Ranking für alle 212 Kandidaten aus dem Zeit- und Frequenzbereich.	142
B.3. Featuresatz R2 aus dem Feature-Ranking für 41 Kandidaten aus dem Zeitbereich.	142
B.4. Featuresatz R3 aus dem Feature-Ranking für 93 Kandidaten aus dem Zeitbereich.	143

Formelzeichen und Abkürzungen

Formelzeichen

Kapitel 2

Bezeichnung	Erläuterung
C	Compliance (Nachgiebigkeit der Gefäße)
d	Länge eines Gefäßabschnitts
dp	Differentielle Druckänderung
dV	Differentielle Volumenänderung
η	Viskosität
κ	Volumenelastizitätsmodul
l	Gefäßlänge
P_{tm}	Transmuraler Druck
r	Gefäß-Innendurchmesser
ρ	Dichte
τ	Zeitabschnitt
\dot{V}	Mittlere Strömungsgeschwindigkeit
\hat{V}	Spitzenströmungsgeschwindigkeit

Kapitel 3

Bezeichnung	Erläuterung
A_{max}	Spitzenwert der Amplitude
f_g	Grenzfrequenz
f_a	Abtastfrequenz
M	Filterordnung des FIR-Filters
ν	Aktuelle Rauschamplitude
$\tilde{\nu}$	Schätzwert für die Rauschamplitude
σ	Aktuelle Signalamplitude
$\tilde{\sigma}$	Schätzwert für die Signalamplitude

τ	Schwellwert des QRS-Komplex-Erkenners
τ_R	Schwellwert des QRS-Komplex-Erkenners (Rückwärtssuche)
t_{RR}	Zeit zwischen zwei R-Zacken
t_{grp}	Gruppenlaufzeit

Kapitel 4

Bezeichnung	Erläuterung
a_x	Beschleunigung in x-Richtung
a_y	Beschleunigung in y-Richtung
a_z	Beschleunigung in z-Richtung
Act	empirisches Aktivitätsmaß

Kapitel 5

Bezeichnung	Erläuterung
A	aktive Fläche
a_{AG^+}	Aktivität der Silberionen
a_{Cl^-}	Aktivität der Chlorionen
$a(n)$	Originalsignal (ANC)
$\hat{a}(n)$	Schätzung des Originalsignals (ANC)
B	Magnetische Flussdichte
c_{AG^+}	Konzentration der Silberionen in Lösung
c_{Cl^-}	Konzentration der Chlorionen in Lösung
C_{DS}	Doppelschichtkapazität
C_{Koppel}	Koppelkapazität
C_H	Kapazität der Haut
C_{S-H}	Kapazität am Phasenübergang Schweiß/Haut
C_K	konzentrierte Koppelkapazität
Δ	normierte Detektionsstärke
$d(n)$	gestörtes Signal (ANC)
D_S	Detektionsstärke
e^-	Elektron
$e(n)$	Fehlersignal (ANC)
F	Faraday-Konstante
f_a	Abtastfrequenz
f_g	Grenzfrequenz

f_{g_u}	untere Grenzfrequenz
f_{g_o}	obere Grenzfrequenz
η	Überspannung
i_0	Austauschstromdichte
i_{Dk}	Verschiebungsstrom
i_R	Eingangsruhestrom
$J(\mathbf{w})$	Kostenfunktion in Abhängigkeit der Filterkoeffizienten
$\hat{J}(\mathbf{w})$	Approximation der Kostenfunktion
\mathbf{k}	Kalman-Gain
λ	Gedachtnisfaktor (ANC-RLS)
L	Löslichkeitsprodukt
$\mu(n)$	Schrittweite (ANC-LMS)
M	Metall-Atom
M^{n+}	Metall-Anion
N_L	Schätzung der Rauschamplitude
Φ	Magnetischer Fluss
$\Phi(n)$	inverse Korrelationsmatrix (ANC-RLS)
\mathbf{p}	Kreuzkorrelationsvektor
$p(k)$	Kreuzkorrelation an der Stelle k
P_{GL}	Schwellwert für zu geringe Leistung im EKG
P_{HL}	Schwellwert für zu hohe Leistung im EKG
P_i	Feature i für die QRS-Komplex-Erkennung
ρ	spezifische Leitfähigkeit
\mathbf{R}	Autokorrelationsmatrix
R	Universelle Gaskonstante
R_{Bias}	Widerstand zur Einstellung eines Arbeitspunktes
R_E	Widerstand des Elektrolyts
R_{LT}	Ladungstransferwiderstand
R_{Gain}	Widerstand zur Einstellung der Verstärkung
R_{Gew}	Widerstand des Gewebes
R_H	Hautwiderstand
R_{HE}	Übergangswiderstand Haut/Elektrode
R_i	Eingangswiderstand
R_{S-H}	Übergangswiderstand Schweiß/Haut
$S_{EKG_{BP}}$	bandpassgefiltertes EKG-Signal
S_L	Schätzung der Signalamplitude
T	Temperatur
T_i	Schwellwert i
U_B	Betriebsspannung
U_{Bias}	Arbeitspunkt
U_{eq}	Elektrodenpotential

$U_{eq,E-E}$	Potentialdifferenz am Phasenübergang Elektrode/Elektrolyt
U_{E-H}	Potentialdifferenz am Phasenübergang Elektrolyt/Haut
U_{MA}	Bewegungsartefakt-Spannung
$U_{N,K}$	Störspannung (kapazitiv eingekoppelt)
$U_{N,M}$	Störspannung (induktiv eingekoppelt)
U_{S-H}	Potentialdifferenz am Phasenübergang Schweiß/Haut
$v(n)$	Störsignal (ANC)
$\hat{v}(n)$	Störsignalschätzung (ANC)
\mathbf{w}	Filterkoeffizienten (ANC)
$\hat{\mathbf{w}}$	Schätzung der Filterkoeffizienten (ANC)
$x(n)$	Störsignalreferenz (ANC)
ζ	Apriori-Fehler
Z_d	Differenzeingangsimpedanz
Z_{gew}	Gewebeimpedanz
Z_{gl1}	Gleichtakteingangsimpedanz (nichtinvertierend)
Z_{gl2}	Gleichtakteingangsimpedanz (invertierend)
Z_{HE}	Haut-Elektroden-Impedanz

Kapitel 6

Bezeichnung	Erläuterung
A	Mischungsmatrix
\mathbf{A}_f	Mischungsmatrix nach Permutationskorrektur
A_{AC}	zeitlich veränderliche Absorption
A_{DC}	konstante Absorption
A_{ges}	Gesamtabsorption
α	Absorptionskoeffizient
$a(n)$	Originalsignal (ANC)
$\hat{a}(n)$	Schätzung des Originalsignals (ANC)
$ACC(n)$	Beschleunigungssignal
c	Konzentration
C	Kovarianzmatrix
D	Skalierungsmatrix
d	Absorberdicke
d_{DC}	Dicke des konstanten Absorbers
$d(n)$	gestörtes Signal (ANC)
Δd	Dickenänderung des zeitlich veränderlichen Absorbers
$\epsilon(\lambda)$	Extinktionskoeffizient (wellenlängenabhängig)
$E[x]$	Erwartungswertoperator

f_a	Abtastfrequenz
$H(X)$	Entropie der Datenquelle
$H(x_i)$	Informationsgehalt des Symbols x_i
I	Einheitsmatrix
I	Intensität
I_{AC}	zeitlich veränderliche Intensität
I_{DC}	konstante Intensität
I_N	normalisierte Intensität
I_{N_ACDC}	normalisierte Intensität, ACDC-Methode
I_{N_ln}	normalisierte Intensität, logarithmische Methode
J	Kostenfunktion
λ	Wellenlänge
λ	Forgetting Factor (ANC) (Gedächtnisfaktor)
M	Spheringmatrix
N	Störsignal
N'	Störsignalschätzung
O	Orthogonalmatrix
$P(x_i)$	Wahrscheinlichkeit des Ereignisses x_i
$\hat{P}(x_i)$	relative Häufigkeit des Ereignisses x_i
P	Permutationsmatrix
$PPG(n)$	PPG-Signal
R	ratio of ratios (Verhältnis von Verhältnissen)
R_A	ratio of ratios, arteriell
R_V	ratio of ratios, venös
ρ	normalisierte Korrelation
S	Nutzsignal
$s(t)$	Quellsignal
$\mathbf{s}(t)$	Quellsignalvektor
τ	Zeitverschiebung
\tilde{t}	Zeitpunkt des durch die STFT bewerteten Zeitsignal-Ausschnitts
$v(n)$	Störsignal (ANC)
$\hat{v}(n)$	Störsignalschätzung (ANC)
ω	Kreisfrequenz
W	Entmischungsmatrix
\mathbf{W}_f	Entmischungsmatrix nach Permutationskorrektur
$x(n)$	Störsignalreferenz (ANC)
$x(t)$	gemessenes Signal
$\mathbf{x}(t)$	gemessener Signalvektor
$\mathbf{x}_s(t)$	gegweißter Signalvektor

$y(t)$	entmisches Signal
$\mathbf{y}(t)$	entmischer Signalvektor

Abkürzungen

Abkürzung	Bedeutung
AC	alternating current (Wechselstrom)
ACC	Beschleunigung
ACC X	Beschleunigung in x-Richtung
ACC Y	Beschleunigung in y-Richtung
ACC Z	Beschleunigung in z-Richtung
ADU	Analog-Digital-Umsetzer
ANC	Adaptive-Noise-Canceller
AV-Klappe	Atrioventrikular-Klappe
AV-Knoten	Atrioventrikular-Knoten
BSN	body sensor network (Am Körper befindliches Sensor-Netzwerk)
BSS	blind source separation (Blinde Quellentrennung)
CAP	contention access period (Medienzugriff im Wettbewerb)
CFP	contention free period (Wettbewerbsfreier Medienzugriff)
CSMA-CA	carrier sense multiple access - collision avoidance (Mehrfachzugriff mit Trägerprüfung und Kollisionsvermeidung)
<i>COHb</i>	Carboxyhämoglobin
DC	direct current (Gleichstrom)
DST	discrete saturation transform (Diskrete Sättigungs-Transformation)
EKG	Elektrokardiogramm
FA	Fehlalarmquote
FAT	file allocation table (Dateizuordnungstabelle in einem Dateisystem)
FIFO	first in – first out (Pufferspeicher)
FIR	finite impulse response (Endliche Impulsantwort)
FN	false negative
FP	false positive
GTS	guaranteed time slot
<i>Hb</i>	Hämoglobin

HZV	Herzzeitvolumen
ICA	independent component analysis
IFA	inverted F antenna (Invertierte F Antenne)
IHP	inner helmholtz plane (innere Helmholtzschicht)
ISM-Band	industrial, scientific and medical band (Band für Industrie, Wissenschaft, Medizin)
ISR	interrupt service routine (Unterbrechungsroutine)
kNN	k-Nächster-Nachbar-Klassifikator
LED	light emitting diode (Leuchtdiode)
LMS	least mean squares
LR	low-range (Geringe Reichweite)
MAC	medium access control (Medienzugriffsschicht im ISO/OSI-Modell)
<i>MetHb</i>	Methämoglobin
ML	Maximum-Likelihood-Klassifikator
MSE	mean square error (Mittlerer quadratischer Fehler)
MWI	moving average integrator (Gleitender Mittelwert)
<i>O₂Hb</i>	oxigeniertes Hämoglobin
OHP	outer helmholtz plane (äußere Helmholtzschicht)
PAT	pulse arrival time (Pulswellenlaufzeit)
PDA	personal digital assistant (Persönlicher digitaler Assistent)
PHA	personal health assistant (Persönlicher Gesundheits-Assistent)
PHS	personal healthcare system (Persönliches Gesundheitsvorsorge-System)
PHY	physical layer (Physikalische Schicht im ISO/OSI-Modell)
PP	positive predictivity (Relevanz)
PPG	Photoplethysmogramm
<i>PWG</i>	Pulswellengeschwindigkeit

PTT	pulse transit time (Pulswellenlaufzeit)
RLS	recursive least squares
RMS	root mean square (quadratischer Mittelwert)
RSCD	robust saturation by convolutive demixing
RX	Empfänger
SaO_2	Sauerstoffsättigung
$SaO_{2_{frac}}$	fraktionelle Sauerstoffsättigung
$SaO_{2_{func}}$	funktionelle Sauerstoffsättigung
SE	Sensitivität
SFD	start-of-frame delimiter (Paketanfangs-Abgrenzung)
SNR	signal to noise ratio (Signal-Rausch-Verhältnis)
SOBI	second order blind identification
SPM	Schläge pro Minute
SpO_2	funktionelle Sauerstoffsättigung, gemessen mittels Pulsoximeter
STFT	short-time fourier transformation (Kurzzeit Fourier Transformation)
TP	true positive
TPR	total peripheral resistance (Gesamtgefäßwiderstand)
TX	Transmitter
USART	universal asynchronous receiver transmitter (Universelle asynchrone Schnittstelle)
USB	universal serial bus
VP	Vitalparameter
WAN	wide area network (Weitverkehrsnetz)
WSN	wireless sensor network (Drahtloses Sensor Netzwerk)

1. Einleitung und Zielsetzung

Durch den demographischen Wandel wird die Versorgung älterer Menschen mit Personal-Healthcare-Systemen zur Vorbeugung und Rehabilitation immer bedeutender. Personal-Healthcare integriert unter anderem die medizinische Vor- und Nachsorge in das häusliche Umfeld, indem ein kontinuierliches Monitoring von Biosignalen und Vitalparametern durchgeführt wird. Besonders bei Herz-Kreislauf-Erkrankungen, die zu den häufigsten Erkrankungen in den industrialisierten Ländern gehören, lassen sich derartige Systeme nutzbringend einsetzen.

Die Funktion des Herz-Kreislauf-Systems lässt sich mittels Langzeitmonitoring nachhaltig überwachen. Die robuste Akquisition von Biosignalen sowie daraus extrahierter Vitalparameter mittels 24/7-Monitoring über 24 Stunden am Tag und 7 Tage die Woche stellt dabei eine Schlüsseltechnologie dar. Diese Form des Monitorings beinhaltet das Potential, langfristige Trends zu erkennen und Zusatzinformationen für Therapieentscheidungen und die Erfolgsüberprüfung von Medikationen zu liefern, ohne den Patienten stationär beobachten zu müssen.

Das kontinuierliche Monitoring bedingt weitergehende Anforderungen an die Sensorik. Das Ziel der Alltagstauglichkeit stellt neben den ergonomischen Aspekten vor allem die notwendige Signalqualität einen hohen Anspruch an die verwendeten Systeme. Die lückenlose Überwachung umfasst schließlich auch Situationen, in denen Bewegungen mit hoher Dynamik ausgeführt werden, wodurch die ermittelten Signale durch Bewegungsartefakte gestört sind und die Auswertung der Vitalparameter erschwert wird. Oft sind die Vitalparameter besonders in Phasen hoher Aktivität und der damit verbundenen physischen Anstrengung von besonderem Interesse. Durch die unausweichliche Artefaktbehaftung lassen sie sich jedoch mittels konventioneller Systeme nicht zusammenhängend verwenden [SM06].

Aus der beschriebenen Ausgangssituation ergibt sich die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit. Im Mittelpunkt stehen damit die Entwicklung und Implementierung eines Systemkonzeptes für ein Personal-Healthcare-System, das sich für ein 24/7-Monitoring eignet und durch den Einsatz artefaktrobuster elektronischer Systeme sowie von Methoden der Signalverarbeitung eine Unterdrückung von Bewegungsartefakten bewirkt. Auf diesem Weg ist es möglich, konsistente Daten beim Langzeitmonitoring zu erheben, um eine zuverlässige Auswertbarkeit zu erreichen.

Einerseits wird durch die eigene Entwicklung spezialisierter Hardware, bei der bereits Methoden zur Artefaktunterdrückung berücksichtigt werden, zusammen mit der dazugehörigen eingebetteten Software ein Personal-Healthcare-System implementiert. Auf der anderen Seite werden ein Adaptive-Noise-Canceller (ANC) und die Independent-Component-Analysis (ICA) zur Artefaktunterdrückung angewendet und deren Wirksamkeit durch eigene Versuchsreihen evaluiert.

Die Arbeit ist folgendermaßen gegliedert: Im nachfolgenden zweiten Kapitel werden zunächst die physiologischen Grundlagen des Herz-Kreislauf-Systems zusammengefasst, um einen Einblick in dessen Funktionsweise zu erhalten und daraus wesentliche Schlussfolgerungen für das Konzept eines Personal-Healthcare-Systems abzuleiten. Im Anschluss wird in Kapitel drei dieses Systemkonzept näher erläutert. Der Schwerpunkt liegt hier auf der Implementierung eines geeigneten Body-Sensor-Network (BSN) sowie von Sensorsystemen zur Erfassung von einzelnen Biosignalen, die als Gesamtsystem ein praxisnahes Personal-Healthcare-System darstellen.

Kapitel vier umfasst den Entwurf einer robusten automatisierten Bewegungserkennung, die der Auswertung der physiologischen Informationen eine Zusatzinformation über das Aktivitätsverhalten des Patienten zur Seite stellt. Es basiert auf der Auswertung dreidimensionaler Beschleunigungssignale und erlaubt somit, Zusammenhänge von Symptomen und der Situationen systematisch zu ergründen.

Für Personal-Healthcare-Systeme eignen sich besonders die Biosignale, die nichtinvasiv ermittelt werden können, wie das Elektrokardiogramm (EKG), das Photoplethysmogramm (PPG) und die Sauerstoffsättigung. In Kapitel fünf werden daher die Entstehung und Ableitung des EKGs unter dem Aspekt der Verwendbarkeit für das Langzeitmonitoring untersucht und dabei die Auswahl geeigneter Elektroden und Registrierverstärker in Hinblick auf die Artefaktrobustheit diskutiert. Anschließend wird erläutert, wie Artefakte im EKG-Signal erkannt werden können. Außerdem wird das Potential einer Rekonstruktion mittels Adaptive-Noise-Canceller auf Basis eines Beschleunigungssignals als Referenz untersucht.

Eine besondere Herausforderung stellt im Rahmen dieser Arbeit die Artefaktkompensation beim PPG und der daraus ermittelten Sauerstoffsättigung (SpO_2) dar, da hier der Bewegungseinfluss besonders gravierend ist. Nach einer Vorstellung der Grundlagen der Photoplethysmographie und der Pulsoximetrie wird in Kapitel sechs die Problematik bezüglich der Bewegungsartefakte diskutiert. Anschließend wird der Zusammenhang zwischen Bewegung und Artefakt näher untersucht. Dieser bildet die Grundlage für die Anwendung eines Adaptive-Noise-Cancellers mit Beschleunigungssignalen als Referenz zur Rekonstruktion des PPG-Signals, dessen Leistungsfähigkeit im Anschluss evaluiert wird.

In der vorliegenden Arbeit wird zudem ein neues Verfahren entwickelt, das erstmals wirkungsvoll konvolutive Independent-Component-Analysis (ICA) auf photoplethysmographische Signale anwendet. Dabei wird die Leistungsfähigkeit der Trennung von Artefakt und PPG-Signal und die Artefaktrobustheit der Bestimmung der Sauerstoffsättigung untersucht. Kapitel sieben fasst die gewonnenen Erkenntnisse zusammen und gibt einen Ausblick.

2. Herz-Kreislauf-System

Das folgende Kapitel fasst die relevanten Funktionen und Eigenschaften des Herz-Kreislauf-Systems zusammen, die für den Aufbau von Langzeitmonitoring-Systemen und die Auswertung von Biosignalen und Vitalparametern entscheidend sind.

Das kardiovaskuläre System umfasst alle Blutgefäße sowie das Herz. Es ist für den Transport von Nährstoffen und Sauerstoff zu den Zellen hin sowie den Abtransport von Abfallprodukten des Zellstoffwechsels verantwortlich. Die treibende Kraft ist das vom Herzen ins nahezu geschlossene System ausgeworfene Schlagvolumen.

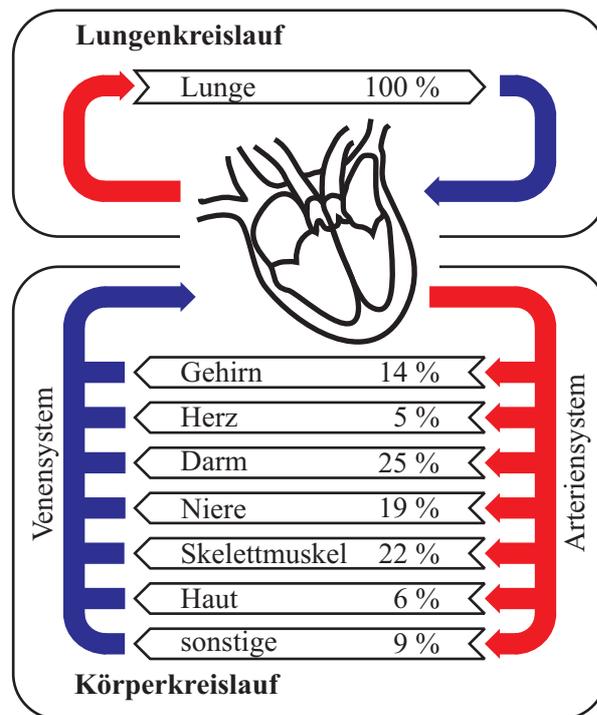


Abbildung 2.1.: Schematische Darstellung des Herz-Kreislauf-Systems. Verteilung des Herzzeitvolumens in Ruhe nach [KPS05].

Die Unabdingbarkeit eines funktionierenden Kreislaufsystems wird besonders bei dessen Ausfall deutlich. Schon nach wenigen Sekunden unzureichender Sauerstoffversorgung des Gehirns droht der Verlust des Bewusstseins. Neben der Ver- und Entsorgungsfunktion dient der Kreislauf auch der interzellulären Kommunikation. So werden Hormone für die chemische Kommunikation durch das Blut transportiert. Nicht zuletzt wird die Hautdurchblutung zur Temperaturregulation des Körpers eingesetzt.

Der Kreislauf ist ein nahezu geschlossenes Gefäßsystem, das sich in den großen und den kleinen Blutkreislauf gliedert, in dem das Herz eine Reihenschaltung von zwei Druck-Saug-Pumpen darstellt. Dabei wird mit der rechten Seite angesaugt und mit der linken gepumpt. Die rechte Herzkammer nimmt das sauerstoffreduzierte Blut aus dem Körper auf und pumpt es durch die Lunge (kleiner Kreislauf). Anschließend wird das wieder mit Sauerstoff angereicherte Blut durch die linke Herzhälfte über die Arterien des großen Blutkreislaufes auf die Organe verteilt. Von dort aus gelangt es deoxygeniert über die Venen zurück zum Herzen (Abbildung 2.1) [Aff06a], [Aff06b].

2.1. Herz

Das Herz besteht aus vier Hohlräumen, je einem Vorhof (Atrium) und einer Herzkammer (Ventrikel) für die linke und rechte Herzhälfte. Das venöse Blut strömt aus dem Körper über die untere und obere Hohlvene (Vena cava) in den rechten Vorhof ein. Anschließend wird es mittels des rechten Ventrikels in den Lungenkreislauf gepumpt. Wieder mit Sauerstoff angereichert strömt das Blut über die vier Lungenvenen in den linken Vorhof und von dort in den linken Ventrikel. Schließlich wird es über die Aorta wieder in den Blutkreislauf ausgeworfen [Fri07].

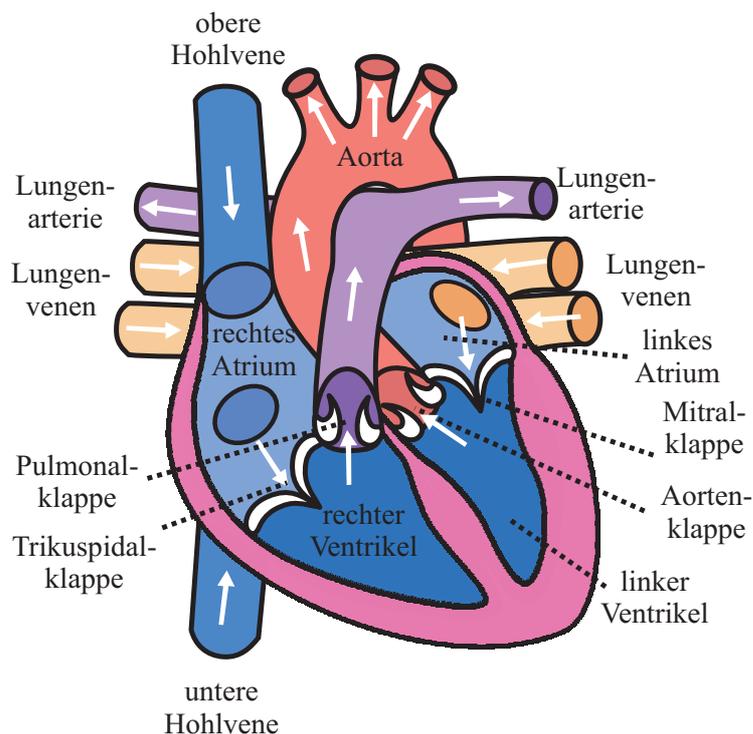


Abbildung 2.2.: Funktionelle Anatomie des Herzens [Wik09]

2.1.1. Aktionsphasen des Herzens

Die Herzklappen bestimmen die Strömungsrichtung im Herzen. Zwischen den Vorhöfen und den Kammern befinden sich Segelklappen oder Atrioventrikular-Klappen (AV-Klappen) und zwischen den Kammern und den Arterien Taschenklappen. Die AV-Klappe in der rechten Herzhälfte wird Trikuspidal-Klappe genannt und dient als Rückschlagventil bei der Kontraktion des rechten Ventrikels. Die Mitralklappe erfüllt diese Funktion im linken Herz. Damit das Blut nicht aus den Arterien in die Ventrikel zurückströmen kann, schließen die Pulmonalklappe und die Aortenklappe bei Entspannung der Ventrikel.

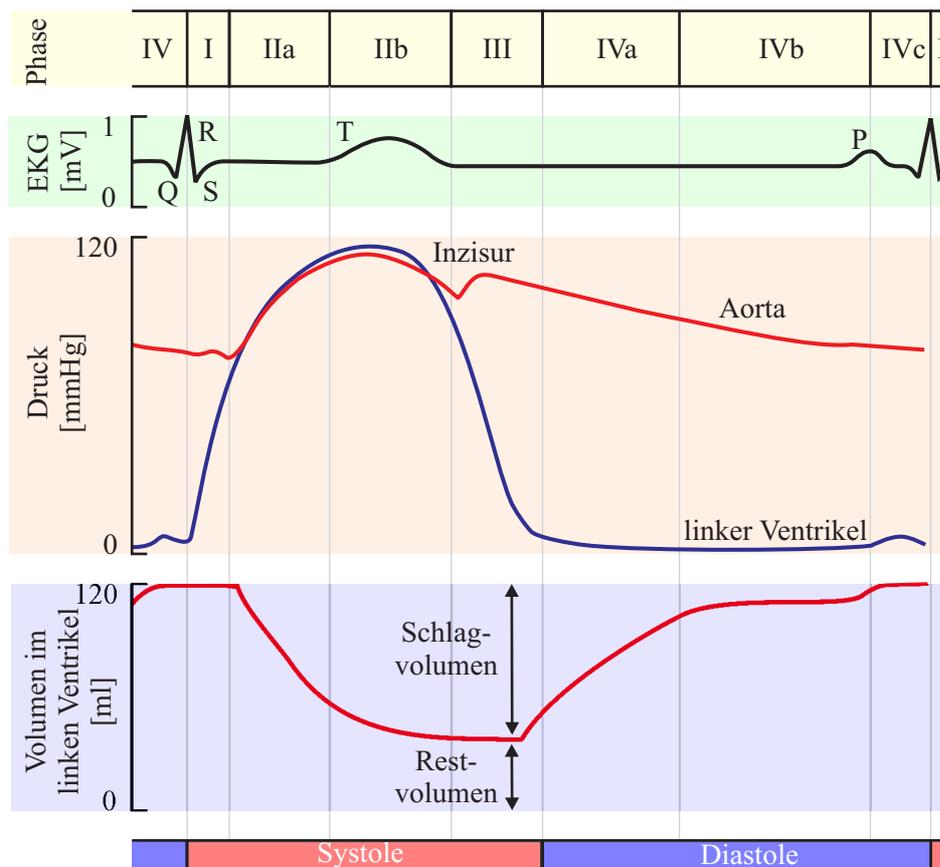


Abbildung 2.3.: Zeitlicher Verlauf des Drucks in der Aorta und dem linken Ventrikel, des Blutvolumens in der linken Kammer und eines EKGs eingeteilt nach Aktionsphasen [Sil07]

In Ruhe beträgt die Herzfrequenz eines Erwachsenen ca. 60-80 Schläge pro Minute. Während sich das Herz rhythmisch etwa jede Sekunde kontrahiert, werden vier Aktionsphasen durchlaufen: Anspannungsphase (I) und Auswurfphase (II) der Systole, Entspannungsphase (III) und Füllungsphase (IV) der Diastole [Sil07]. Der zeitliche Verlauf dieser Phasen ist zusammen mit dem EKG, den Drücken in Aorta und linkem Ventrikel sowie dem Volumen im linken Ventrikel in Abbildung 2.3 dargestellt.

Angeregt durch die Entladung des Sinusknotens werden zum Ende der Diastole die Vorhöfe kontrahiert (Beginn der P-Welle, IVc), wodurch die Füllung der Kammern abgeschlossen wird. In

den Ventrikeln befinden sich nun etwa 120 ml Blut. Anschließend werden die Kammern erregt (QRS-Komplex). Zu Beginn der Anspannungsphase (I) steigt der intraventrikuläre Druck und die AV-Klappen verschließen sich. In dieser Phase sind auch die Arterienklappen geschlossen, wodurch ein steiler Druckanstieg im Ventrikel auftritt. Nach dieser etwa 50 ms dauernden Phase übersteigt der Druck in den Ventrikeln den diastolischen Druck in der Aorta bzw. den Pulmonalarterien und die Austreibungsphase (II) beginnt (in Ruhe etwa 210 ms). Während der linke Ventrikel das gesamte Schlagvolumen austreibt, steigt der Druck im Ventrikel zunächst noch auf den systolischen Druck an, um dann unter den Aorten- bzw. Pulmonalarteriendruck abzufallen, wodurch die Taschenklappen zuschlagen. Insgesamt werden dabei etwa 80 ml Blut ausgeworfen, der Rest von ca. 40 ml verbleibt im Ventrikel.

Durch die Kontraktion der Ventrikel verschieben sich unter anderem die AV-Klappenebenen. Der so erzeugte Unterdruck sorgt für die Füllung der Vorhöfe bis zur sich anschließenden Diastole. Wie auch in der Systole sind in der Entspannungsphase (III) für etwa 60 ms alle Klappen geschlossen und der Druck in den Ventrikeln sinkt auf nahezu null ab. Beim Unterschreiten des Vorhofdrucks öffnen sich die AV-Klappen und die Füllungsphase (IV) beginnt. Bereits nach einem Viertel der Diastolendauer ist die Füllung zu 80 % abgeschlossen. Dann verlangsamt sich der Füllvorgang, der mit der Kontraktion der Vorhöfe (IVc) abgeschlossen wird.

2.1.2. Erregungsphysiologie

Um den Transport des Blutes durch den Kreislauf sicher zu stellen, muss ein rhythmischer Wechsel von Systole und Diastole vorhanden sein. Die räumliche und zeitliche Koordination der Herzmuskelzellenstimulation erfolgt mit Hilfe von elektrischen Signalen, die normalerweise vom Sinusknoten ausgehen.

Sogar wenn das Herz vom Organismus isoliert wird, schlägt es weiter. Diese Autorhythmie oder Autonomie des Herzens macht es unabhängiger von äußeren Einflüssen. Grundlegend ist das Herz aus zwei verschiedenen Arten von Muskelzellen und -fasern aufgebaut. Die mechanische Arbeit wird vom sogenannten Arbeitsmyokard geleistet, das Impulse genau wie die Skelettmuskulatur mit einer Kontraktion beantwortet. Die anderen Muskelzellen hingegen bilden selbstständig Erregungsimpulse und leiten diese weiter.

Die Zellen des Arbeitsmyokards sind durch so genannte Gap-Junctions miteinander verbunden, wodurch ein Reiz an beliebiger Stelle in den Ventrikeln oder Vorhöfen immer eine vollständige Kontraktion zur Folge hat (Alles-oder-Nichts-Kontraktion).

Normalerweise fungiert der Sinusknoten als selbst schlagender Oszillator in der Nähe der Einmündung der oberen Hohlvene in den rechten Vorhof als Schrittmacher. Die Erregungsausbreitung verläuft von dort aus über die beiden Vorhöfe zum Artioventrikularknoten (AV-Knoten) und gelangt dann über das His-Bündel mit seinen beiden Tawara-Schenkeln zu den Purkinje-Fasern, die schließlich die Erregung auf das Kammermyokard übertragen (Abbildung 2.4).

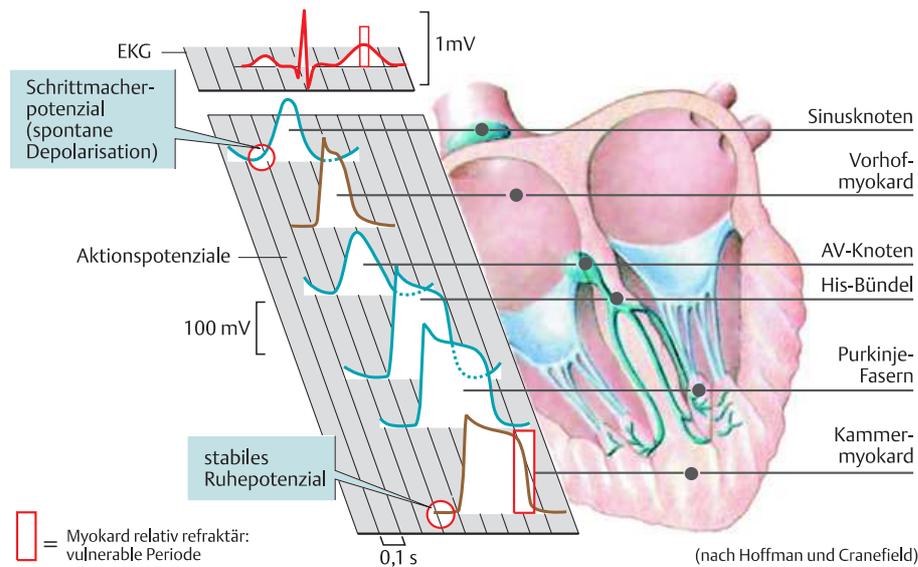


Abbildung 2.4.: Schematische Darstellung des Erregungsbildungs- und leitungs-systems des Herzens [Sil07]

Alle Teile des Erregungsleitungs-systems besitzen die Fähigkeit zur spontanen Depolarisation. Bei Ausfall oder Unterbrechung im Leitungssystem kommt es daher zwar zu Rhythmusstörungen, aber das Herz schlägt dennoch weiter. Die Erregungsbildung erfolgt dann in den nachgeordneten Automatiezentren, allerdings mit geringerer Eigenfrequenz.

Die räumliche und zeitliche Koordination der Erregung wird dadurch möglich, dass sich die Leitungsgeschwindigkeiten in den verschiedenen Abschnitten unterscheiden. Die Aktionspotentiale der Zellen des Erregungsleitungs-systems unterscheiden sich stark von denen der Skelettmuskulatur. Sie besitzen eine etwa hundertfach längere Plateau-Phase (ca. 200 – 300 ms) und sind durch eine längere absolute Refraktärzeit gegen eine schnelle Wiedererregung und das Kreisen der Erregung im Myokard geschützt.

Bei einem gesunden Herzen werden alle dem Sinusknoten folgenden Abschnitte während ihrer relativen Refraktärzeit erregt. Außerdem fungieren diese nachfolgenden Abschnitte auch als sekundäre Oszillatoren und produzieren selbst Aktionspotentiale, falls beispielsweise die Reizleitung unterbrochen ist. Durch die Ausbreitung und Rückbildung der Herzerregung entstehen Stromschleifen, die sich in ihrer Summe als Potentialdifferenz auf der Körperoberfläche messen lassen (Elektrokardiogramm (EKG)) [KPS05].

2.2. Gefäßsystem

Funktionell gliedert sich der Kreislauf in ein Hochdruck- und ein Niederdrucksystem. Zum Hochdrucksystem gehören die Aorta, das Verteilersystem aus großen und kleinen Arterien sowie das Widerstandssystem mit präkapillären Arteriolen und Kapillaren. Das Niederdrucksystem besteht aus postkapillären Venolen, Venen, dem rechten Herz sowie den Pulmonalarterien und dem linken

Ventrikel während der Diastole. Die Einteilung von Blutgefäßen in Arterien und Venen richtet sich nach der Strömungsrichtung des Blutes: Venen führen das Blut zum Herzen hin, Arterien führen es weg [SL07].

Mit einem Blutvolumen von etwa $70 - 80 \text{ ml/kg}$ Körpergewicht beträgt die Blutmenge eines 70 kg schweren Menschen etwa 5,6 l. Aufgrund der hohen Kapazität und des geringen Blutdrucks sind 80 % des Gesamtvolumens im Niederdrucksystem verteilt.

Die Gefäßwände der Aorta und der Arterien bestehen aus elastischen Fasern, wodurch sie eine Windkesselfunktion erfüllen. Während der Auswurfphase wird die Gefäßwand durch den hohen systolischen Druck gedehnt. Nach Schluss der Aortenklappe entspannt sich die Wand wieder und hält somit den Blutstrom auch während der Diastole aufrecht. Aorta und Arterien wandeln auf diese Weise die stoßweise Blutströmung in eine kontinuierliche Strömung um.

Das Herz eines gesunden Menschen pumpt bei körperlicher Ruhe ein Herzzeitvolumen (HZV) von $70 \text{ min}^{-1} \cdot 0,081$ also etwa $5,6 \text{ l/min}$ durch die Gefäße. Bei einer Transportleistung von $0,21 \text{ O}_2$ pro l Blut wird so etwa 11 O_2 pro Minute transportiert. Durch Steigerung von Herzfrequenz oder Schlagvolumen kann diese Leistung spontan auf ein Vielfaches erhöht werden.

Das HZV verteilt sich auf die im großen Kreislauf parallel geschalteten Organe einerseits nach ihrer Lebenswichtigkeit, andererseits nach dem momentanen Bedarf. Durch den Lungenkreislauf fließt allerdings immer das gesamte HZV, da dieser Kreislauf zum großen Kreislauf in Serie geschaltet ist. Bei starker körperlicher Belastung werden bis zu drei Viertel des HZV in die Skelettmuskulatur geleitet.

Von besonderer Bedeutung ist die ausreichende Durchblutung des Gehirns (in Ruhe ca. 14 % des HZV, Abbildung 2.1), da Nervenzellen empfindlich auf O_2 -Mangel reagieren. Genauso muss die Durchblutung des Herzmuskels sichergestellt werden, da sonst ein Versagen des kompletten Herz-Kreislauf-Systems die Folge wäre.

Das sauerstoffangereicherte Blut aus dem linken Ventrikel wird über das Arteriensystem von der Aorta aus in viele parallel geschaltete regionale Gefäßgebiete weiterverteilt. Dabei verzweigen sich die Arterien immer weiter, wodurch ihre Gesamtanzahl ständig zunimmt, während der Durchmesser der einzelnen Gefäße sich verringert. So reduziert sich der Durchmesser von der Aorta aus mit 2,6 cm über die großen Arterien (0,8 cm), die Arterienäste (0,3 – 0,06 cm) bis hin zu den Arteriolen mit $20 \mu\text{m}$. Gleichzeitig erhöht sich die gemeinsame Querschnittsfläche von $5,3 \text{ cm}^2$ auf 500 cm^2 , um dann in den nachgeschalteten Kapillaren bis auf 3500 cm^2 anzusteigen [Sil07].

2.2.1. Aufbau und Eigenschaften der Blutgefäße

Die Arterien und Venen bestehen aus drei Schichten. Die innerste Schicht (Tunica Intima) besitzt eine Lage von Endothelzellen, die für die glatte Auskleidung der Gefäßwand sorgt und Thrombose vermeidet. Das Endothel ist von kollagenen Fasern und einer gefensterten, elastischen Membran umgeben. Die mittlere Schicht (Tunica Media) umfasst glatte Muskelfasern, die zirkular und spiralförmig angeordnet sind. Außen befinden sich in der Tunika Adventitia längs verlaufende elastische und kollagene Fasern mit eingebetteten, glatten Muskelzellen.

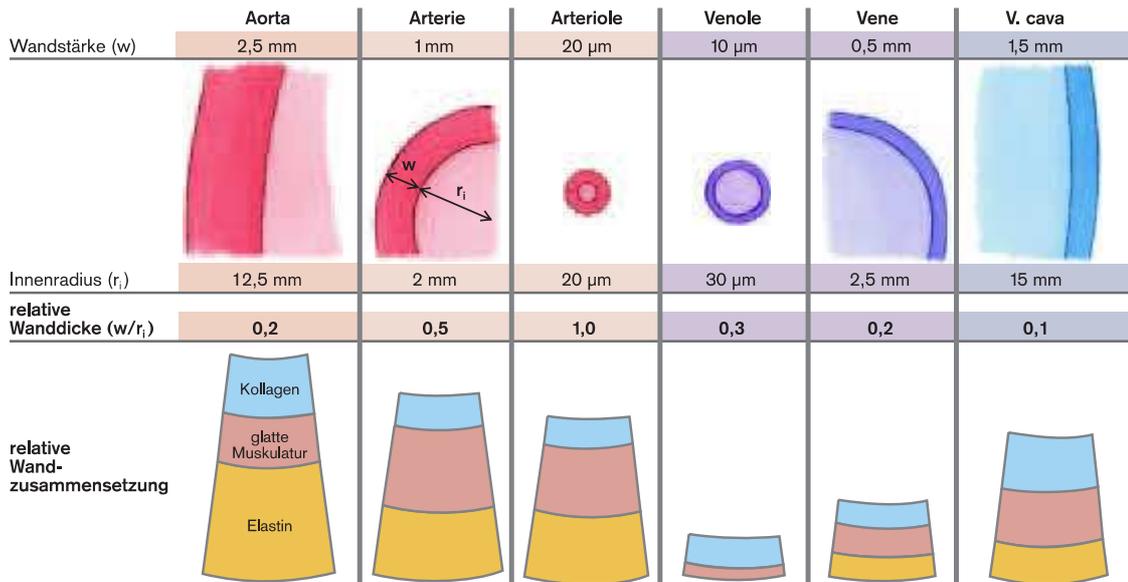


Abbildung 2.5.: Schematische Darstellung der Wandzusammensetzung verschiedener Blutgefäße [KPS05].

Die glatte Muskulatur reguliert durch ihre aktive Spannungsentwicklung (Tonus) die Gefäßweite. Je nach momentanem Bedarf lässt sich die Durchblutung einstellen. Dabei werden die verschiedenen Gefäßtypen nach ihrem Gehalt an glatter Muskulatur und elastischen Fasern unterschieden: Herznahe Arterien sind dehnbar und daher von elastischem Typ, während Arterien und Arteriolen einen starken autoregulierten Tonus aufzeigen (muskulärer Typ). Wie in Abbildung 2.5 dargestellt, sind die relativen Wanddicken von Venen deutlich geringer als von Arterien. Besonders der Anteil an glatter Muskulatur nimmt von der elastischen Aorta und den großen Arterien zu den Arteriolen zu.

Der Körper ist dadurch in der Lage, den transmuralen Druck P_{tm} nahezu konstant zu halten. Eine kurzzeitige Erhöhung beantworten die Gefäße mit einer Vasokonstriktion, die die Wandspannung und damit den transmuralen Druck sogar unter den ursprünglichen Wert sinken lässt. Genauso sorgt eine Druckreduktion für eine Vasodilatation [KPS05].

2.2.2. Pulswelle

Die stoßweise Pumpaktion des Herzens ruft eine Pulswelle hervor, die sich entlang der arteriellen Strombahn mit Pulswellengeschwindigkeit (PWG) ausbreitet. Sie lässt sich aus dem Quotienten von zurückgelegtem Weg d und verstrichener Zeit τ bestimmen und ist von den Eigenschaften der Gefäße abhängig.

$$PWG = \frac{d}{\tau} = \sqrt{\frac{\kappa}{\rho}} \quad (2.1)$$

Dabei ist ρ die Blutdichte und κ der Volumenelastizitätsmodul, der von der differentiellen Nachgiebigkeit des Gefäßes C (Compliance) abhängt [Elt01].

$$\kappa = \frac{dp}{dV} \cdot V = \frac{V}{C}; \quad C = \frac{dV}{dp} \quad (2.2)$$

Die PWG ist wesentlich höher als die Strömungsgeschwindigkeit \hat{V} und umso größer, je weniger nachgiebig die Gefäßwand ist.

Tabelle 2.1.: Radius r , Pulswellengeschwindigkeit PWG , Spitzenströmungsgeschwindigkeit \hat{V} und mittlere Strömungsgeschwindigkeit \bar{V} in verschiedenen Abschnitten des Arteriensystems [Elt01].

Arterienname	r [mm]	PWG [cm/s]	\hat{V} [cm/s]	\bar{V} [cm/s]
Aorta ascendes	14,5	460	100	18
Arteria brachialis	2,8	610	30	10
Arteria radialis	2	800	15	5

Bedingt durch die Aufzweigungen der Arterien und der einhergehenden Änderung der Gefäßquerschnitte, Wanddicken und Elastizitäten ändert sich der Wellenwiderstand, so dass an vielen Orten Wellenreflexionen entstehen. Hierbei kommt es zur Überlagerung der peripherwärts laufenden und herzwärts laufenden reflektierten Pulswellen. Dabei addieren sich die Wellendrucke und es kommt in den peripheren Pulsen zu einer Zunahme der Druckpulsamplitude.

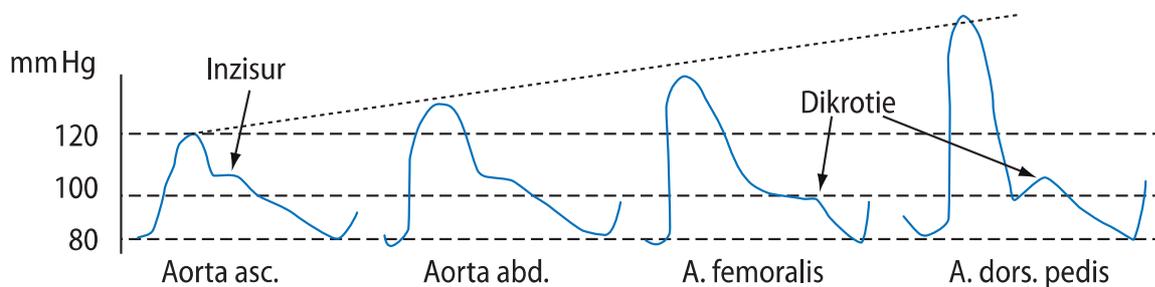


Abbildung 2.6.: Zeitlicher Verlauf der Pulswelle für herznahe und herzferne Arterien. Einfluss des Klappenschlusses (Inzisur) und der Überlagerung von reflektierten Wellen in der Peripherie (Dikortie) [Fri07].

Die Inzisierung, die in den Druckpulscurven in herznahen Arterien durch das Schließen der Aortenklappe das Ende der Systole markiert, ist in Arm- und Beinarterien aufgrund der starken Dämpfung der höherfrequenten Wellenanteile nicht mehr erkennbar (Abbildung 2.6).

Typisches Merkmal für die Druckpulse der herzfernen Arterien ist die so genannte Dikrotie (Doppelgipfeligkeit). Sie sollte nicht mit der Inzisierung verwechselt werden. Am Finger entsteht diese Wellenform durch die Überlagerung der Pulswelle der Herz-Pumpaktion und stark positiv superponierten Pulsreflexionen an präkapillaren Widerstandsgefäßen, die sich für die Wellenausbreitung ähnlich wie ein geschlossenes Schlauchende verhalten.

2.3. Schlussfolgerungen für Personal-Healthcare-Systeme

Die kontinuierliche Überwachung des Herz-Kreislauf-Systems stellt aufgrund des komplexen Aufbaus und der verwobenen Wirkmechanismen des menschlichen Körpers eine große technische und medizinische Herausforderung dar. Einerseits stellt sich die Frage, ob die Funktion der elektrische Anregung des Herzens als Motor des Herz-Kreislauf-Systems nachhaltig funktioniert und andererseits, ob sie eine Pumpaktion bewirkt, die die Organe ausreichend mit Sauerstoff versorgt.

Für ein Personal-Healthcare-System ist es daher entscheidend, diese Parameter auf messtechnischem Weg zu ermitteln und auszuwerten. Im Rahmen dieser Arbeit werden daher die elektrische Aktivität, die Aufschluss über die Aktionsphasen des Herzens, die Herzrate sowie Herzratenvariabilität gibt, nichtinvasiv durch das Elektrokardiogramm bestimmt. Das Photoplethysmogramm (PPG) wird genutzt, um die Auswirkung der Kammerkontraktion sowie einige Eigenschaften des Gefäßsystems mittels optischer Methoden zu bestimmen. Zusätzlich liefert die Pulsoximetrie aus PPG-Signalen eine recht genaue Information über die Sauerstoffsättigung am Ort der Messung und ermöglicht somit eine Erfolgskontrolle der Herz-Kreislauf-Aktivität.

Der Mehrwert des Langzeitmonitorings liegt vor allem darin, längerfristige Trends medizinischer Vitalparameter bestimmen zu können und auch nur sporadisch auftretende Unregelmäßigkeiten zu erfassen. Auf der technischen Seite sind dazu Systeme und Signalverarbeitung erforderlich, die eine hohe Signalqualität über einen möglichst großen Zeitraum sicherstellen. Wird die Biosignal- und Vitalparametererfassung zusätzlich durch eine automatische Erkennung des Kontextes und der physischen Aktivität ergänzt, erlaubt diese Zusatzinformation eine der Situation angepasste Auswertung.

3. Konzept für ein Personal-Healthcare-System

Unter „Personal-Healthcare“ versteht man die medizinische Vor- und Nachsorge für jedermann, die es unter anderem möglich macht, eine Genesung ins häuslichen Umfeld zu integrieren. Kontinuierliches Monitoring chronisch Kranker erlaubt die Analyse von Trends und liefert somit Zusatzinformationen für Therapieentscheidungen und die Erfolgsüberprüfung von Medikationen, ohne den Patienten stationär beobachten zu müssen. Besonders bei Herz-Kreislauf-Erkrankungen, die zu den häufigsten Erkrankungen mit Todesfolge in den industrialisierten Ländern gehören, kann Personal-Healthcare einerseits die Sicherheit und den Komfort der Patienten erhöhen und andererseits zusätzlich deutlich Therapiekosten reduzieren [FHH⁺05], [BTM⁺04b], [BTM⁺04a]. Die verbesserte Diagnostik ist das Ergebnis einer lückenlosen Betrachtung der Symptome während des Krankheits- und Genesungsverlaufs. Es wird erwartet, dass die auf diese Weise gewonnenen Informationen die Prophylaxe und Therapie revolutionieren werden [Yan06].

Durch kontinuierliches Monitoring in jeder Lebenslage können die Nachteile konventioneller medizinischer Diagnostik, die auf der Auswertung von Momentaufnahmen einzelner Vitalparameter beruht, kompensiert werden, da besonders kritische Zustände des Herz-Kreislauf-Systems während der Behandlung durch den Arzt oft nicht erfasst werden können. Die große technische Herausforderung bei der Etablierung kontinuierlichen Monitorings über 24 Stunden am Tag und 7 Tage die Woche (24/7) liegt in der Entwicklung von Systemen, die in den Alltag integriert werden und zuverlässige Informationen liefern können. Begünstigend für die Etablierung von Personal-Healthcare-Systemen sind der Fortschritt bei der Integration von Halbleiterbauelementen und die damit einhergehende Miniaturisierung von elektronischen Systemen sowie die Optimierung des Energiebedarfs.

In diesem Kapitel wird die Entwicklung eines Personal-Healthcare-Systems (PHS) auf Basis eines drahtlosen Sensornetzwerkes für die Anwendung eines ubiquitären Monitorings untersucht und bewertet. Dazu werden die Anforderungen und die Zielsetzung diskutiert und schließlich ein Konzept sowie dessen Umsetzung in Form der einzelnen Sensormodule vorgestellt und anwendungsbezogen hinterfragt.

3.1. Body-Sensor-Network

Entscheidend für die Etablierung von kontinuierlichem Monitoring im Alltag sind neben dem Komfort und der Benutzbarkeit für den Patienten vor allem die Zuverlässigkeit und die Integrität der Daten. Dabei besitzen konventionelle stationäre Monitoring-Systeme aus der Intensivmedizin den entscheidenden Nachteil, dass sie oft voluminös sind. Darüber hinaus sind die Sensoren und Elektroden mittels Kabelverbindungen angeschlossen, die die Bewegungsfreiheit zusätzlich deutlich einschränken.

Im Verlauf der letzten Dekade wurde die Idee von Wireless-Sensor-Networks (WSN) zunehmend zur Realität. In vielen technischen Bereichen hat sich die unter dem Schlagwort „Smart Dust“ (Intelligenter Staub) bekannte Technologie bereits durchgesetzt [Yan06], [BJ05] [Sto05]. Auch beim Langzeitmonitoring sorgt eine drahtlose Kommunikation für die notwendige Freiheit, bringt jedoch einige besondere Anforderungen mit sich. Im Folgenden werden Lösungen aus der Literatur mit den jeweils gewählten Schwerpunkten vorgestellt, um anschließend die eigene Arbeit davon abzugrenzen.

3.1.1. Anforderungen und Zielsetzung

Um ein durchdringendes ubiquitäres Monitoring zu ermöglichen, wurden von verschiedenen Forschungsgruppen bereits Systeme entwickelt. Dabei wurden unterschiedliche Schwerpunkte bei der Zielsetzung gewählt. Das EU-Projekt „Wealthy“ umfasst ein System zur Online-Überwachung von vitalen Körperdaten mit dem Fokus auf der Einbettung in Textilien; zusätzlich liefert es Informationen über die Körperposition und Gelenkwinkel [Par03]. Das weiterführende EU-Projekt „MyHeart“ befasst sich mit der Prävention und Rehabilitation von Herz-Kreislauf-Erkrankungen mittels intelligenter medizintechnischer Kleidung, die zusätzlich auch eine Datenverarbeitung auf eingebetteten Sensoren ermöglicht [PDR06].

„Code Blue“ ist ein Projekt der Harvard Universität, das ebenfalls medizinische Daten in einem Netzwerk zusammenfasst. Signale eines Pulsoximeters, EKGs und eines Beschleunigungssensors werden basierend auf der Mica2-, MicaZ- und Telos-Plattform erhoben und mittels eines Multihop Netzwerkes übertragen [SCL⁺05]. Kunze untersucht im Projekt „Ubiquitous Healthcare“ Anwendungsmöglichkeiten für Konzepte des Ubiquitous-Computing im Telemonitoring [Kun05]. Dabei werden Anwendungen und Technologien betrachtet, die eine mittelfristige Umsetzung in wirtschaftlich tragfähige Anwendungen ermöglichen können.

Darüber hinaus bestehen viele weitere Forschungsaktivitäten in Richtung drahtlosen Monitorings, wobei der Schwerpunkt oft auf der grundsätzlichen Machbarkeit einer Funkübertragung liegt [MCLG05] [IS07] oder auch direkt eine Auswertung der Biosignale bis hin zur Diagnostik ermöglicht werden soll [HH05] [DXZL05] [WWM03] [ASR⁺03]. Ein weiteres Optimierungsziel stellt die Mikrointegration dar. Linz et al. kombinieren textile Technologien mit Mikrointegration [LKA06], um die Verschmelzung von Elektronik und Kleidung zu erreichen. Das „BAUMA“

Projekt umfasst die Entwicklung einer energieeffiziente System-on-chip-Plattform für die drahtlose Messung von Vitalparametern [FEED06].

In der vorliegenden Arbeit steht die Datenqualität im Vordergrund. Qualität bedeutet hier, dass Biosignale, die die Eigenschaften des Herz-Kreislauf-Systems repräsentieren, möglichst vollständig und fehlerfrei zu erheben und auszuwerten sind. Dabei ergeben sich eine Reihe von Fehlerquellen, deren Einfluss auf das Biosignal in Form von Artefakten durch robuste Methoden unterdrückt werden müssen. Die Anforderungen und Ziele an das Personal-Healthcare-System wurden daher derart gewählt, dass das entwickelte Body-Sensor-Network und die Sensorsysteme Eigenschaften besitzen, die es erlauben, Daten in realen Anwendungen zu erheben. Nur so ist es möglich, die Wirksamkeit von Signalverarbeitungsalgorithmen zur Rekonstruktion und Auswertung für kontinuierliches Monitoring zu erproben und zu optimieren. Nach einer Auswahl von möglichen Biosignalen und Vitalparametern werden Ergonomieaspekte betrachtet und eine passende Netztopologie mit entscheidenden Eigenschaften vorgeschlagen. Anschließend wird die Erhebung von Bewegungs- und Umgebungsinformationen motiviert.

Biosignal- und Vitalparametererfassung

Der größte Gewinn von Personal-Healthcare-Systemen liegt in der Kontinuität der Biosignalerfassung, die tatsächlich 24 Stunden am Tag und 7 Tage die Woche (24/7-Monitoring) umfassen soll, da nur so langfristige Trends und kurzzeitige Vorkommnisse erfasst werden können. Die Breitentauglichkeit und Akzeptanz hängen zudem entscheidend von der Benutzbarkeit ab. Daher sind vor allem nichtinvasive Messmethoden attraktiv, deren Sensoren zudem auch von nicht medizinisch geschultem Personal appliziert werden können. Hier bieten sich das Elektrokardiogramm (EKG) [CBP⁺07] [FJWW04], das die elektrische Anregung des Herzens widerspiegelt, und das Photoplethysmogramm (PPG) zur Messung der Pulswelle an einem peripheren Körperteil verbunden mit der Bestimmung der Sauerstoffsättigung (SpO_2) [CM06] an. Durch die Platzierung intelligenter Sensoren an für die Messung passenden Stellen des Körpers können Sensorkabel weitestgehend vermieden werden.

Ergonomie

Damit die Patienten im häuslichen Umfeld verbleiben können, darf das Monitoring-System das tägliche Leben nur wenig einschränken. Daher sind eine Batterieversorgung sowie die Datenübertragung per Funk unerlässlich. Um die Akzeptanz zu erhöhen, sollte der Energiebedarf so gering wie möglich ausfallen und eine möglichst hohe Standzeit erreicht werden. Ein kompaktes Design ist anzustreben, das zudem nur eine geringe Masse besitzt.

Netztopologie

Ein speziell zugeschnittenes WSN in **Sterntopologie** ist für die Anwendung im Rahmen dieser Arbeit als Personal-Healthcare-System eine optimale Wahl. Es erlaubt die drahtlose Datenübertragung von Sensorsystemen für unterschiedliche Biosignale von verschiedenen Orten des Körpers zu einer Basisstation, die wiederum die erhobenen Daten mittels eines übergeordneten Netzes beispielsweise einem Arzt oder einem telemedizinischen Zentrum zur Verfügung stellen kann (Abbildung 3.1).

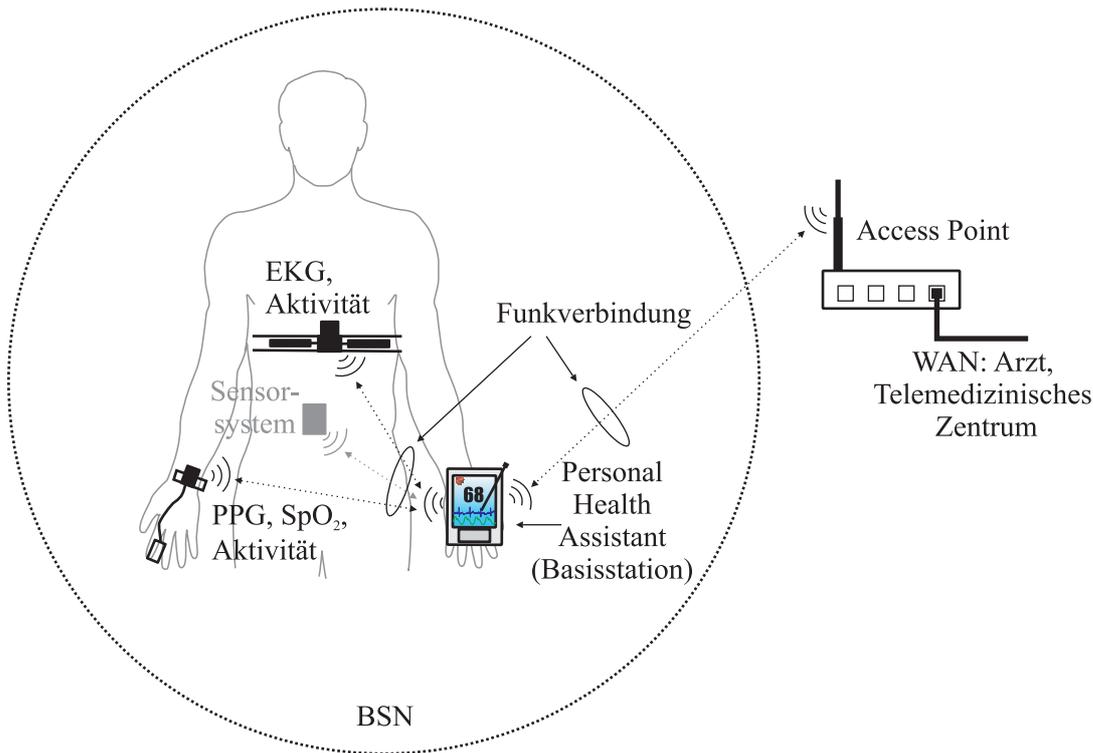


Abbildung 3.1.: Telemonitoring-System bestehend aus einem Body-Sensor-Network eingebunden in ein Weitverkehrsnetz (WAN).

Die Basisstation in Form eines Personal-Digital-Assistent (PDA) übernimmt die Funktion der Anzeige für den Patienten, koordiniert das Netzwerk und dient gleichzeitig zur Fusion der Daten aus den einzelnen Sensorsystemen. Damit wird dieses zentrale Gerät zum persönlichen Gesundheitsassistenten (engl.: Personal-Health-Assistant (PHA)). Durch die gezielte Zweiteilung des Funknetzwerkes reicht für das WSN eine Netzwerktechnologie mit geringer Reichweite (LR, engl.: Low Range) von etwa 1-2 m, wodurch auch der Energiebedarf deutlich reduziert werden kann.

Ein derartiges Sensor-Netzwerk wird auch als „Body-Sensor-Network“ (BSN) bezeichnet. Gegenüber allgemeinen WSNs ist hier die Anzahl der Sensorsysteme im Netzwerk geringer. Dennoch ist die **Skalierbarkeit** sowohl im Hinblick auf die **Sensorsystemanzahl** als auch die **Bandbreite** nötig, um eine Anpassung an die individuellen Bedürfnisse des Patienten zu ermöglichen. Zusätzlich sollte es möglich sein, die Kommunikation zu verschlüsseln, um die Privatsphäre des

Patienten zu wahren. Eindeutige Adressierungsmethoden sind außerdem unerlässlich, um eine Vertauschung von Sensoren zu unterbinden. Um Zusammenhänge der verschiedenen Datenströme auswerten zu können, muss zusätzlich für eine **Synchronisation** der Abtastzeitpunkte bei der Digitalisierung der Biosignale gesorgt werden.

Kontext-Sensitivität

Das ubiquitäre Monitoring erfordert zusätzlich zu der Möglichkeit, Biosignale messen zu können, die Erfassung der Situation oder des Kontextes. Dieses ist entscheidend, wenn abgeleitete Vitalparameter einerseits auf ihre Plausibilität hin überprüft werden sollen oder andererseits eine regelbasierte Auswertung zur Unterstützung der Diagnose erfolgen soll. So ist ein steigender Puls beim Treppensteigen grundsätzlich anders zu bewerten, als wenn sich der Patient in Ruhe befindet. Das PHS sollte daher auch in der Lage sein, Kontext-Informationen zu ermitteln.

3.1.2. Drahtlose Kommunikation

Für die Kommunikation in WSNs und BSNs sind Funktechnologien in ISM-Bändern (engl.: industrial scientific medical band) üblich. Die unteren ISM-Bänder bei 433 MHz und 868 MHz sind für Fernsteuerungen und Ähnliches etabliert. Hier existieren jedoch keine Funkstandards; es kommen meist proprietäre Lösungen zum Einsatz. Außerdem ist lediglich das 2,4 GHz ISM-Band weltweit freigegeben und verfügt über eine derart hohe Bandbreite, dass mehrere Unterbänder gewählt werden können.

Im 2,4 GHz ISM-Band existieren etablierte Standards für drahtlose Kommunikation wie WLAN (IEEE 802.11) oder Bluetooth (IEEE 802.15.1). Diese Technologien sind für hohe Datenraten und mittlere Reichweiten ausgelegt, benötigen aber auch relativ viel Energie und die komplexen Protokollstapel führen zu einer hohen Rechenlast. Daher ist vor der Auswahl der Funktechnologie eine Abschätzung der benötigten Bandbreite sinnvoll.

Abschätzung der Bandbreite

Aus den Eigenschaften der zu messenden Biosignale ergeben sich die minimalen Anforderungen an die Abstraten für die Sensorsysteme. Für das EKG sowie das PPG sind für die analogen Signale Bandbreiten von unter 50 Hz beim Langzeitmonitoring üblich. Während die Biosignale als kontinuierlicher Datenstrom übertragen werden müssen, werden die aus den Biosignalen ermittelten Vitalparameter (VP) wie die Herzrate, Sauerstoffsättigung oder die Zeitpunkte markanter Signalabschnitte nur sporadisch über das Netzwerk übertragen. Tabelle 3.1 fasst die benötigten Bandbreiten zusammen. Der gesamte Bandbreitenbedarf lässt sich für die dargestellten Sensorsysteme auf 40,5 kbit/s bemessen.

Tabelle 3.1.: Abschätzung der erforderlichen Bandbreite aus den Datenraten verschiedener Biosignale und Vitalparameter der Sensorsysteme im BSN.

Biosignal	Übertragungsmodus	Abtastrate	Datenrate
EKG (Elektrokardiogramm)	Rohdatenstrom	200 Hz	3,125 kbit/s
3D-Beschleunigung	Rohdatenstrom	3 · 100 Hz	9,375 kbit/s
VP Herzrate	Ereignis	1 Hz	0,25 kbit/s
VP QRS-Zeitpunkt	Ereignis	5 Hz	1,25 kbit/s
PPG (Photoplethysmogramm)	Rohdatenstrom	2 · 200 Hz	6,25 kbit/s
3D-Beschleunigung	Rohdatenstrom	3 · 200 Hz	18,75 kbit/s
VP Sauerstoffsättigung	Ereignis	1 Hz	0,25 kbit/s
VP Systolenzeitpunkt	Ereignis	5 Hz	1,25 kbit/s
Summe:			40,5 kbit/s

Vergleich möglicher Übertragungstechnologien im 2,4 GHz ISM-Band

Tabelle 3.2 stellt Eigenschaften möglicher Übertragungstechnologien gegenüber. Sämtliche Technologien verfügen über eine ausreichende Bandbreite sowie Reichweite. Betrachtet man die Unterschiede im Energiebedarf und die Programmspeicherbelegung für die Implementierung des Protokollstapels sowie die Kosten und die Skalierbarkeit, sind die Technologien WLAN und Bluetooth für kontinuierliches Monitoring im BSN nicht optimal geeignet. Nur ZigBee und proprietäre Protokolle lassen sich für Sensorsysteme mit geringer Rechenleistung verwenden. Sie basieren beide auf dem PHY (engl.: physical layer) und MAC (engl.: medium access control) des IEEE 802.15.4-Standards [IEE03], wodurch passende Chips verfügbar sind. Außerdem sorgt der standardisierte Medienzugriff weitestgehend für eine Vermeidung von Kollisionen.

Tabelle 3.2.: Eigenschaften möglicher Übertragungstechnologien.

	WLAN (IEEE 802.11)	Bluetooth (IEEE 802.15.1)	ZigBee (IEEE 802.15.4)	Proprietär (IEEE 802.15.4)
Übertragungsrate	54 Mbit/s	3 Mbit/s	62,5 kbit/s	62,5 kbit/s
Reichweite	300 m	100 m	100 m	100 m
Sendeleistung	10 – 100 mW	1 – 100 mW	1 – 10 mW	1 – 10 mW
Energiebedarf	sehr hoch	hoch	gering	gering
Systemressourcen (Programmspeicher)	1 MB	250 kB	32 – 70 kB	8 kB
Kosten (Chip, Prozessor)	hoch	mittel-hoch	niedrig	niedrig
Verbreitung	hoch	hoch	niedrig	niedrig
Skalierbarkeit	gering	gering	hoch	hoch
Protokollstapel- Komplexität	sehr hoch	hoch	gering	sehr gering

ZigBee umfasst auf Protokollebene vor allem die Funktionen zur Generierung eines vermaschten Netzwerkes sowie das Routing von Datenpaketen von einem Endpunkt zum anderen. Wie bereits diskutiert, ist für ein BSN eine Sterntopologie sowohl aufgrund der Einfachheit als auch der eindeutigen Netzzugehörigkeit eine gute Wahl. Daher kann auf das komplexe Protokoll des ZigBee zu Gunsten einer proprietären Lösung verzichtet werden.

Proprietäres Protokoll basierend auf IEEE 802.15.4

Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte proprietäre Netzwerk-Protokoll verwendet 16 Kanäle im 2,4 GHz-Band [VO08]. Durch eine geschickte Auswahl des Kanals lassen sich dabei Interferenzen mit anderen Technologien vermeiden [SG05]. Wie nach IEEE 802.15.4 beschrieben besteht ein Netz aus einem oder mehreren Koordinatoren und einigen Knoten mit vollem (engl.: full-function device (FFD)) oder reduziertem Funktionsumfang (engl.: reduced-function device (RFD)).

Das zeitliche Verhalten für die Kommunikation wird vom Koordinator festgelegt. Dieser ist zusätzlich für die Assoziation und Dissoziation zum entsprechenden Netz zuständig. Da ein festes zeitliches Verhalten bei kontinuierlichem Monitoring notwendig ist, wurde der Betriebsmodus mit periodisch gesendeten Barken (engl.: beacons) gewählt (engl.: beacon-enabled). Diese speziellen Beacon-Pakete enthalten Informationen über das Netzwerk wie die eindeutige 64 Bit-Netzwerkadresse.

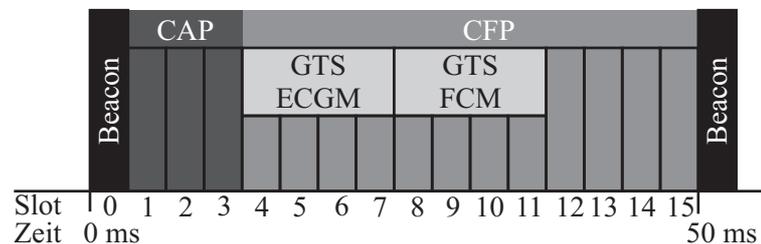


Abbildung 3.2.: Superframe-Struktur mit einrahmenden Beacon-Paketten, Unterteilung in Contention-Access-Period (CAP) und Contention-Free-Period (CFP) sowie Guaranteed-Time-Slots (GTS) für ein EKG- (ECGM) und ein Fingerclip-PPG-Sensorsystem (FCM).

Die Zeit zwischen Beacon-Paketten ist in 16 Zeitschlitz unterteilt, die auch als Superframe Struktur bezeichnet wird. Wie in Abbildung 3.2 dargestellt, belegt das Beacon-Paket den ersten Zeitschlitz, während die verbleibenden 15 in zwei Phasen unterteilt sind: In der ersten Phase, der Contention-Access-Period (CAP), können die Netzwerkteilnehmer frei versuchen, Datenpakete in beliebiger Richtung zu versenden. Zur Vermeidung von Kollisionen wird die Carrier-Sense-Multiple-Access - Collision-Avoidance (CSMA-CA) Technologie verwendet, die vor der Belegung des Mediums überprüft, ob es frei ist. Diese Phase wird für die Assoziation und die Zuweisung von Ressourcen im Netzwerk eingesetzt. Die zweite Phase, die Contention-Free-Period (CFP) umfasst Zeitschlitz mit eindeutigen Übertragungsrichtungen, die einzelnen Knoten zugewiesen sind. Diese nennen sich Guaranteed-Time-Slots (GTS) und ermöglichen die Übertragung der

Datenstrompakete für die kontinuierliche Übertragung der Biosignale von den Sensorsystemen zum Koordinator.

Jedes Beacon-Paket beinhaltet zusätzlich zur Netzwerkadresse und der Information über eine mögliche Assoziation zum Netz auch die Informationen über die Superframe-Struktur sowie eine Liste mit Knoten und zugehörigen GTS. Daher kann das unkontrollierte Belegen des Mediums durch Einhaltung der Regeln in den Beacon-Paketen unterbunden werden.

Ein zur Anmeldung am Netz bereites Sensorsystem kann sein Zeitverhalten allein durch den Empfang eines einzelnen Beacon-Paketes anpassen. Darauf folgt eine Anfrage zur Anmeldung am Netzwerk vom Sensorsystem zum Koordinator, die mit der Zuweisung einer netzinternen Adresse quittiert wird. Je nach Bandbreitenbedarf des Sensorsystems kann ein entsprechend großer GTS beim Koordinator angefordert werden, der dann bei freier Kapazität durch Aufnahme in die GTS-Liste im Beacon-Paket allen Netzwerkteilnehmern mitgeteilt wird. Durch diese dynamische Bandbreitenzuweisung ist das Netz besonders skalierbar und auf die Bedürfnisse des Patienten anpassbar.

Um eine Interoperabilität mit anderen Technologien zu gewährleisten, sind die Mechanismen des MAC und PHY nach IEEE 802.15.4 strikt implementiert. Allerdings ist das Protokoll für die höheren Schichten im ISO/OSI-Modell bewusst einfach gehalten. Neben Paketen für die Assoziation und Dissoziation, die GTS-Allokation und die Übertragung der Sensorsysteminformationen wurden lediglich zwei verschiedene Datenpakete definiert.

Das erste ist ein Datenstrom-Paket, das für das kontinuierliche Übertragen der abgetasteten Biosignale Verwendung findet. Hier wird zuerst der Zeitstempel für das erste übertragene Sample im Datenblock gefolgt von einer intern vergebenen Kanalnummer übertragen, danach folgen 32 16 bit-Samples. Das zweite Datenpaket ist für Ereignisdaten vorgesehen und verfügt ebenfalls über einen Zeitstempel. So kann auf Koordinatorseite sichergestellt werden, dass ein fragmentierter Datenstrom wieder korrekt zusammengesetzt wird.

Hardwareauswahl für die Funkkommunikation

Als Funkchip wurde eine Einzelchiplösung von Texas Instruments eingesetzt. Der CC2420 [Tex07] umfasst den PHY und die untere Hälfte des MAC für eine IEEE 802.15.4-konforme Kommunikation. Die restlichen Bestandteile des Protokollstapels sind in Software auf dem ultra-low-power 16 bit-Mikrocontroller MSP430F1611 implementiert [Tex06a] [Tex06b]. Durch die automatische Adressdecodierung und den integrierten FIFO-Speicher lässt sich die Prozesslast des Mikrocontrollers im Rahmen halten, wodurch Systemressourcen für Signalverarbeitungsroutinen verfügbar bleiben.

3.1.3. Synchronisationsmechanismus

Da die Sensorsysteme zur Erfassung der Biosignale lediglich per Funk miteinander verbunden sind, ist ein Synchronisationsmechanismus für eine aussagekräftige Fusion der erhobenen Daten von besonderer Bedeutung. Im entwickelten Beacon-enabled BSN sendet der Koordinator periodisch alle 50 ms ein Beacon-Paket, auf das sich die Sensorsysteme synchronisieren. Um ein globales Zeitverhalten für die Sensorsysteme zu erreichen, wurde - wie in Abbildung 3.3 dargestellt - in den optionalen Datenbereich (Beacon Payload) der Beacon-Pakete ein Zeitstempel integriert.

2	1	4 oder 10	2	variabel	variabel	variabel	2
Packet-Beschreibung	Beacon-Sequenz-Nummer	Quell-adresse	Superframe-Spezifikation	GTS-Feld	Pending-adresse	Beacon-Payload	Paket-Kontroll-Sequenz
MAC Header			MAC Payload				MAC Footer



Abbildung 3.3.: Erweiterung des Beacon-Paketes um einen Zeitstempel.

Eine gute Synchronisation wird durch die geschickte Ausnutzung der Timer/Capture-Peripherie im Mikrocontroller implementiert. Dabei wird ein Timer als Hauptsteuerung eingesetzt, der das Zeitverhalten der Superframe-Struktur für das Sensorsystem nachbildet. Jedes Paket wird mit einer Präambel eingeleitet, die die Standardkonformität und den Paketbeginn anzeigt. Direkt nach der Auswertung des folgenden start-of-frame delimiters (SFD) zeigt der Funkchip den Beginn des Paketempfangs an. Durch dieses Signal wird der Zustand des Timers der Hauptsteuerung latenzfrei gespeichert (Abbildung 3.4).

Da der Funkchip CC2420 nur korrekt adressierte Pakete zur Auswertung an den Mikrocontroller weiterleitet, werden auch die Beacon-Pakete empfangen, da sie als Broadcast-Pakete deklariert sind und immer von allen Sensorsystemen empfangen werden. Die Auswertung erfolgt in einer Interrupt Service Routine (ISR) des Mikrocontrollers. Im Falle eines Beacon-Paketes wird der Zeitstempel extrahiert und mit dem gemessenen SFD-Zeitpunkt verglichen. Bei eventuellen Abweichungen wird letztlich das Timerregister so lange korrigiert, bis das Sensorsystem und der Koordinator synchronisiert sind und damit auch die Abtastzeitpunkte der einzelnen Sensorsysteme zeitgleich sind.

Abbildung 3.5 zeigt die Wirksamkeit des Synchronisationsmechanismus. Das Zeitverhalten der Hauptsteuerung zweier an einem Koordinator angemeldeter Sensorsysteme wurde dazu über einen Zeitraum von etwa 30 min überwacht. Während das Signal 1 (gelb) den Anfang der

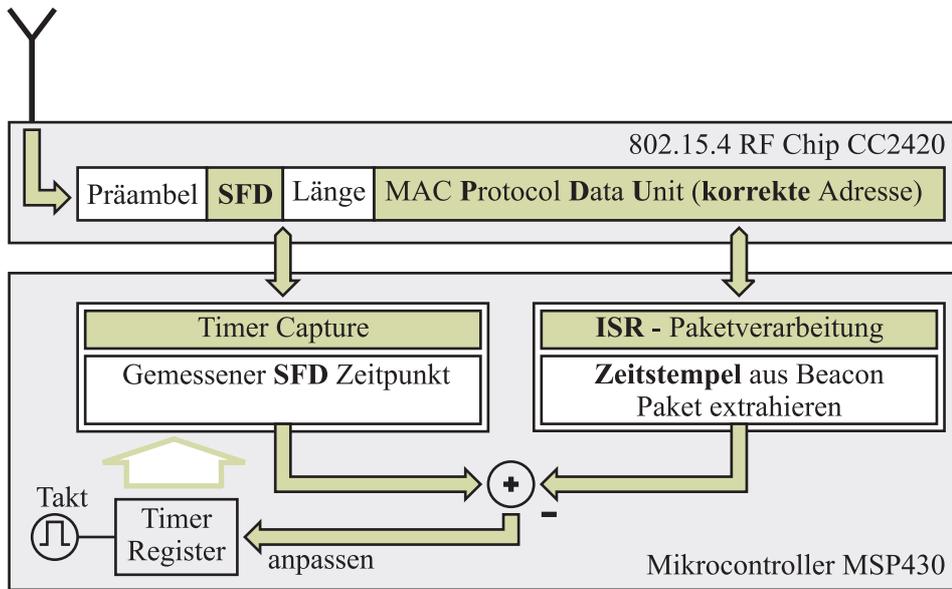


Abbildung 3.4.: Synchronisationsmechanismus basierend auf Beacon-Paketen. Die Auswertung des Zeitstempels eines Beacon-Paketes erfolgt anhand des Empfangszeitpunktes des start-of-frame delimiters (SFD) im Rahmen einer Interrupt-Service-Routine (ISR).

50 ms-Periode des ersten Sensorsystems als fallende Flanke zeigt, stellt das Signal 3 (magenta) den Periodenbeginn des zweiten Sensorsystems dar. Hier wird deutlich, dass ein maximaler Jitter zwischen den beiden Systemen von ca. 4 μ s erreicht wird. Dieser ist im Verhältnis zu der recht geringen Abtastrate für die Biosignale von 200 Hz als vernachlässigbar einzustufen.

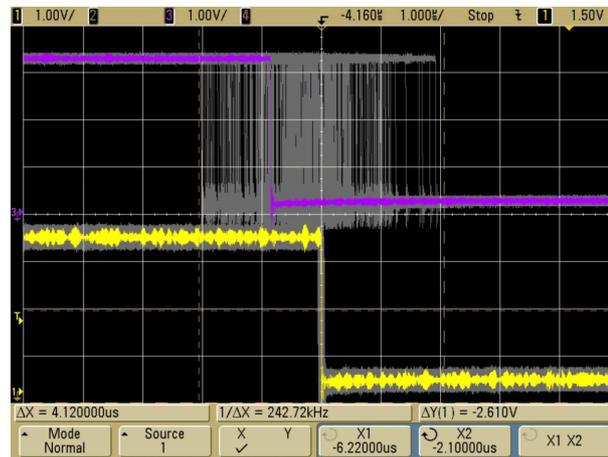


Abbildung 3.5.: Synchronisations-Jitter für zwei assoziierte Sensorsysteme. Die Flanken veranschaulichen den Beginn der 50 ms-Periode für das erste (gelb) und zweite Sensorsystem (magenta). Grau dargestellt sind alle in einem Zeitraum von 30 min entstandenen Flanken. Der maximale Jitter beträgt etwa 4 μ s.

3.1.4. Energiesparstrategien

In batteriebetriebenen Sensornetzwerken wird oft der größte Teil der Energie für die Funkübertragung aufgewendet. Für ausreichend lange Standzeiten sind daher Strategien nötig, die den Energiebedarf möglichst minimieren, ohne die Eigenschaften der Datenübertragung signifikant zu verschlechtern. In der vorliegenden Arbeit wurden zwei Möglichkeiten untersucht und implementiert, die im Folgenden vorgestellt werden.

Sporadische Synchronisation

Die sicherste Methode, alle Beacon-Pakete für die Synchronisation zu empfangen, besteht darin, kontinuierlich den Funkkanal abzuhören und nur für die Übertragung von Datenpaketen zum Koordinator in den Sendemodus zu wechseln. Problematisch ist daran, dass der Funkchip lediglich für den Empfang bereits 18,8 mA aufnimmt. Dieser hohe Energiebedarf dominiert den Gesamtenergiebedarf des Sensorsystems, so nimmt der MSP430 Mikrocontroller selbst bei höchstem Takt und voller Auslastung lediglich 8 mA auf. Eine Strategie besteht darin, nach einer Anmeldung am Koordinator lediglich einmal pro Sekunde und nicht alle 50 ms ein Beacon-Paket zu empfangen. Dadurch lässt sich auch die Einschaltzeit des Empfängers (RX) auf ein Minimum reduzieren (Abbildung 3.6).

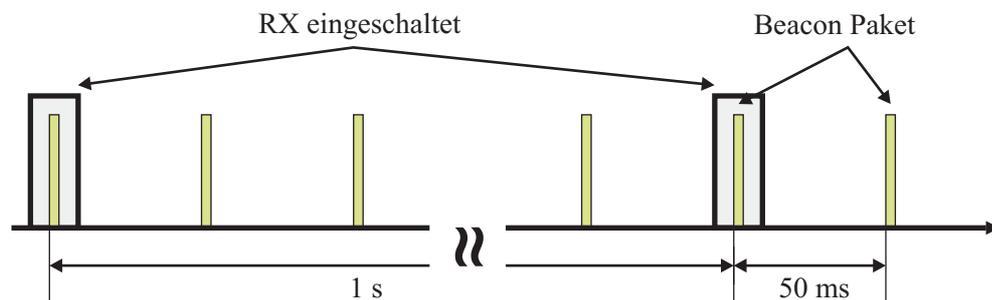


Abbildung 3.6.: Energieeinsparung durch sporadische Synchronisation.

Geht man davon aus, dass bei Rohdatenübertragung der komplette GTS für die Übertragung (TX) ausgenutzt wird, ist im Dauerempfangsmodus zu $\frac{3}{4}$ der Zeit der Empfänger eingeschaltet. Bei der Synchronisation einmal pro Sekunde reduziert sich die Einschaltdauer (engl.: duty-cycle) von 75 % auf unter 0,5 %. Dies ist ein enormer Gewinn, da sich der mittlere Strom von 13,725 mA auf unter 0,1 mA reduziert.

Kontextabhängige Datenrate

Neben der Einsparung für den Datenempfang ist auch eine Optimierung für die Übertragung zum Koordinator sinnvoll. Da oft lediglich extrahierte Vitalparameter und Zeitpunkte von speziellen Signalabschnitten von Interesse für die Auswertung der Biosignale sind, kann die Ermittlung der Vitalparameter meist direkt innerhalb der Sensorsysteme durchgeführt werden. Aufgrund

der geringen Rechenleistung der Sensorsysteme gelingt dieses jedoch nicht in jedem Fall. Ist das gemessene Signal zu stark mit Artefakten behaftet, kann es nötig werden, die Rohdaten zum Koordinator zu übertragen und diese dort auszuwerten.

Eine Umschaltung des Übertragungsmodus abhängig von der Artefaktbehaftung kann somit die Einschaltdauer des Sendemodus ebenfalls deutlich reduzieren. Bei voller Ausnutzung des GTS für die Übertragung im Vergleich zur ereignisbasierten Einschaltzeit reduziert sich der mittlere aufgenommene Strom von 4,35 mA auf weniger als 0,06 mA.

Tabelle 3.3.: Energiebedarf und Standzeit für verschiedene Übertragungsmodi, beispielhaft für das EKG-Sensorsystem mit 850 mAh Lithium-Polymer-Akku.

Modus	Mittlerer Strom	Standzeit
TX: Rohdaten und Ereignisse RX: Immer eingeschaltet zur Synchronisation	26 mA	32 Stunden
TX: Rohdaten und Ereignisse RX: Synchronisation einmal pro Sekunde	8 mA	106 Stunden
TX: Ereignisse RX: Synchronisation einmal pro Sekunde	6 mA	141 Stunden

Tabelle 3.3 zeigt, wie die Standzeit am Beispiel des EKG-Sensorsystems verlängert werden kann. Bei Anwendung aller Energiesparstrategien wird eine Nutzungsdauer von über fünf Tagen erreicht, die als adäquat einzuschätzen ist.

3.2. Sensorsysteme

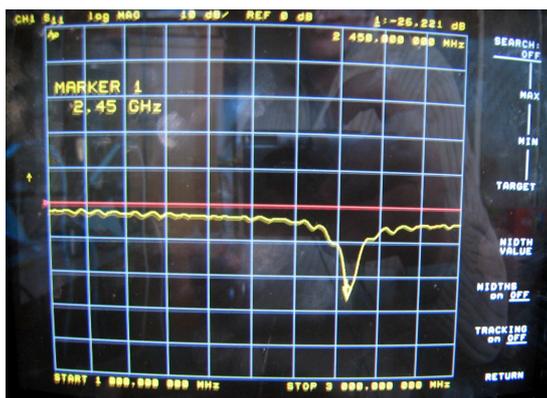
Im Rahmen dieser Arbeit sind verschiedene Sensorsysteme entwickelt worden, die jeweils ein Biosignal und die Beschleunigung zur Kontext-Bestimmung messen. Bevor die Systeme für das EKG sowie das PPG mit transmissiver und reflexiver Sensorik im Einzelnen vorgestellt werden, werden einheitlich ausgelegte Komponenten wie die Plattform aus Mikrocontroller und Funkchip, die Antenne, Massenspeicher, Analog-Digital-Umsetzer sowie Grundsätzliches zur Signalverarbeitung erläutert.

Plattform

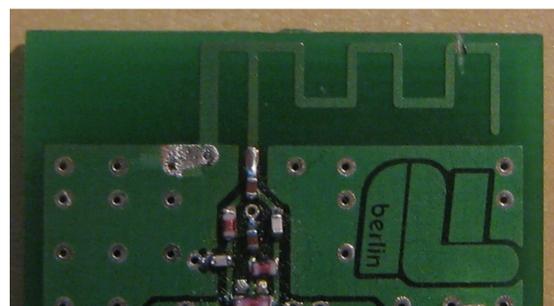
Die Plattform für sämtliche Sensorsysteme des BSN bildet die Kombination aus CC2420 Funkchip [Tex07] und MSP430F1611 Mikrocontroller [Tex06a] [Tex06b]. Wie in Abschnitt 3.1 dargestellt, ist der Protokollstapel für die drahtlose Kommunikation auf beide Schaltkreise aufgeteilt. Der MSP430F1611 ist ein 16 bit-Mikrocontroller, der mit einem maximalen Takt von 8 MHz betrieben werden kann. Er ist speziell als Ultra-Low-Power (extrem geringer Stromverbrauch) Chip entwickelt und verbraucht im aktiven Modus maximal 8 mA. Durch verschiedene Stromsparmodi lässt sich dieser Wert, wie bereits erwähnt, im Betrieb deutlich verringern.

Antenne

Um die Sensorsysteme besonders kompakt zu gestalten, wurde eine gewundene invertierte F-Antenne (engl.: inverted F antenna) direkt mit auf die Leiterplatte designed (Abbildung 3.7(b)). Die 15 mm · 6 mm große Antenne eignet sich gut für platzsparende Schaltungen und entspricht einer Entwicklungsempfehlung des Funkchip-Herstellers [And08].



(a) Reflexionsverlust



(b) IFA-Antenne

Abbildung 3.7.: Messergebnis für die Resonanzfrequenz (2,45 GHz) und den Reflexionsverlust (26,2 dB) der Leiterplatten-Antenne mittels Vektor-Netzwerkanalysator (a) sowie Abbildung der abgestimmten F-Antenne auf der Leiterplatte (b).

Unterschiede bei den dielektrischen Eigenschaften der Leiterplatten konnten durch nachträgliches Abstimmen der Resonanzfrequenz mittels eines Vektor-Netzwerkanalysators des Typs 8752A (Hewlett-Packard) kompensiert werden. Abbildung 3.7(a) zeigt die reflektierte Energie im Verhältnis zur eingekoppelten Energie in dB, die als Reflexionsverlust (engl.: return loss) bezeichnet wird und ein Maß für die abgestrahlte Energie ist. Die Resonanz wurde hier durch Antennenanpassung auf 2,45 GHz abgestimmt; der erreichte Return-Loss beträgt hier 26,2 dB und entspricht damit den Erwartungen.

Massenspeicher

Zusätzlich zur Funkschnittstelle verfügen alle Sensorsysteme über einen Massenspeicher in Form einer microSD-Karte. microSD-Karten sind mit den Abmessungen von 11 mm x 15 mm x 0,7 mm kaum größer als ein Fingernagel und besonders leicht (0,4 g). Für eine einfache Lesbarkeit mit Standard-Rechnersystemen wurden Routinen zum Schreiben und Lesen des FAT16-Dateisystems (engl.: file allocation table (FAT)) für den Mikrocontroller implementiert, wodurch Speicherkarten von bis zu 2 GB verwaltet werden können [Mic00]. Besonders bei Störung der Funkverbindung können so kontinuierlich die digitalisierten Biosignale gespeichert werden.

Analog-Digital-Umsetzer

Durch den eingebauten 12 bit-Analog-Digital-Umsetzer (ADU) können die vorverstärkten Biosignale direkt mittels des Mikrocontrollers digitalisiert werden. Von Vorteil ist hier die feste netzwerkbedingte Zeitrasterung von 50 ms, zu der der Timer für die Hauptsteuerung synchronisiert ist. Der Sukzessive-Approximations-Umsetzer ist auf bis zu acht Eingänge multiplexfähig. Damit sämtliche analoge Signale nahezu zeitgleich abgetastet werden, ist die Umsetzzeit zu 6 μ s gewählt. Mithilfe eines zweiten Timers, der zur Hauptsteuerung synchronisiert ist, wird die Umsetzung mit einer Periode von 5 ms angestoßen.

Signalverarbeitung

Für die Weiterverarbeitung der digitalisierten Signale wird eine Doppelpufferstruktur (ping-pong Buffer) mit je 256 Integer-Abtastwerten eingesetzt. Dabei wird der eine Puffer kontinuierlich mit neuen Abtastwerten beschrieben, während der volle Puffer für die Signalverarbeitung zur Verfügung steht. Die Verarbeitung der Puffer ist mittels Flags in einem Mailbox-Handler gesteuert, der es erlaubt, Verarbeitungsschritte seiteneffektfrei anzustoßen, wodurch Daten im Puffer niemals versehentlich überschrieben werden. Die Wahl der Puffergröße harmoniert gut mit der auf 512 Byte festgelegten Blockgröße beim Beschreiben der microSD-Karte.

Eine Blockverarbeitung mit Blöcken zu je 256 Abtastwerten bringt allerdings bei einer Abtastrate von $f_s = 200$ Hz eine feste Latenz von 1,28 s mit sich. Derartig große Latenzen sorgen für deutliche Irritationen, da beispielsweise Bewegungen und deren Darstellung in Realzeit als Kurve

einander nicht mehr zugeordnet werden können. Um dieses zu vermeiden und dem Patienten eine Online-Anzeige zu ermöglichen, wurde daher für die Funkübertragung das Doppelpuffer-Konzept erweitert. Immer wenn 32 neue Abtastwerte bereit stehen, wird ein Datenpaket über die Funkchnittstelle abgesetzt, wodurch sich die Verzögerung auf 160 ms reduziert.

Der Mikrocontroller verfügt aufgrund der geschickten Anbindung an den Funkchip noch über freie Rechenleistung. Die Kombination aus 48 kB Flash-Programmspeicher und 10 kB RAM (engl.: random access memory) erlaubt zusammen mit dem integrierten $16 \cdot 16$ bit-Hardware-Multiplizierer auch die Implementierung von Signalverarbeitungsroutinen wie digitaler Filterung.

Die entwickelten Systeme für EKG und PPG werden im Folgenden mit ihren besonderen Eigenschaften vorgestellt.

3.2.1. EKG-Brustgurt

Bei der Konzeption des Sensorsystems für die Ableitung des EKGs wurde insbesondere Wert auf die Robustheit und Signalqualität des EKGs zusammen mit einer guten Alltagstauglichkeit gelegt, um für die Entwicklung von Signalverarbeitungsalgorithmen möglichst realistische Daten zu erhalten. Dazu wurde ein besonders robuster Vorverstärker für Trockenelektroden entwickelt, der eine Ableitung I nach Einthoven ohne Patientenpotentialsteuerung ermöglicht. Die Brustgurt-Topologie stellt einen guten Kompromiss aus Elektrodenanzahl und Informationsgehalt für ein Langzeitmonitoring dar. Die Eignung des Ableitortes sowie Voruntersuchungen für den Aufbau eines EKG-Vorverstärkers werden ausführlich in Abschnitt 5.4 diskutiert. Der prinzipielle Aufbau des Sensorsystems ist im Blockschaltbild (Abbildung 3.8) dargestellt.

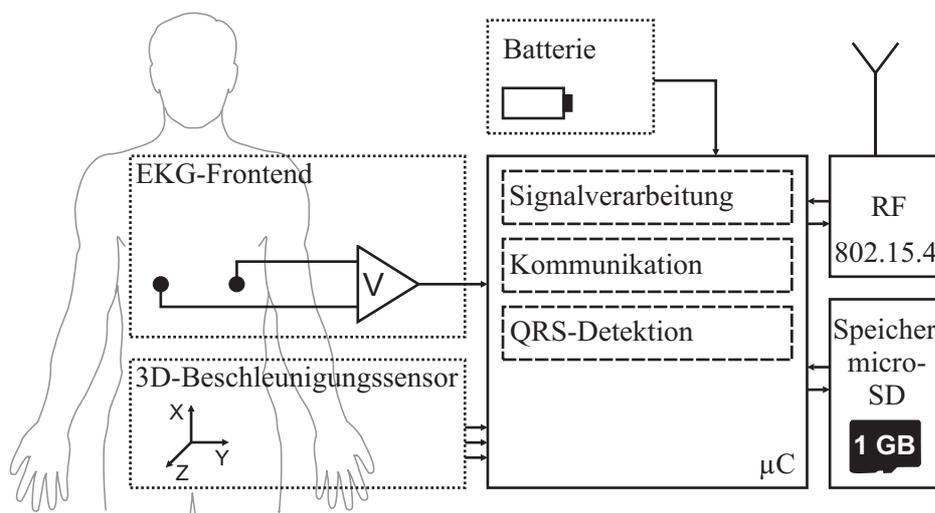


Abbildung 3.8.: Blockschaltbild des Sensorsystems zur Erfassung des EKGs in Kombination mit Beschleunigungssensoren.

Neben dem Frontend für das EKG verfügt das System auch über einen 3D-Beschleunigungssensor [Ana06], mit dem es möglich ist, die Beschleunigungen direkt auf der Brust in drei Raumrichtungen zu messen. Dieses Signal soll einerseits eine Schätzung des Aktivitätszustandes des Patienten ermöglichen (Abschnitt 3.1.1) und andererseits die Rekonstruktion des artefaktbehafteten EKGs unterstützen (Abschnitt 5.7) [VKO07], [Kos07].

Der Mikrocontroller sorgt für die Digitalisierung der Messsignale und detektiert mittels digitaler Signalverarbeitung die QRS-Komplexe aus dem EKG zur Bestimmung der Herzrate. Abbildung 3.9 zeigt den kompakten und komfortablen Aufbau des Sensorsystems. Die verwendeten WearLink-Trockenelektroden der Firma Polar besitzen zum Anschluss an das Sensorsystem Plastikclips mit Druckknöpfen [Pol09]. Diese werden von der Hardware, bestehend aus einem Stapel doppelagiger Leiterplatten, aufgenommen. Zusätzlich dient der Leiterplattenstapel als Gehäuse für einen Lithium-Polymer-Akku, der mittels Federkontakten auf der Rückseite angeschlossen ist. Dadurch lässt sich das Sensorsystem als Brustgurt tragen.

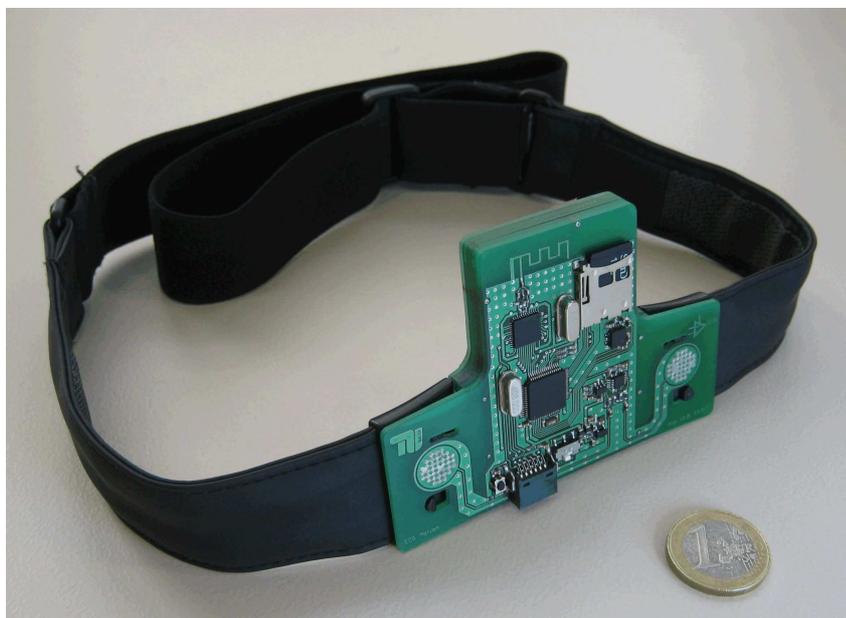


Abbildung 3.9.: EKG-Sensorsystem mit angeschlossenen innen liegenden Trockenelektroden. Außenmaße der Leiterplatte: 90 mm x 65 mm.

Eingebetteter QRS-Komplex-Detektor

Zur automatischen Ermittlung der Herzrate ist in den Brustgurt auch ein QRS-Komplex-Detektor eingebettet, dessen Verfahren an das von Pan und Tompkins angelehnt ist [PT85]. Eine Übersicht liefert das Flussdiagramm zum Algorithmus in Abbildung 3.10. Als Eingangssignal dient das digitalisierte EKG, das zu Beginn mittels eines Bandpassfilters von Störsignalen befreit wird (Abbildung 3.10 (1.)), um das Signal-Rausch-Verhältnis zu verbessern und die Anzahl der falsch positiven Detektionen zu verringern.

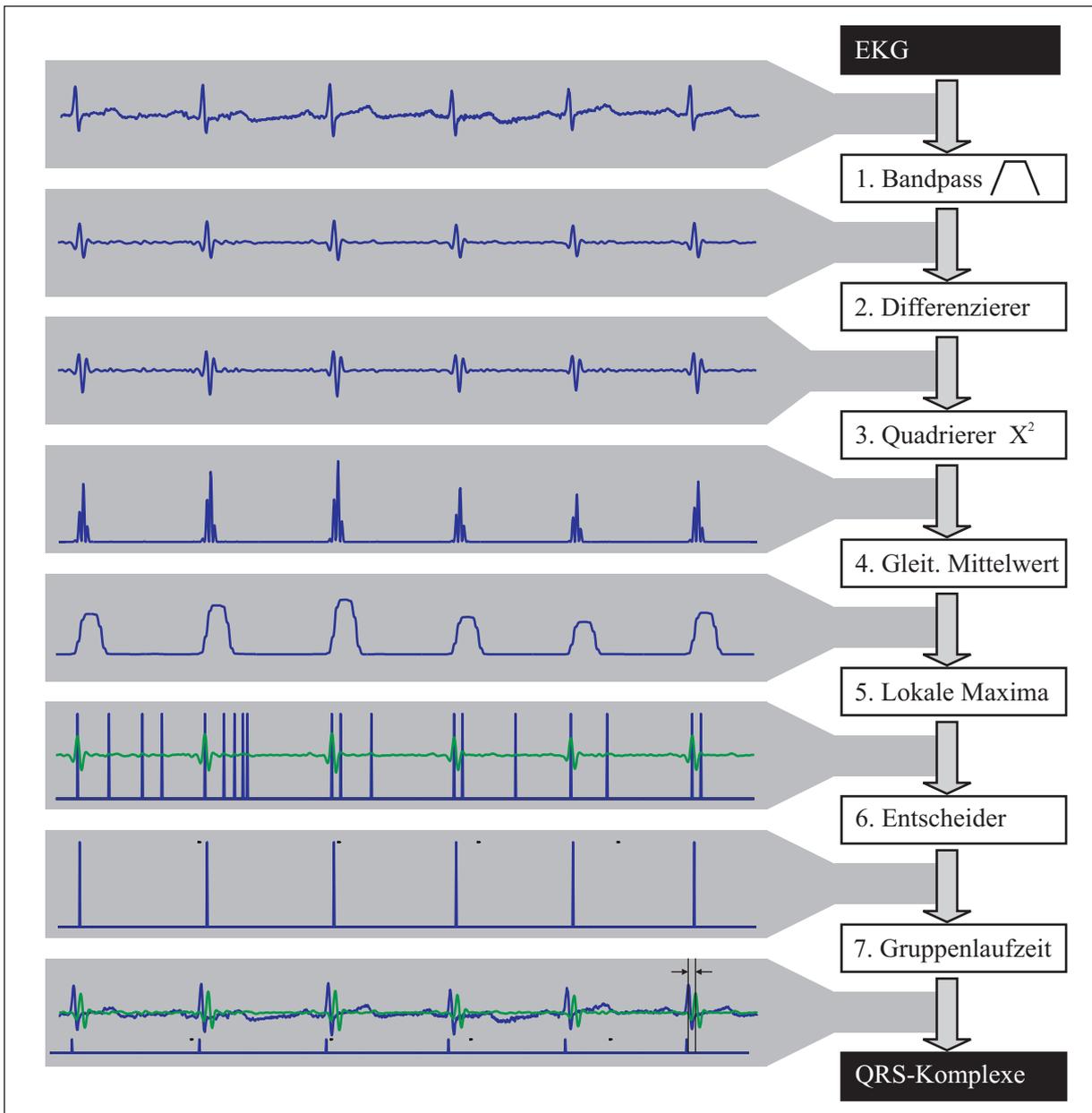


Abbildung 3.10.: Flussdiagramm des QRS-Komplex-Detektors.

In der sich anschließenden Differenzierer-Stufe (Abbildung 3.10 (2.)) wird die Steigung des Signals ausgewertet. Große Steigungen werden gegenüber geringen im Folgenden mittels eines Quadrierers nochmals überhöht (Abbildung 3.10 (3.)). Ein gleitender Mittelwert erzeugt schließlich ein Signal, das die Flanken und die Breite der QRS-Komplexe repräsentiert (Abbildung 3.10 (4.)). In diesem Signal werden nun mögliche QRS-Komplex-Kandidaten durch die Suche von lokalen Maxima bestimmt. Im Signal wird so lange nach einer größeren Amplituden A_{max} gesucht, bis das Signal wieder $A_{max}/2$ unterschreitet. Danach wird A_{max} wieder auf Null gesetzt und ein neues lokales Maximum gesucht (Abbildung 3.10 (5.)). Um die Detektionsgenauigkeit dieser Methode noch zu verbessern, wird anschließend in einem Fenster um das gefundene Maximum herum im Bandpasssignal die Stelle des lokalen Maximums bestimmt.

Der Entscheider unterdrückt zuerst alle gefundenen Extremwerte, die sich innerhalb der Refraktärzeit von etwa 200 ms befinden, da diese physiologisch nicht sinnvoll sind (Abschnitt 2.1.2). Für jedes erkannte lokale Maximum wird nun die Amplitude A_{max} mit einem Schwellwert τ verglichen, der aus Schätzungen für die Signal- ($\tilde{\sigma}$) und Rauschamplitude ($\tilde{\nu}$) errechnet wird:

$$\tau = \tilde{\nu} + \frac{\tilde{\sigma} - \tilde{\nu}}{4}. \quad (3.1)$$

Ist die Amplitude des lokalen Maximums größer als τ , wird ein QRS-Komplex erkannt und der Schätzwert für den Signalpegel aufgrund der aktuellen Amplitude ν wie folgt adaptiert:

$$\tilde{\sigma}_{neu} = \frac{7}{8}\tilde{\sigma}_{alt} + \frac{1}{8}\sigma. \quad (3.2)$$

Liegt eine geringere Amplitude vor, wird diese als Störsignal eingestuft; es folgt eine neue Schätzung für $\tilde{\nu}$:

$$\tilde{\nu}_{neu} = \frac{7}{8}\tilde{\nu}_{alt} + \frac{1}{8}\nu. \quad (3.3)$$

Die Initialisierung für die Schwellwerte erfolgt in einer Lernphase, in der $\tilde{\sigma}$ zum absoluten Maximum dieser viersekündigen Phase und $\tilde{\nu} = \frac{\tilde{\sigma}}{4}$ gewählt wird. Der Entscheider (Abbildung 3.10 (6.)) überprüft die gefundenen RR-Intervalle (t_{RR}) auch auf Konsistenz, indem laufend das mittlere RR-Intervall bestimmt wird. Existiert für länger als $\frac{13}{8} \cdot t_{RR}$ kein QRS-Komplex, wird eine Rückwärtssuche gestartet, die mit einem Schwellwert von $\tau_R = \frac{\tau}{2}$ nach ausgelassenen Komplexen sucht. Wird hier ein Signalmaximum erkannt, erfolgt die Signalpegelschätzung entsprechend schneller (Gleichung 3.4).

$$\tilde{\sigma}_{neu} = \frac{3}{4}\tilde{\sigma}_{alt} + \frac{1}{4}\sigma \quad (3.4)$$

Abschließend lassen sich nach Kompensation der Gruppenlaufzeit des Bandpassfilters die QRS-Komplex-Zeitpunkte korrekt berechnen (Abbildung 3.10 (6.)).

Der komplette Detektor ist im Mikrocontroller in Festpunktarithmetik implementiert. Um einer Schwingungsneigung durch Wortlängeneffekte entgegen zu wirken, kommen keine rückgekoppelten Filter zum Einsatz. Bandpass und Differenzierer sind als Finite-Impulse-Response-Filter (FIR) implementiert (Abbildung 3.11). Das Bandpassfilter besitzt die Ordnung 14 und wurde mittels des Kaiser Fensters ($\beta = 0,5$) entworfen. Die Grenzfrequenzen sind zu $f_{g1} = 7,17$ Hz und $f_{g2} = 25$ Hz gewählt. Um Dispersion zu unterbinden, ist das Filter linearphasig und besitzt eine konstante Gruppenlaufzeit von $t_{grp} = 35$ ms oder sieben Abtastwerten. Der Differenzierer ist ebenfalls als FIR-Filter ausgelegt und besitzt die Ordnung vier.

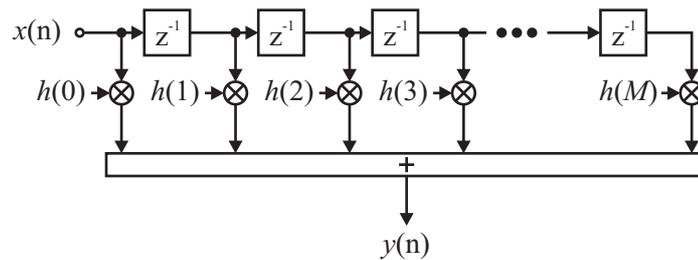


Abbildung 3.11.: Realisierung eines FIR-Filters der Ordnung M in Direktform.

Da der MSP430 nicht über Daten-Adress-Generatoren (DAG) verfügt, wie sie in Signalprozessoren üblich sind, um einen Zirkularpuffer zu implementieren, wird die Signalverarbeitung blockweise durchgeführt. Dabei tritt das Problem auf, dass für das Filtern eines neuen Blockes die letzten $M - 1$ Abtastwerte verfügbar sein müssen. Die konventionelle Doppelpufferverarbeitung wurde daher um ein Verfahren erweitert, das diese Abtastwerte dem neu zu befüllenden Puffer voranstellt.

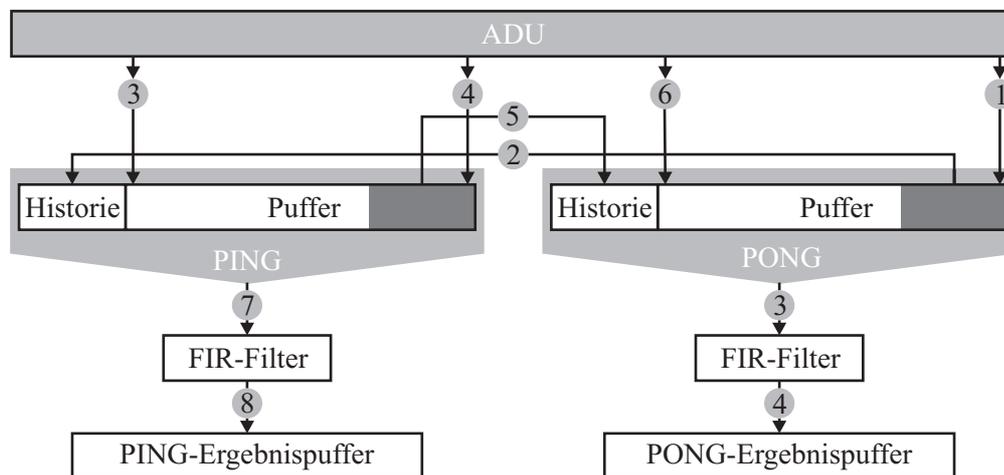


Abbildung 3.12.: Ablauf der FIR-Doppelpuffer-Verarbeitung.

Abbildung 3.12 zeigt den Ablauf des Verfahrens: Nachdem der letzte Abtastwert vom ADU in den PONG-Puffer übertragen wurde (1), beginnt ein Kopierprozess, der $M - 1$ Abtastwerte in den Historienbereich des PING-Puffers dupliziert (2). Neue Abtastwerte gelangen anschließend in den PING-Puffer (3), bis dieser gefüllt ist (4). Danach wird wiederum der Historienbereich kopiert (5) und mit dem Beschreiben des PONG-Puffers fortgefahren. Im PING-Puffer stehen nun die 256 neuen sowie $M - 1$ alten Abtastwerte für das blockweise FIR-Filtern (7) bereit; das Filterausgangssignal wird in einem separaten Ergebnispuffer abgelegt (8).

In Versuchen erwies sich die Implementierung des QRS-Komplex-Detektors als robust und die Blockverarbeitung sorgt zusammen mit dem Ablegen eines 1,28 s Blocks auf der microSD-Karte für eine Rechenlast von durchschnittlich weniger als 5%. Diese geringe Rechenlast zeugt von der effizienten Realisierung und lässt trotz begrenzter Ressourcen noch Freiraum für weitere Algorithmen.

3.2.2. PPG-Fingerclip

Das Sensorsystem zur Ermittlung des Photoplethysmogramms (PPG) und der Sauerstoffsättigung (SpO_2) basiert auf den Grundlagen, die in Abschnitt 6.1 dargestellt sind. Einen Überblick über den Aufbau liefert das Blockschaltbild in Abbildung 3.13. Die Plattform aus Vorverstärker, Mikrocontroller, Funkchip, Speicherkarte und Akku ist als Handgelenkmodul ausgeführt und über eine Kabelverbindung zum Fingerclip verbunden, der zur Messung des PPGs dient.

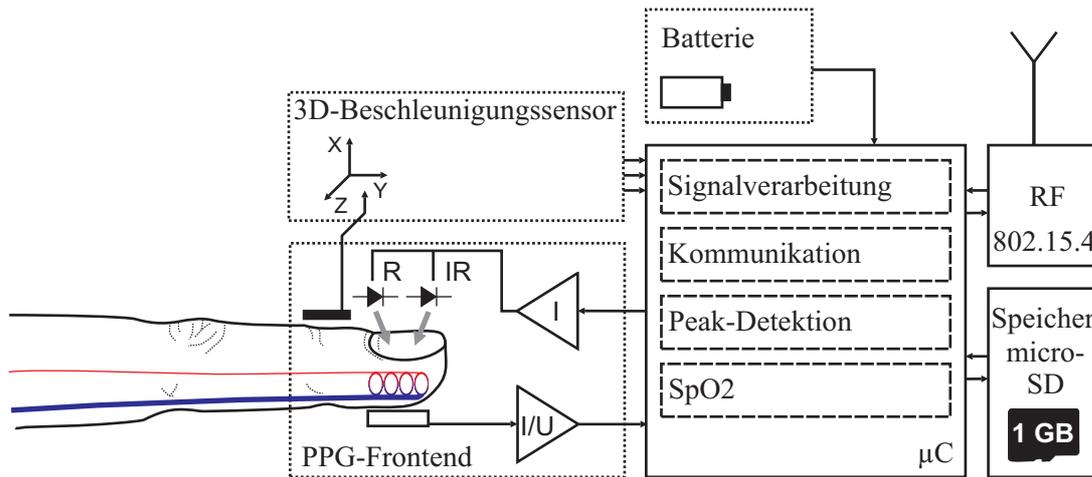


Abbildung 3.13.: Blockschaltbild des Sensorsystems zur Erfassung des PPGs und der Sauerstoffsättigung in Kombination mit Beschleunigungssensoren.

Das Besondere an diesem Fingerclip ist in Abbildung 3.14 zu erkennen: Der Sensor für die Intensivmedizin der Firma Masimo wurde um einen Beschleunigungssensor auf der Oberseite erweitert, der dreidimensionale Beschleunigungen von bis zu $\pm 3g$ misst. So ist es möglich, den direkten Zusammenhang zwischen der Fingerbewegung und einer Artefaktbehaftung des PPGs zu ermitteln. Außerdem kann das Beschleunigungssignal für die Rekonstruktion gestörter Nutzsingale eingesetzt werden (Abschnitt 6.8) [VHSL07] [VHSL08].

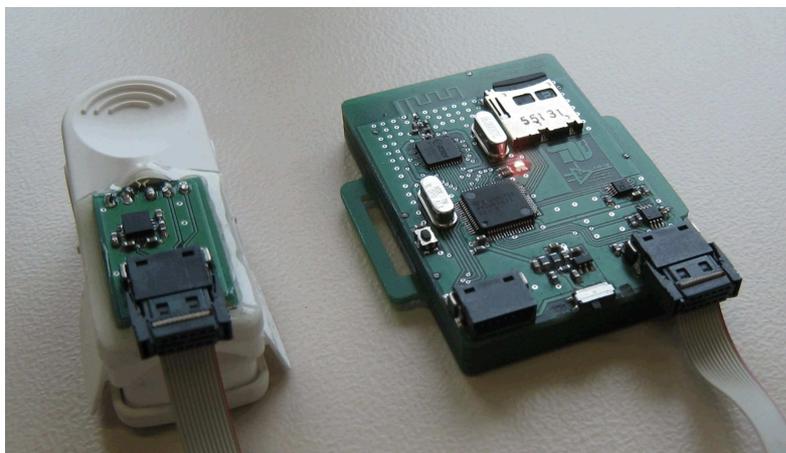


Abbildung 3.14.: PPG-Sensorsystem, transmissiv.

Die benötigte rote und infrarote Lichtquelle sind als antiparalleles Leuchtdiodenpaar (LED) ausgeführt, das von oben in den Finger einstrahlt. Das transmittierte Licht trifft auf der Unterseite auf eine PIN-Diode, die die Photonen in einen Strom umsetzt. Das Handgelenkmodul ist wie das EKG-Sensorsystem als Leiterplattenstapel ausgeführt, um den Akku zu beherbergen. Die seitlichen Ösen ermöglichen das Anschlallen an das Handgelenk mit einem Klettverschluss. Durch die Aufspaltung in zwei Teile bleibt die Bewegungsfreiheit des Fingers erhalten und Artefakte durch starke Anpressdruckänderungen können vermieden werden. Die typische Trageweise am Mittelfinger der nicht-dominanten Hand ist in Abbildung 3.15 zu sehen.

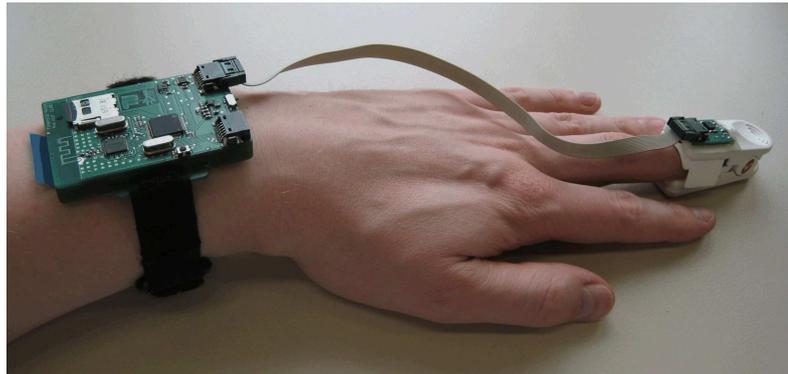


Abbildung 3.15.: PPG-Sensorsystem, transmissiv, an der Hand getragen.

Neben dem Signal-Rausch-Abstand der Sensorsignale und ergonomischen Gesichtspunkten ist besonders für das PPG-System die Energieeffizienz wichtig. Bei konventionellen Pulsoximetern wird die eingestrahelte Intensität auf einen Wert erhöht, der noch ein ausreichendes Signal-Rausch-Verhältnis liefert, ohne Gewebeschädigungen hervorzurufen. Hier werden oft Ströme von bis zu 50 mA durch die LEDs eingepreßt. Der Energiebedarf des Systems würde somit von der Lichtquelle dominiert und läge deutlich über der Stromaufnahme für das EKG-Gesamtsystem. In stationären Pulsoximetern werden vier Phasen abgewechselt, wodurch für die Hälfte der Zeit Strom durch die Leuchtdioden fließt [Dia07].

Im hier entwickelten Sensormodul konnte eine Reduzierung der Stromaufnahme durch gezielt kurze Schaltzeiten der Lichtquellen erreicht werden. Bei einer Abtastrate von $f_a = 200$ Hz muss ein Messvorgang alle 5 ms durchgeführt werden. Um die Absorptionen beider Lichtwellenlängen unterscheiden zu können, müssen nacheinander Messungen durchgeführt werden, während die jeweilige Quelle eingeschaltet ist (Zeitmultiplex). Der Einfluss des Umgebungslichts wird unterbunden, indem vor dem Einschalten der Lichtquellen ein Kompensations-Messwert ermittelt wird. Das zeitliche Verhalten für einen Messvorgang kann in Abbildung 3.16 abgelesen werden.

Das Signal 2 (grün) ist das Steuersignal für die rote LED, die für einen Messvorgang 89 μ s lang eingeschaltet ist. Die infrarote LED wird durch Signal 3 (magenta) gesteuert. Signal 1 (gelb) entspricht der empfangenen Intensität an der PIN-Diode. Hier ist deutlich das exponentielle Einschaltverhalten zu sehen. Etwa 50 μ s nach dem Einschalten der Quelle ist diese eingeschwungen und die Intensitätsmessung beginnt.

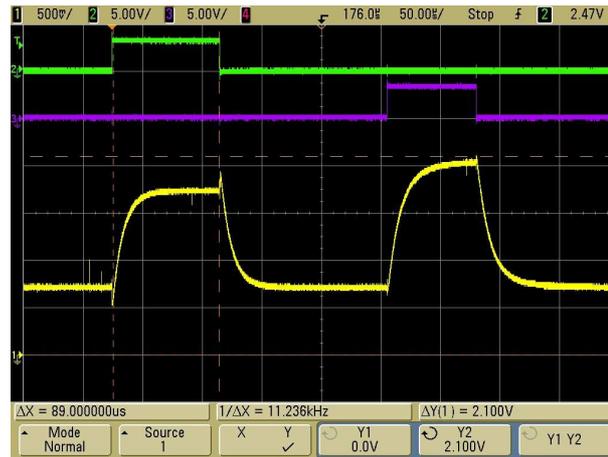


Abbildung 3.16.: Ansteuerung der roten (grün) und infraroten LED (magenta) und Einschwingverhalten der PIN-Diode (gelb) für den Fingerclip-Sensor.

Durch dieses Verfahren konnte der duty-cycle von 50 % auf weniger als 4 % reduziert werden, wodurch ein mittlerer Strom von nur 2 mA für die Lichtquellen aufgewendet und eine lange Standzeit erreicht wird.

3.2.3. Reflexiver PPG-Sensor

Bei der transmissiven Messung des PPGs ist der Messort auf einen peripheren Körperteil beschränkt, daher wurde auch ein reflexiver PPG-Sensor entwickelt, der beispielsweise am Handgelenk oder an der Stirn positioniert werden kann [Sat08].

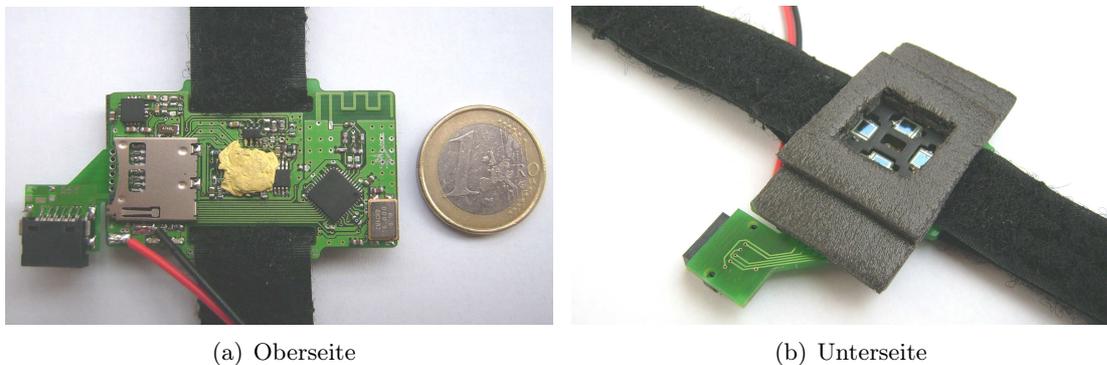


Abbildung 3.17.: Sensorsystem für die reflexive Erfassung des PPGs.

Abbildung 3.17 zeigt das System von oben sowie die auf der Unterseite angeordnete Sensorik. Für ein besseres Signal-Rausch-Verhältnis sind kreisförmig um die Lichtquellen herum vier PIN-Dioden angeordnet. Mittels des Transimpedanz-Verstärkers OPA381 [Tex04] wird die Summe des Photostroms in eine Spannung umgesetzt und schließlich von dem ADU digitalisiert.

3.3. Koordinator

Für Entwicklungszwecke bietet es sich an, die Biosignale mittels eines Rechners zu visualisieren. Daher wurde ein Koordinator entwickelt, der in Form eines USB-Adapters ein Gateway zum Rechner bildet. Eine Übersicht des resultierenden BSN ist in Abbildung 3.18 dargestellt.

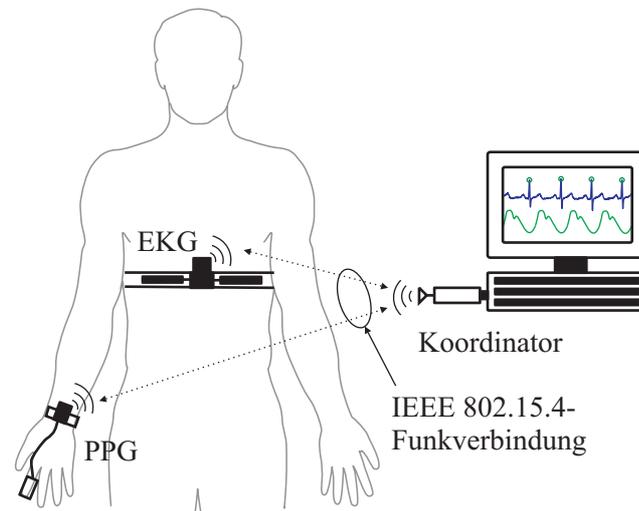


Abbildung 3.18.: Übersicht des Body-Sensor-Networks mit Rechner als Koordinator.

Der Koordinator umfasst ebenso wie die Sensorsysteme den Funkchip mit der Leiterplattenantenne sowie einen MSP430-Mikrocontroller. Zusätzlich ist ein FT232R USB-zu-USART-Chip [Fut09] integriert, der es ermöglicht, eine einfache Kommunikation mittels einer virtuellen seriellen Schnittstelle zu etablieren. Diese wird mit einer Datenrate von 250 kbit/s betrieben. Durch die USB-Schnittstelle kann neben der Datenübertragung außerdem die Energieversorgung für den USB-Adapter sicher gestellt werden, wodurch ein Betrieb an einem Notebook erleichtert wird.



Abbildung 3.19.: USB-Koordinator.

Das Protokoll zwischen Rechner und Koordinator ist bewusst einfach gehalten und umfasst Pakete zum Setzen der Uhrzeit sowie zum Auslesen der Netzwerkliste, in der am BSN angemeldete Sensorsysteme mit den vergebenen Ressourcen verzeichnet sind. Der Koordinator ergänzt die

empfangenen Datenstrom- oder Ereignis-Pakete um die interne Netzwerkadresse und reicht sie an den Rechner weiter.

3.3.1. Visualisierung am Rechner

Die Anzeige der Biosignale in Echtzeit ist mit Hilfe eines in LabVIEW erstellten Programms möglich. Abbildungen 3.20 und 3.21 zeigen die Benutzeroberflächen für das EKG- beziehungsweise für das PPG-Sensorsystem.



Abbildung 3.20.: Benutzeroberfläche zur Visualisierung der EKG- und Beschleunigungs-Messdaten am Rechner.

Auf der linken Seite in Abbildung 3.20 ist zuerst das Rohsignal des EKGs dargestellt, darunter befindet sich eine bandpassgefilterte Version und unten das Signal des eingebetteten QRS-Komplex-Erkennters (Abschnitt 3.2.1), in dem das Bandpass-Signal mit überhöht dargestellten erkannten QRS-Komplexen überlagert ist. Rechts daneben sind die Beschleunigungen in den drei Raumrichtungen dargestellt. Neben der Herzrate wird durch den roten Zylinder außerdem die ermittelte Körperlage angezeigt.

Die Anzeige für das PPG in Abbildung 3.21 ist ebenfalls zweigeteilt. Während links Roh- und Bandpasssignal des Fingerclips für die Wellenlängen rot und infrarot angezeigt werden, ist rechts die Beschleunigung des Fingers in drei Raumrichtungen zu erkennen. Darunter befindet sich

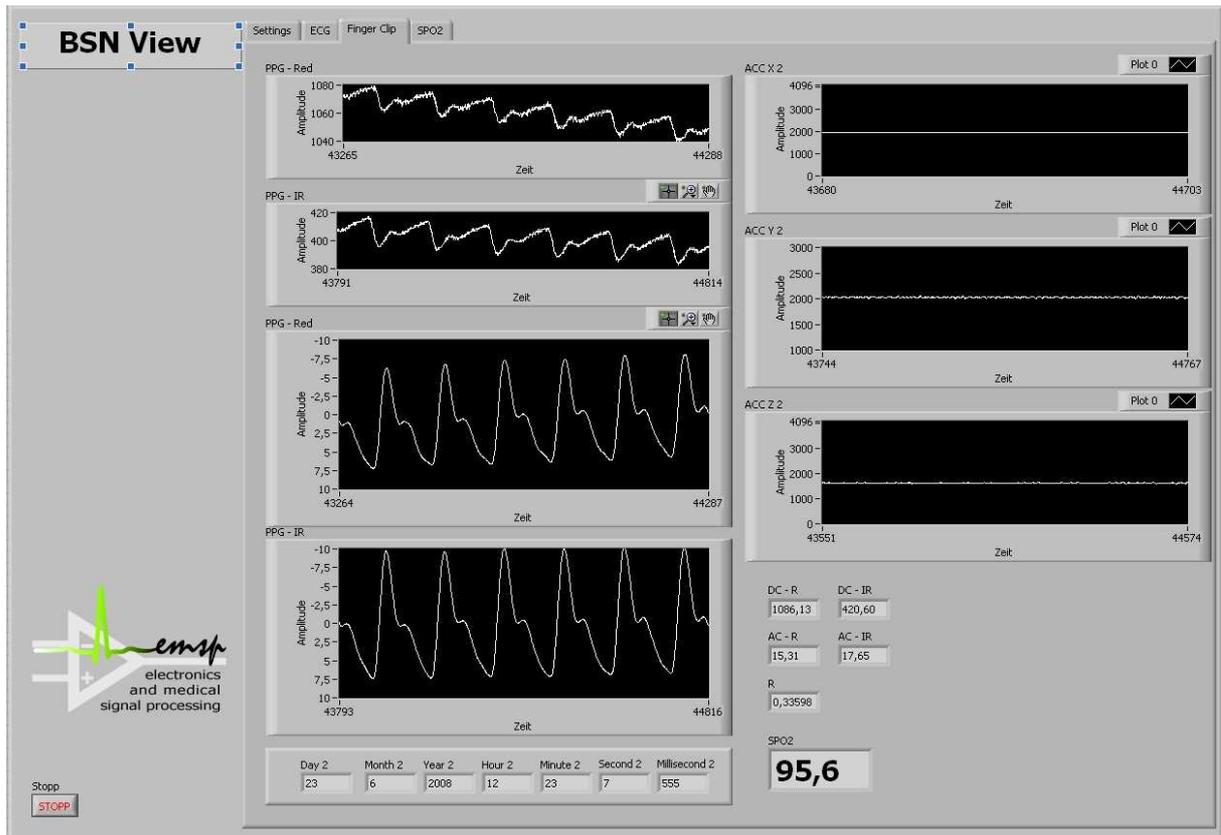


Abbildung 3.21.: Benutzeroberfläche zur Visualisierung der PPG- und Beschleunigungs-Messdaten am Rechner.

der Sauerstoffsättigungswert, der mittels einer RMS-Methode (Abschnitt 6.3.2) aus den ACDC-normalisierten Intensitäten (Abschnitt 6.2.3) berechnet wird.

Mit Hilfe dieser Online-Anzeige ist es möglich, direkt die Zusammenhänge von Bewegung und Artefaktauswirkung auf das Biosignal zu veranschaulichen. So zeigt sich beispielsweise bei Laufversuchen deutlich, wie stark das EKG durch die Beschleunigung beim Auftreten mit Artefakten überlagert wird. Genauso äußern sich hydrostatische Effekte beim Heben und Senken der Hand durch eine Veränderung des PPG-Mittelwertes oder das Beugen des Fingers in einer deutlichen Verformung der typischen PPG-Welle.

3.4. Fazit

Das in diesem Kapitel vorgestellte Konzept für ein Personal-Healthcare-System umfasst Sensorensysteme zur Erfassung von Biosignalen und Kontextinformationen sowie das Body-Sensor-Network, in das sie eingebunden sind. Das auf IEEE 802.15.4 basierende entwickelte proprietäre Protokoll ermöglicht einerseits die drahtlose, verschlüsselte, energieeffiziente Datenübertragung und andererseits eine Synchronisation der Abtastzeitpunkte bei der Digitalisierung der Biosignale. Das Gesamtsystem stellt ein leistungsfähiges Personal-Healthcare-System dar, das EKG-,

PPG- und die Sauerstoffsättigungssignale zur Überwachung des Herz-Kreislauf-Systems erheben, zusammenführen und bewerten kann.

Die verwendeten Elektroden und Sensoren sind für reales Langzeitmonitoring geeignet und an alltagstauglichen Orten am Körper appliziert. Somit weisen die mit dem System erhobenen Daten genau die Artefakte auf, die für ein 24/7-Monitoring typisch sind. Diese Artefakt behafteten Daten bilden den Ausgangspunkt für die in den folgenden Kapiteln beschriebenen Methoden zur Unterdrückung von Bewegungsartefakten.

Für weiterführende Arbeiten wäre es von Interesse, die Antennen des Systems auf ihre Abstrahlcharakteristik hin zu untersuchen und diese gegebenenfalls für die Trageweise am Körper zu optimieren. Zusätzlich bergen die jüngsten Fortschritte in der Halbleiterherstellung weiteres Energiesparpotential, so arbeiten neueste MSP430-Derivate mit deutlich höherem Takt und weisen eine wesentlich geringere Leistungsaufnahme auf. Zudem ist für Messungen an Patienten der Einbau der Sensorsysteme in ein geschirmtes Gehäuse zu erwägen, wodurch sowohl die mechanische Robustheit als auch die elektromagnetische Verträglichkeit des Systems gesteigert werden kann.

4. Automatische Kontext-Erkennung

Die Erkennung von Bewegungen ist insbesondere für Personal-Healthcare-Systeme von großer Relevanz. Während bei klinischem Monitoring die Vitalparameter unter standardisierten Bedingungen und Aufsicht in Ruhe im Krankenhaus oder beim niedergelassenen Arzt erhoben werden, besteht beim Langzeitmonitoring keine Kenntnis über die Umstände der Messungen. Das Ansteigen der Herzrate oder des Blutdrucks besitzt bei Schreibtisch-Tätigkeiten oder im Schlaf gänzlich andere Bedeutung als beispielsweise beim Treppensteigen.

Der Auswertung physiologischer Informationen im medizinischen Langzeitmonitoring wird durch eine robuste automatisierte Bewegungserkennung eine Zusatzinformation über das Aktivitätsverhalten des Patienten in Form von Kontextinformation an die Seite gestellt, die nicht auf manuelle Protokollierung der Patienten angewiesen ist. Hierdurch ist es möglich, pathologische Vitalparameter sicherer zu bewerten und gegebenenfalls den Patienten über das Erreichen von Belastungsgrenzen zu informieren sowie Zusammenhänge von Symptomen und Situationen systematisch zu ergründen [NSS00] [KAW⁺10] [AAGZYL09].

Dieses Kapitel beschäftigt sich mit dem grundlegenden Entwurf eines Systems zur Klassifikation von Bewegungen und der Detektion von Lagen aus dreiachsigen Beschleunigungsdaten. Dabei liegt der Fokus auf der systematischen Auswahl repräsentativer Eigenschaften (Features) sowie der Bestimmung sinnvoller Normalisierungen und der Auswahl von Klassifikatoren für die Erstellung eines generalisierten Modells zur Bewegungserkennung, das nicht für jeden Patienten individuell angelernt werden muss [VKO09], [Krü09].

4.1. Mustererkennungssystem

Konzeptionell unterscheidet der Ansatz zwischen Zeitabschnitten mit hoher und niedriger Aktivität. Dieses begründet sich aus typischen Situationen, in denen ein 24/7-Monitoring eingesetzt wird. Niedrige Aktivität liegt beispielsweise bei sitzenden Tätigkeiten mit aufrechtem Oberkörper oder im Schlaf vor. Hierbei lassen sich folgende *Lagen* (P1-P5) durch Auswertung des Gravitationsvektors bestimmen:

- (P1) Oberkörper aufrecht
- (P2) Rückenlage
- (P3) Seitenlage links

- (P4) Bauchlage
- (P5) Seitenlage rechts

Die Verarbeitung der Beschleunigungssignale wird mittels überlappender Fensterverarbeitung durchgeführt. Jedes Fenster umfasst einen Zeitsignalausschnitt von 2,56 s und enthält bei der Abtastrate von 100 Hz $N = 256$ Abtastwerte. Zur Bestimmung der Aktivität hat sich das empirische Aktivitätsmaß (Act) aus Gleichung 4.1 als geeignet erwiesen, das für jedes zu verarbeitende Fenster berechnet wird. Dabei sind a_x , a_y , und a_z die Beschleunigungssignale.

$$Act = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |v_a(i) - \bar{v}_a| \quad \text{mit} \quad \bar{v}_a = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} v_a(i) \quad \text{und} \quad v_a(i) = a_x(i)^2 + a_y(i)^2 + a_z(i)^2 \quad (4.1)$$

Wie in Abbildung 4.1 dargestellt, wird beim Überschreiten des empirisch ermittelten Schwellwerts für die Aktivität von 0,1 statt der Auswertung einer passiven Lage eine Verarbeitung nach Methoden der klassischen Mustererkennung zur Bestimmung der aktiven Bewegung durchgeführt. Dazu gehört die Ermittlung der die Signale beschreibenden Features sowie eine Klassifikation der Bewegungsmuster in *Bewegungen* (A1-A4):

- (A1) Treppe hinauf
- (A2) Treppe hinunter
- (A3) Gehen in komfortabler Geschwindigkeit
- (A4) Laufen - Geschwindigkeit wie beim Dauerlauf

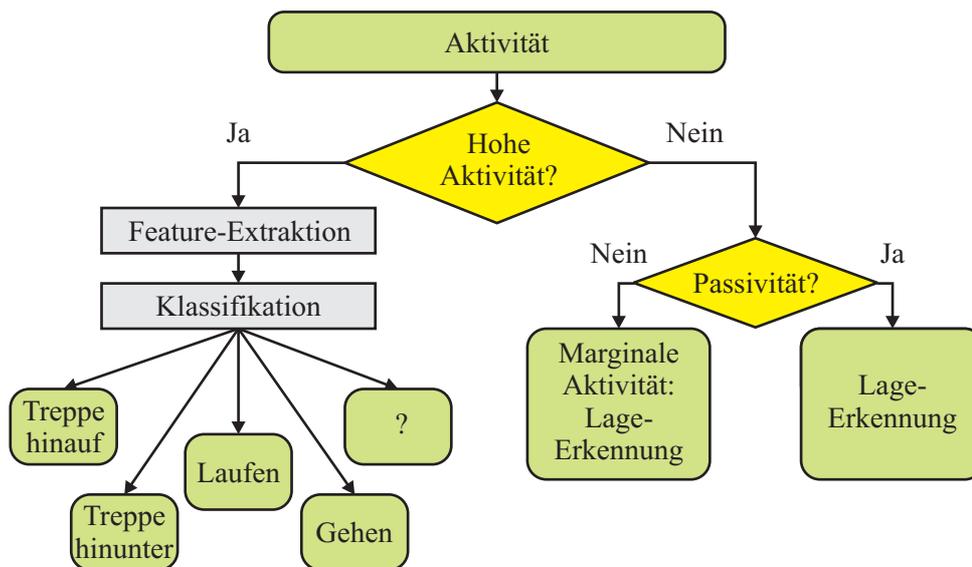


Abbildung 4.1.: Struktureller Aufbau des Bewegungs-Erkennungs-Systems. Unterschiedliche Konzepte für hohe und geringe Aktivität.

4.2. Datenerfassung

Die Daten wurden mit Hilfe des für das Body-Sensor-Network entwickelten EKG-Brustgurtes erhoben, der neben dem EKG auch die dreiaxige Beschleunigung erhebt (Abschnitt 3.2.1). Um eine ausreichend große Menge von Datensätzen zu erhalten, wurden die Beschleunigungs- und EKG-Signale von insgesamt 30 Probanden (10 weiblich, 20 männlich) für die Trainingsdaten und insgesamt 6 Probanden (2 weiblich, 4 männlich) für die Testdaten aufgezeichnet. Während eines speziell entworfenen Parcours, der durch auditive Anleitung mit einem digitalen Diktiergerät von den Probanden durchlaufen werden musste, wurden sowohl alle für die Klassifikation festgelegten Bewegungen (A1-A4) als auch die verschiedene passiven Körperlagen (P1-P5) von den Probanden eingenommen. Durch die individuellen Unterschiede in den Bewegungs-Ausführungsgeschwindigkeiten wurden großräumige Pausen vorgesehen, in denen die Probanden angehalten waren, sich ruhig zu verhalten. Diese Ruhepausen wurden zusätzlich zur Daten-Segmentierung und -Markierung verwendet.

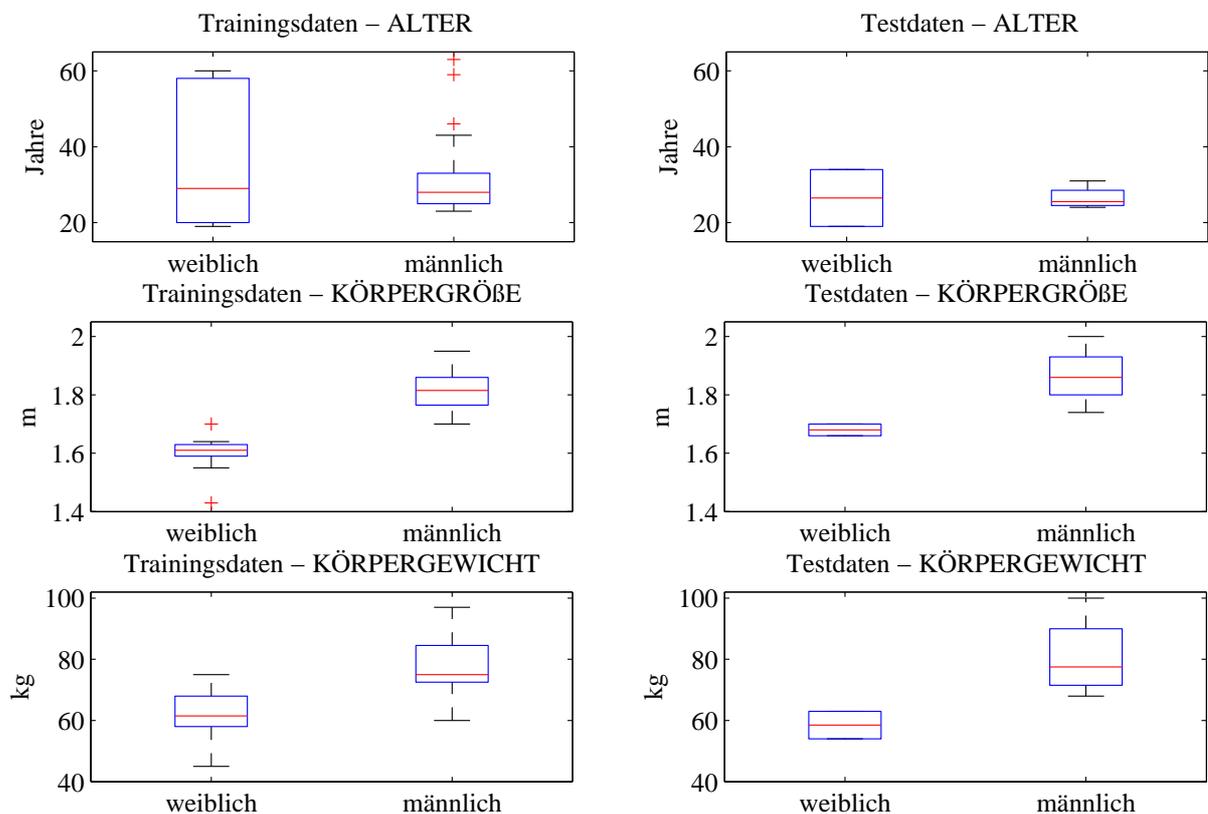


Abbildung 4.2.: Probandenstatistik für die Training- und Testdaten des Bewegungsklassifikations-Systems.

4.3. Datenvorverarbeitung

Der auf dem Sensor-System verbaute Beschleunigungssensor ADXL330 von Analog Devices besitzt einen linearen Dynamikumfang von $\pm 3\text{ g}$ [Ana06]. Durch die Digitalisierung mittels des im Mikrocontroller integrierten 12-bit Analog-Digital-Umsetzers ergibt sich die maximale Auflösung von $a_{min} = 2,4\text{ mg}$, die für eine Bewegungsdetektion als ausreichend einzuschätzen ist [HKS⁺03]. Die Darstellung von positiven und negativen Beschleunigungen wird in der analogen Domäne durch einen Offset in Höhe der halben Betriebsspannung ermöglicht, der durch Ausnutzung der Gravitation für die jeweils orthogonalen Beschleunigungsachsen in der digitalen Domäne kompensiert wird. Genauso wird auch die Empfindlichkeit des jeweiligen Sensorsignals bestimmt und für eine Umrechnung in reale Beschleunigungswerte in g verwendet.

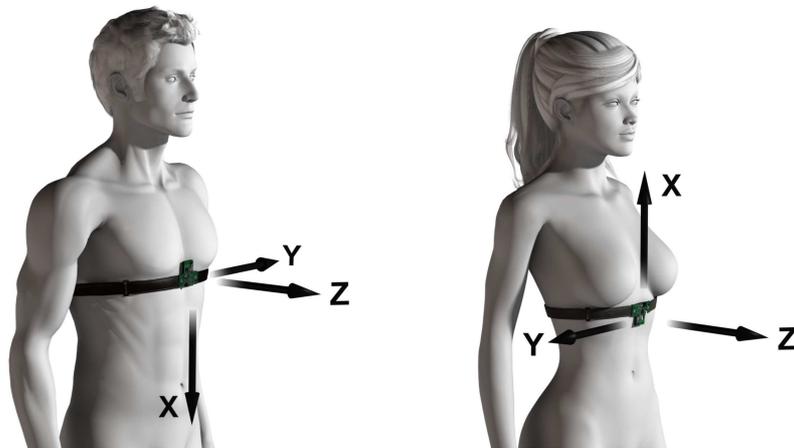


Abbildung 4.3.: Trageposition des EKG-Sensorsystems und Ausrichtung der Beschleunigungsachsen für männliche und weibliche Probanden.

Wie Abbildung 4.3 verdeutlicht, ergeben sich aus anatomischen Gründen verschiedene Tragerichtungen des Sensor-Systems für die beiden Geschlechter. Diese unterschiedlichen Achsenzuordnungen werden während einer Datenvorverarbeitung angepasst und zusätzlich wird die mögliche nicht ideal aufrechte Haltung der Probanden mittels Koordinatentransformation kompensiert. So kann sichergestellt werden, dass die verwendeten Test- und Trainingsdaten weder durch die Verwendung unterschiedlicher Sensor-Systeme noch durch allgemeine Fehlhaltungen der Probanden verfälscht werden und ein derart erstelltes Modell in einem höheren Maß generalisierbar ist.

4.4. Segmentierung und Markierung

Für die Segmentierung der Datensätze wurde eine graphische Benutzeroberfläche entwickelt, in die ein kompletter Datensatz geladen wird. Dieser besteht aus den drei Beschleunigungssignalen sowie dem ebenfalls ermittelten EKG-Signal. Die Anwendung des Aktivitätsmaßes aus Formel 4.1

unterstützt den Benutzer durch die Hervorhebung von Bereichen hoher Aktivität mittels rechteckiger Einrahmung, um so die verschiedenen Bewegungen des Parcours zu segmentieren und den entsprechenden Klassen zuzuordnen (Abbildung 4.4). Die so ermittelten Signalabschnitte bilden nun die Gesamtheit der für die Feature-Extraktion erhobenen Daten, die jeweils in Blöcken der Größe der Gleitfenster verarbeitet werden.

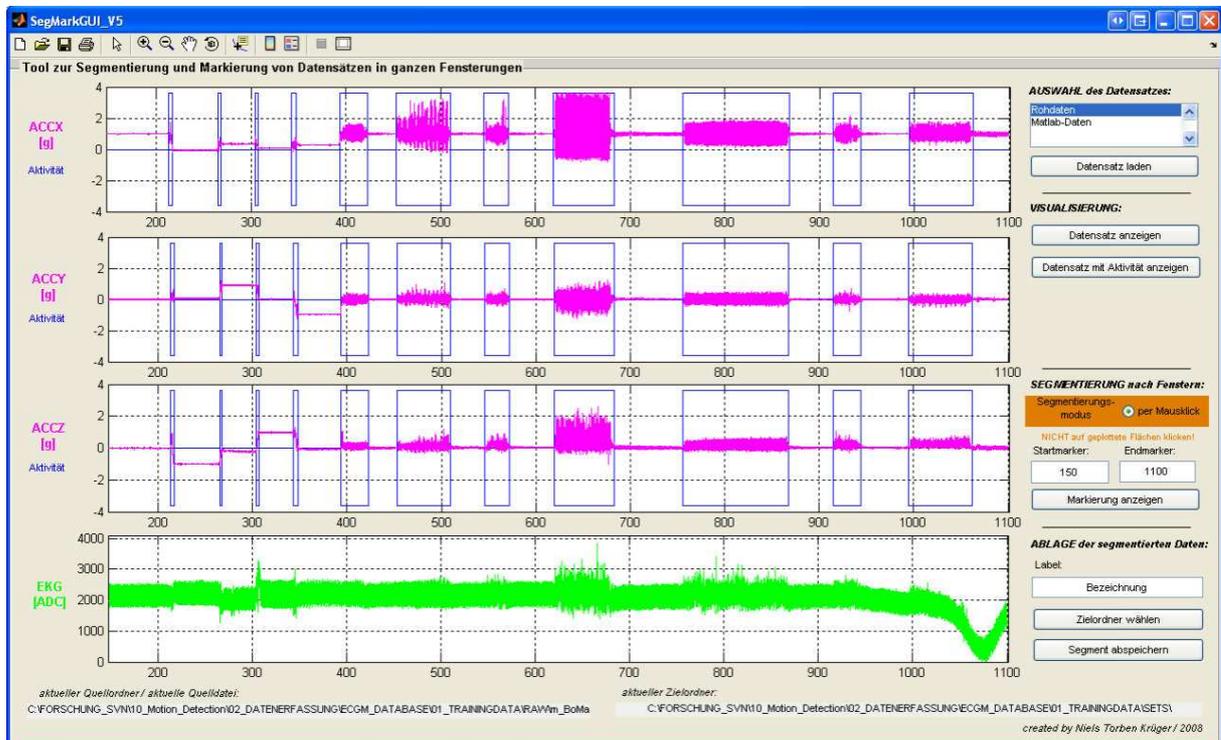


Abbildung 4.4.: Graphische Benutzeroberfläche zur Segmentierung und Markierung von Sensordatensätzen. Dargestellt sind die Daten des 22-minütigen Trainings-Parcours mit drei Beschleunigungssignalen und dem zusätzlich gemessenen EKG. Blaue Rechtecke rahmen Bereiche hoher Aktivität ein.

4.5. Feature-Kandidaten

Um ein leistungsfähiges generalisierendes Mustererkennungssystem aufzubauen, ist es nötig, einen passenden Satz an repräsentativen starken Features (Feature-Subset) zu finden, der die menschlichen Bewegungen gut beschreibt. Die Auswahl adäquater Features basiert in vielen publizierten Systemen allerdings oft lediglich auf Erfahrungswerten [BLPY04], [BI04].

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein anderer Ansatz gewählt, bei dem insgesamt 212 verschiedene mögliche Features auf ihre Klassifikationsleistungsfähigkeit hin untersucht und ausgewählt wurden. Einen Überblick über alle evaluierten Features liefert Tabelle B.1 im Anhang. Die Kandidaten beschreiben Signaleigenschaften sowohl im Zeit- als auch Frequenzbereich, deren Aufwand für ihre Berechnung sich teilweise stark unterscheidet. Für die Anwendung in einem PHS ergeben

sich allerdings verschiedene divergierende Optimierungsziele: Einerseits soll die Klassifikationsleistungsfähigkeit des Bewegungserkenners für die Kontext-Bestimmung möglichst hoch sein und andererseits sind für eine Realzeit-Anwendung die Rechenressourcen begrenzt. Daher wurden Untergruppen aus der Liste aller Feature-Kandidaten gebildet, die vorab den Rechenaufwand berücksichtigen.

4.6. Feature-Normalisierung

Besonders wenn Daten verschiedenen Ursprungs sind, ist eine Normalisierung für eine Mustererkennung unumgänglich, die den Dynamikumfang der ursprünglichen Daten auf ein vergleichbares Intervall einschränkt. Unabhängig davon, ob zur Normalisierung eine lineare oder nichtlineare Abbildung angewendet wird, besitzt diese einen Einfluss auf die Klassifikationsleistung. Daher wurden die drei gängigen Normalisierungen N1, N2 und N3 untersucht, die im Folgenden kurz erläutert werden [Nie83].

- **Min-Max-Normalisierungen (N1).** Diese Methode skaliert die Daten linear auf den Zielwertebereich von $[0; 1]$. Dadurch ist diese besonders empfindlich gegenüber Ausreißern, wodurch die Abschätzung der Dynamik zu ungünstigen Skalierungen der normalisierten Daten führen kann.
- **Normalisierungen der Standardabweichung (N2).** Die mittelwertbefreiten Daten werden so skaliert, dass ihre Standardabweichung zu eins wird. Nachteilig stellt sich die nicht vorhersagbare Dynamik der Daten nach der Normalisierung dar.
- **Normalisierungen mittels Sigmoidfunktion (N3).** Diese Methode bildet die mit dem Verfahren N2 normalisierten Daten nichtlinear mittels der Sigmoidfunktion auf das Intervall $[-1; 1]$ ab.

4.7. Feature-Selektion

Um die Features bezüglich ihrer Klassifikationsleistungsfähigkeit zu ordnen, wurden anschließend Kombinationen von Feature-Kandidaten-Sätzen und Normalisierungen mittels eines Selektionsalgorithmus analysiert. Die hier angewendete Leave-One-Out-Kreuz-Validierung ist schematisch in Abbildung 4.5 dargestellt. Der Suchalgorithmus geht immer von der Gesamtheit aller Feature-Kandidaten aus. In jedem Evaluationsschritt wird iterativ ein Feature zur Klassifikation ausgelassen und jeweils die Fehlerrate berechnet. Die Iteration mit der geringsten Fehlerrate umfasst folglich das schwächste Feature, das für den nächsten Evaluationsschritt verworfen wird. Zur Berechnung der Fehlerrate wurde der k-Nächster-Nachbar-Klassifikator (kNN) mit $k = 3$ eingesetzt. Die Verteilung der Merkmale für die Trainingsdaten ist vorab nicht bekannt, wodurch sich dieser Klassifikator besonders gut eignet, da er nicht auf linear trennbare Klassen beschränkt

ist. Die Anwendung der Leave-One-Out-Kreuz-Validierung ermöglicht somit die Aufstellung einer vollständigen Rangliste der Feature-Kandidaten (Feature-Ranking), die eine Entscheidungsgrundlage für die Zusammenstellung eines geeigneten Featuresatzes bildet.

Die Ergebnisse der Sortierung sind für die Gesamtheit aller 212 Feature-Kandidaten in Tabelle B.2 im Anhang dargestellt, die die 13 stärksten Features umfasst. Nach einer Vorauswahl zur Minimierung der benötigten Rechenleistung wurden zwei weitere Rankings mit 21 Features (Tabelle B.3 und B.4) erstellt.

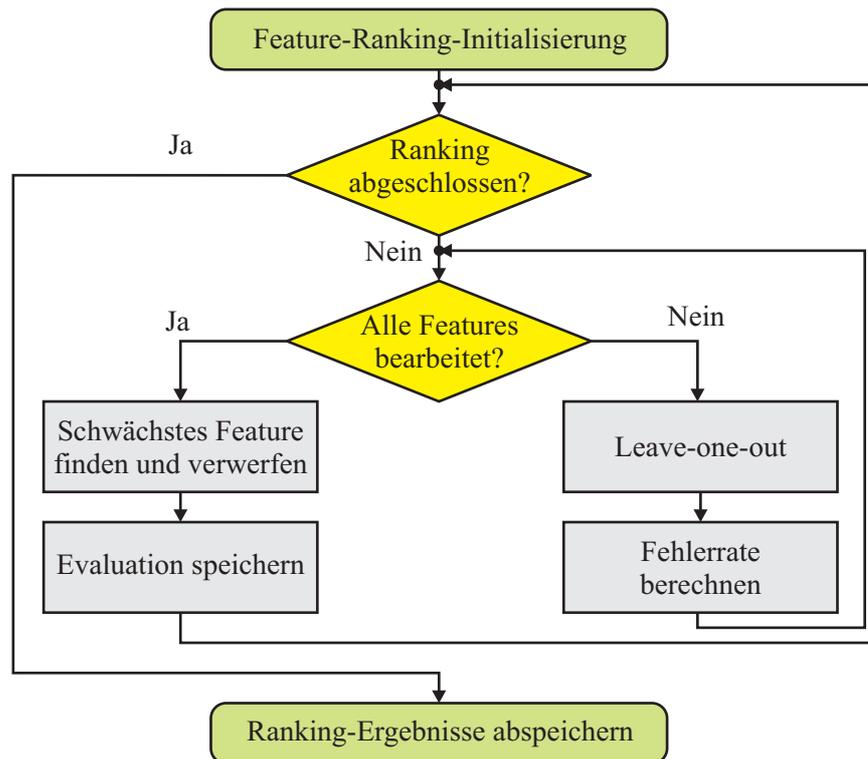


Abbildung 4.5.: Algorithmus zur Leave-One-Out-Kreuz-Validierung für die Feature-Selektion.

4.8. Klassifikatoren

Prinzipiell ist es möglich, eine Vielzahl von Klassifikatoren zur automatischen Kontext-Erkennung einzusetzen. Polynom-Klassifikatoren bieten den Vorteil, die Adaptionaufgabe bei der Trennung zwischen Klassen direkt zu lösen und lassen sich in komplexere Klassifikatorstrukturen wie Bäume und Netze weiterentwickeln. Künstlichen Neuronalen Netze sind eine Nachbildung der biologischen Neuronalen Netze. Sie eignen sich, gezielt beliebige Funktionen zu approximieren. Die Funktionalität ist jedoch nicht fest vorprogrammiert, sondern wird durch Lernen bestimmt. Die grundlegende Idee von Support-Vektor-Maschinen basiert auf der Projektion der Trainingsdaten in einen höherdimensionalen Raum in dem eine Hyperebene eine eindeutige Trennung der Klassen erlaubt.

Eine Anwendung der Bewegungserkennung im medizinischen Kontext erfordert eine Realzeit-Implementierung, für die die Auswahl eines geeigneten Klassifikators essentiell ist. In Rahmen dieser Dissertation wurde daher die Leistungsfähigkeit sowohl für den k-Nächster-Nachbar-Klassifikator als auch den Maximum-Likelihood-Klassifikator (ML) evaluiert, da sich diese entscheidend bezüglich der benötigten Rechenleistung unterscheiden [Bis06] [DHS01] [Nie83] [Sch96] [Fuk91] [Bis95]. Zusätzlich ist auch der Speicherbedarf der erstellten Klassenmodelle sehr unterschiedlich. Während der kNN-Klassifikator alle Datenpunkte des Trainingsdatensatzes umfasst, wird beim ML-Klassifikator nur eine Beschreibung der Klassenverteilung im Modell gespeichert, wodurch sich dieser besser für eine Implementierung in einem eingebetteten System eignet.

4.9. Leistungsfähigkeit

Abbildung 4.6 visualisiert die Klassifikationsleistungsfähigkeit für die im Anhang B.2 vorgestellten Feature-Subsets R1 und R2 in Kombination mit den Normalisierungsmethoden N2 und N3 für kNN- und ML-Klassifikation. Es wird deutlich, dass alle Kombinationen eine Fehlerrate von weniger als 20 % aufweisen.

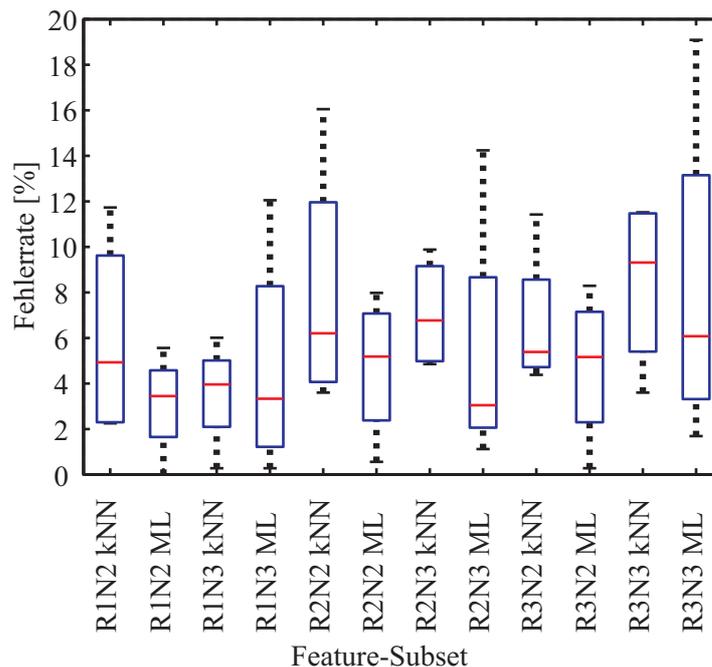


Abbildung 4.6.: Vergleich der Leistungsfähigkeit für Kombinationen der vorgestellten Feature-Sätze und Normalisierungen.

Eine gute Wahl für geringe Rechenleistung sind dabei die Varianten R2N2 und R3N2 mit ML-Klassifikation, während für den Featuresatz R1 mit 13 rechenaufwändigen Features R1N2 ebenfalls mit ML-Klassifikation das Optimum darstellt.

Tabelle 4.1.: Leistungsfähigkeit der Bewegungserkennung im Vergleich zu anderen publizierten Systemen für die vier aktiven Klassen.

Sensorkonfiguration, Klassifikator	Leistungsfähigkeit			
	Gehen	Laufen	Treppensteigen	
			abwärts	aufwärts
BSN, triaxialer Sensor (Thorax), (R1N2), ML	96,4 %	100,0 %	94,4 %	96,7 %
BSN, triaxialer Sensor (Thorax), (R2N2), ML	92,0 %	99,4 %	93,8 %	95,8 %
Fünf biaxiale Sensoren [BI04]	89,7 %	87,7 %	73,3 %	73,3 %
Ein biaxialer Sensor [BLPY04]	100,0 %	100,0 %	86,7 %	93,3 %
Zwei biaxiale Sensoren, kNN [Kun05]	80,5 %	88,9 %	94,7 %	88,9 %
Zwei biaxiale Sensoren, neuro-fuzzy [Kun05]	83,3 %	94,4 %	100,0 %	83,3 %

Auch im Verhältnis zu anderen publizierten Systemen ist die Leistungsfähigkeit des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Systems vergleichbar. Tabelle 4.1 stellt die Ergebnisse gegenüber. Dabei wird deutlich, dass eine sehr gute Klassifikationsqualität durch den Einsatz von nur einem triaxialen Sensor am Thorax erreicht wird.

Zusammenfassend eignet sich die in der vorliegenden Arbeit entwickelten Bewegungserkennung aus Beschleunigungsdaten mit der hier vorgestellten Methode gut zur Bestimmung einer Kontext-Information. Sie liefert robuste Zusatzinformationen bei der Auswertung von Vitalparametern und ermöglicht die Erschließung von Zusammenhängen zwischen Aktivitäten und den Zuständen des Herz-Kreislauf-Systems. Ein besonderer Vorteil der vorgestellten Methode liegt in der generalisierenden Modellbildung, bei der auf einen individuellen Lernvorgang verzichtet werden kann.

5. Elektrokardiographie

Das Elektrokardiogramm (EKG) ermöglicht die Aufzeichnung der Herzerregung durch die Ableitung von Potentialdifferenzen auf der Körperoberfläche [Sil07]. Es gibt ferner Aufschluss über die elektrische Herzlage und Herzfrequenz sowie den Erregungsrhythmus und -ursprung. Auf diese Weise stellt das EKG eine patientenschonende Methode zur Ermittlung von elektrischen und mechanischen Fehlfunktionen des Herzens sowie der kurz- und langfristigen Kreislaufregulationen dar.

In diesem Kapitel werden zuerst die Entstehung der messbaren Potentiale auf der Körperoberfläche sowie die üblichen Ableitungsmethoden beschrieben. Nach der Vorstellung von Elektroden-Technologien und einer Diskussion ihrer Eignung für das Langzeitmonitoring wird auf die benötigte Verstärkertechnik eingegangen. Um aus den abgeleiteten Biosignalen Vitalparameter zu extrahieren, werden unter anderem QRS-Komplex-Detektoren verwendet. Diese stellen eine Herausforderung für die Signalverarbeitung dar und werden im Folgenden vorgestellt. Der Fokus liegt dabei immer auf der Identifizierung von Artefakt-Quellen, die die Signalqualität beim Monitoring einschränken. Anschließend wird das Potential einer Kompensation von Bewegungsartefakten mittels Beschleunigungssignalen anhand eigener Evaluationen aufgezeigt.

5.1. Entstehung

Durch die Erregung der Herzmuskulatur wird im Körper näherungsweise ein quasistationäres elektrisches Strömungsfeld erzeugt, das sich auf der Körperoberfläche in einem Potentialfeld äußert. Aktionspotentiale, die an den einzelnen Muskelfasern ablaufen, wirken dabei wie Elementarstromquellen, deren Beiträge sich zu einem resultierenden Strom-Dipol zusammenfassen lassen.

Um den resultierenden Strom-Dipol herum entsteht zusätzlich ein elektrisches Feld, das sich durch Feldlinien und den dazu senkrechten Isopotentialflächen veranschaulichen lässt. Diese sind in Abbildung 5.1 für die Körperoberfläche skizziert. Dabei ergeben sich die dargestellten Unsymmetrien durch die inhomogene spezifische Leitfähigkeit ρ der verschiedenen Körperregionen.

Wie bereits in Abbildung 2.4 in Abschnitt 2.1.2 dargestellt, sorgen die unterschiedlichen Abschnitte des Erregungs- und Leitsystems im Herzen für sequentiell ablaufende Aktionspotentiale und somit ein sich bezüglich des Betrags und der Richtung ändernder resultierender Strom-Dipol.

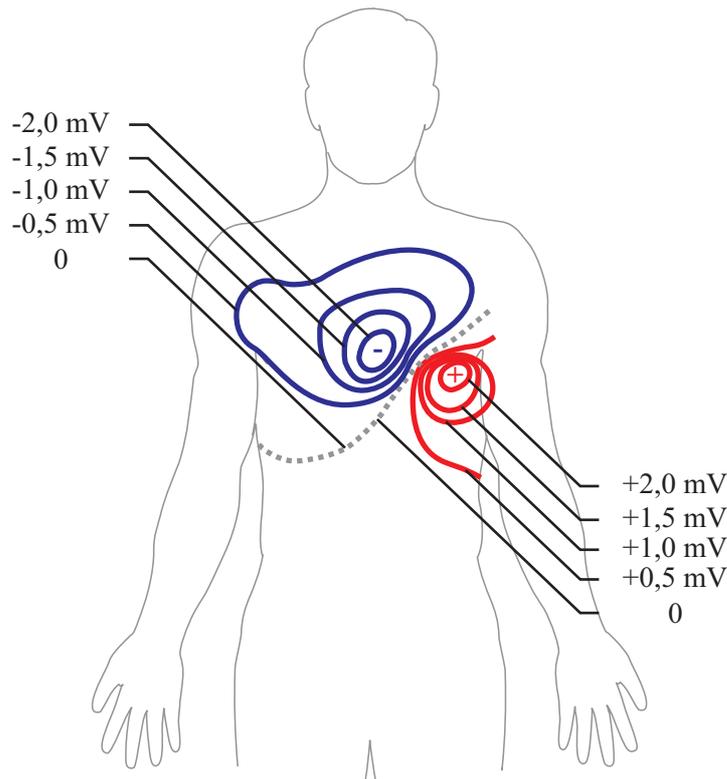


Abbildung 5.1.: Isopotentiallinien. Projektion der Isopotentialflächen auf den Thorax während der Phase der Ventrikel-erregung (R-Zacke im EKG) nach [KPS05].

Hieraus ergibt sich das auf der Körperoberfläche gemessene für das EKG typische Spannungssignal.

Die P-Welle ist Ausdruck der Vorhoferregung. Sind die Vorhöfe vollständig erregt, besteht keine Spannung mehr; die P-Welle ist abgeschlossen und das EKG befindet sich auf der Nulllinie. Anschließend wird die Erregung vom AV-Knoten auf den Ventrikel übergeleitet. Bei Erreichen des Ventrikelmuskels beginnt die Erregung auf der linken Seite des Septums und breitet sich vorerst herzbasiswärts aus (Q-Zacke). Nach vollständiger Erregung der Herzbasis verläuft die Ausbreitung dann in Richtung Herzspitze (R-Zacke). Die Beteiligung von mächtigem Muskelgewebe sorgt für eine große Potentialdifferenz. Die S-Zacke ergibt sich aus der Erregung des vorhofnahen äußeren Bereichs im linken Ventrikel. Danach ist das Ventrikelmuskels vollständig erregt. Im Verlauf der T-Welle geschieht abschließend die Repolarisation des Ventrikels [KPS05].

5.2. EKG-Ableitung

Während der Erregungsausbreitung ändern sich die Richtung und der Betrag des resultierenden Strom-Dipols ständig. Die dreidimensionale Figur, die sich dadurch während des Ablaufs aller Herzaktionsphasen ergibt, wird als „Vektorschleife“ bezeichnet und lässt sich durch Auftragen einer vertikalen gegen eine horizontale Ableitung als zweidimensionale Projektion visualisieren. Die verschiedenen Wellen des EKGs manifestieren sich in Teilabschnitten der Vektorschleife. Um sowohl die Herzlage als auch den zeitlichen Verlauf der Herzerregung zu bemessen, haben sich drei verschiedene Ableitungsmethoden durchgesetzt. Im Folgenden werden die Ableitungen nach Einthoven, Goldberger und Wilson kurz vorgestellt.

5.2.1. Bipolare Standardableitung

Bereits 1906 hat **Einthoven** das erste menschliche EKG abgeleitet. Aus dieser Zeit stammt die Konvention, die drei Ableitungsorte an den Armen und dem linken Fuß als Ecken eines gleichseitigen Dreiecks darzustellen (Abbildung 5.2(a)).

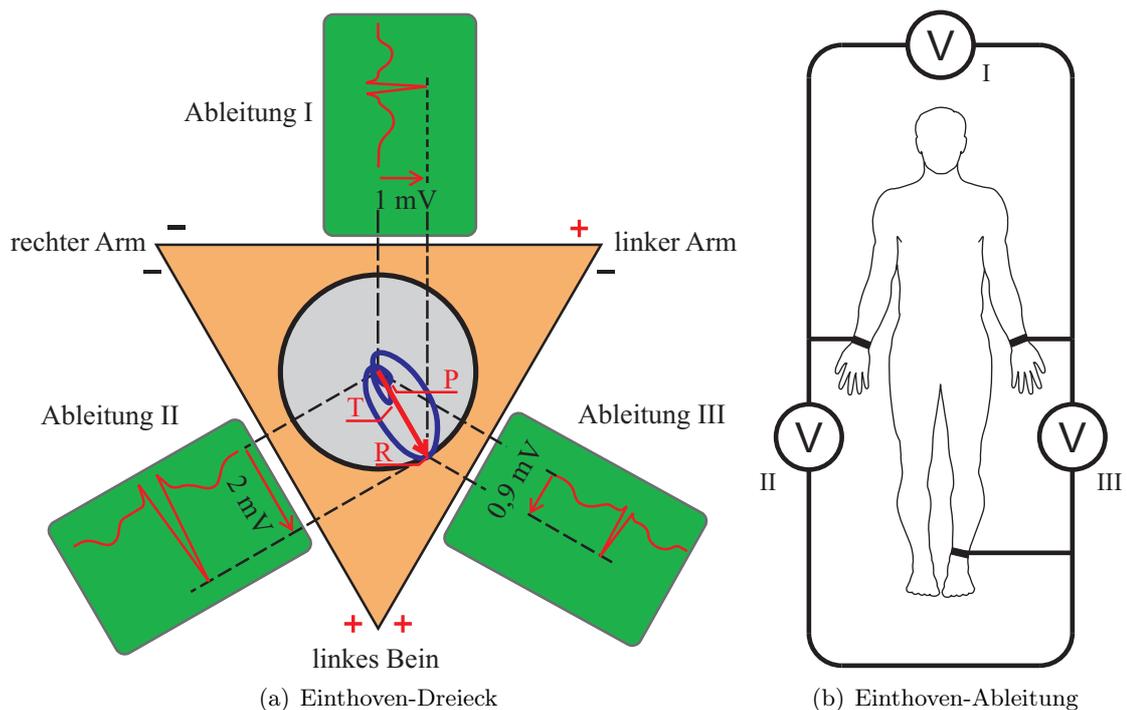


Abbildung 5.2.: EKG-Dreieck mit Vektorschleife nach Einthoven und bipolare Extremitätenableitungen I, II, III zur Bestimmung der Herzachse nach [KPS05].

Die Ableitung I kommt durch Bestimmung der Potentialdifferenz zwischen dem linken und rechten Arm, Ableitung II zwischen linkem Bein und rechtem Arm sowie Ableitung III zwischen linkem Bein und linkem Arm zu Stande. Trägt man die R-Zacken von mindestens zwei Ableitungen wie in Abbildung 5.2(a) auf den Schenkeln eines gleichschenkligen Dreiecks auf, so bilden

die Normalen zu den Schenkeln durch Minimum und Maximum Schnittpunkte, die die Herzlage im Verhältnis zur Horizontalen beschreiben.

5.2.2. Unipolare Standardableitung

Ein weiteres Extremitäten-Ableitungsverfahren stellen die Ableitungen nach **Goldberger** dar (Abbildung 5.3). Dabei wird von einer Elektrode gegen eine Zusammenschaltung der beiden verbleibenden Elektroden abgeleitet. Die Widerstände für die Zusammenschaltung müssen dabei größer als der Hautwiderstand und gleichzeitig vernachlässigbar in Bezug auf den Eingangswiderstand des Messverstärkers sein. Oft wird hier $R = 5\text{ k}\Omega$ gewählt.

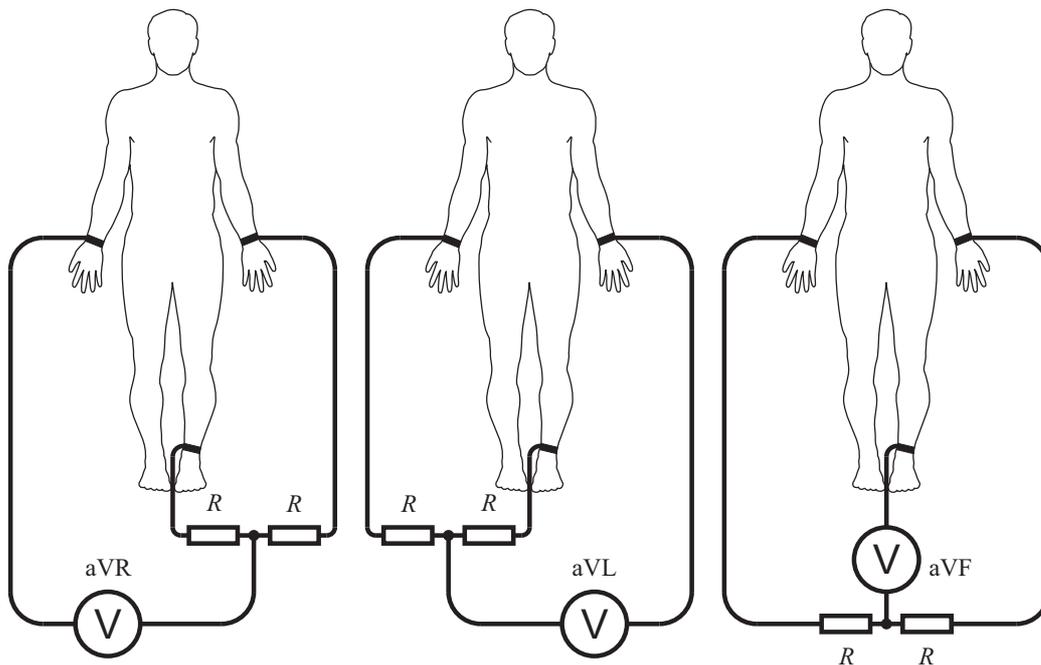


Abbildung 5.3.: EKG-Ableitung nach Goldberger nach [KPS05].

Die Ableitungen nach Goldberger ergeben durch die Zusammenschaltung von je zwei Extremitäten Ableitungsrichtungen entlang der Richtung der Winkelhalbierenden im Einthoven-Dreieck. Sie werden nach den Extremitäten aVR, aVL und aVF genannt, wobei das „a“ für augmented steht und den im Vergleich zur Einthoven-Ableitung größeren Pegel aufzeigt.

Einthoven- und Goldberger-Ableitungen zusammen liefern somit wesentliche Informationen über die Frontalprojektion der Vektorschleife. Sie stellen Einzelableitungen im Cabrera-Kreis im Abstand von von 30° dar, die eine schnelle Orientierung über die Projektion des resultierenden Dipols auf die Frontalebene erlauben.

Neben Extremitätenableitungen ist auch die Brustwandableitung nach **Wilson** üblich. Dabei werden an sechs genau definierten Stellen am Thorax unipolare Ableitungen gegen eine indifferente Elektrode durchgeführt, die mittels Zusammenschaltung von Elektroden an beiden Armen und am linken Fuß über Widerstände entsteht.

5.3. EKG-Elektroden

Die Auswahl einer geeigneten Elektrode ist entscheidend für die Qualität des abgeleiteten EKGs. Es reicht dabei nicht aus, einfach ein elektrisch leitfähiges Material auf der Haut zu platzieren, da der Strom und die Ladungsverteilungen im Körperinneren mit Ionenströmen verbunden sind, während in der Elektrode, den Zuleitungen und dem Verstärker Elektronen als Ladungsträger fungieren. Der Ladungsträger-Transfer findet an der Schnittstelle Patient-Elektrode statt. Sowohl der Übergang von der Elektrode zum Elektrolyt als auch die Haut unter der Elektrode sorgen für einen komplexen Übergangswiderstand und für Störungen in Form von Potentialschwankungen und Artefakten, die die Potentialableitung negativ beeinflussen [MW85].

5.3.1. Elektrode/Elektrolyt-Übergang

Wird eine metallische Elektrode in Kontakt mit einem Elektrolyt gebracht, kommt es an der Schnittstelle Elektrode/Elektrolyt zu einer elektrochemischen Reaktion, bei der ein Ionen-Elektronen-Austausch stattfindet. Metallatome neigen dazu, Elektronen durch eine Oxidation abzugeben und als Anionen im Elektrolyt in Lösung zu gehen, wodurch sich die Elektrode gegenüber dem Elektrolyt negativ auflädt:



Gleichzeitig findet eine Reduktion statt, bei der sich Metall-Ionen in Lösung mit Elektronen verbinden und an der Metallelektrode ablagern, wodurch sich die Elektrode gegenüber dem Elektrolyt positiv auflädt:



Im Inneren der beiden Phasen herrschen im zeitlichen Mittel homogene elektrische Wechselwirkungen wie Anziehung und Abstoßung zwischen den geladenen Teilchen. An der Phasengrenze existiert aber eine Inhomogenität, die sich in einem Nettovektor der elektrischen Kräfte äußert. Dadurch kommt es zu einer Umverteilung der Ladungsträger in der Nähe des Phasenübergangs und zur Ausbildung einer **elektrischen Doppelschicht**. Eine einfache Modellbildung dieses Phänomens wurde erstmals von Helmholtz 1879 beschrieben, bei der eine dicht an der Oberfläche der Elektrode liegende Ladungsbesetzung (engl.: inner helmholtz plane (IHP)) und eine damit verbundene Ladungsbesetzung innerhalb des Elektrolyten (engl.: outer helmholtz plane (OHP)) angenommen wird. Diese Schichten von unterschiedlicher Ladung verhalten sich wie ein Plattenkondensator und sorgen für eine Potentialdifferenz U_{eq} zwischen Elektrolyt und Elektrode. Die damit verbundene Kapazität am Phasenübergang wird auch „Doppelschichtkapazität,“ genannt.

Zusätzlich unterliegen die Ionen im Elektrolyt thermischen Bewegungen, wodurch sie ins Flüssigkeitsinnere getrieben werden. Dieser Effekt bedingt eine diffuse Verteilung im Elektrolyt nahe der Doppelschicht (Abbildung 5.4).

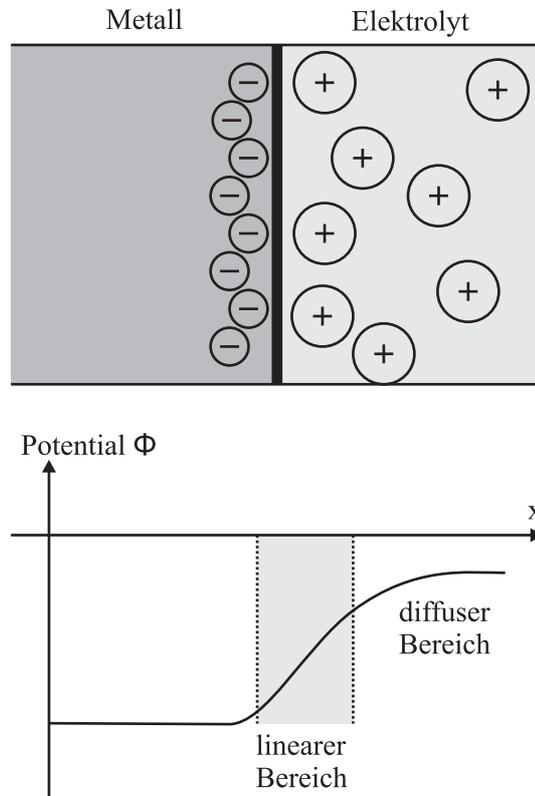


Abbildung 5.4.: Ausbildung einer elektrischen Doppelschicht durch Ladungstrennung an der Grenzfläche zwischen Metall und Elektrolyt: Ladungsverteilung und Potentialverlauf nach [MW85].

Eine direkte Messung dieser Potentialdifferenz ist nicht möglich. Stattdessen wird die Spannung indirekt über eine zweite Elektrode gemessen. Dazu wird ein von Wasserstoff umspültes Platinblech bei normiertem Wasserstoffdruck in der Lösung verwendet (Standard-Wasserstoff-Elektrode), dessen Potential als Null definiert wird.

Am Phasenübergang laufen die chemischen Reaktionen aus Gleichung 5.1 und Gleichung 5.2 ständig reversibel ab. Der elektrochemische Gleichgewichtszustand ist dann erreicht, wenn das elektrische dem chemischen Potential entspricht. Dieses wiederum hängt vom Verhältnis des Lösungsbestrebens des Metalls und dem Abscheidungsdruck der Ionen im Elektrolyt ab. Eine Übersicht gibt die elektrochemische Spannungsreihe (Tabelle 5.1).

Tabelle 5.1.: Elektrochemische Spannungsreihe für ausgewählte Metalle. Je weiter die Metalle links vom Wasserstoff stehen, um so höher ist ihr chemisches Potential und damit das Bestreben, in Lösung zu gehen.

Metall	Zn	Cr	Fe	Ni	H	Cu	Ag	Au	Pt
Potential [V]	-0,76	-0,74	-0,41	-0,23	0	+0,34	+0,8	+1,42	+1,68

In der Halbzelle treten an der Phasengrenze ständig Metall-Ionen in beide Richtungen hindurch, die als Stromdichte aufgefasst werden können. Der Betrag dieser Austauschstromdichte bestimmt, wie schnell der Gleichgewichtszustand erreicht ist.

5.3.2. Überspannung

Bei einer idealen Spannungsmessung wird von einem unendlich großen Eingangswiderstand des Messverstärkers ausgegangen. Für reale EKG-Messungen trifft diese Vereinfachung aber nicht zu. Da immer ein, wenn auch sehr geringer, zeitveränderlicher Strom i durch die Elektrode fließt, verändert sich auch das Halbzellenpotential am Phasenübergang. Diese Veränderung wird als Überspannung η in der Elektrochemie bezeichnet (Gleichung 5.3) und setzt sich aus drei Effekten zusammen: Durchtrittsüberspannung, Diffusionsüberspannung und Reaktionsüberspannung die in [MW85] näher beschrieben sind.

$$\eta = U(i) - U_{eq} \quad (5.3)$$

Allen Reaktionen an der Elektrode ist gemein, das sie aufgrund eines sich ändernden Ladungstransports an der Phasengrenze Metall/Elektrolyt zu Stande kommen. Wird bei diesen Reaktion der Ladungstransport gehemmt, so bildet sich eine Überspannung aus.

Um eine möglichst stabile Elektrode zu erhalten und eine nahezu ideale Spannungsmessung durchzuführen, sollte sich der Phasenübergang ständig im elektrochemische Gleichgewicht befinden. Näherungsweise ist dieses möglich, indem die Messstromdichte klein gegenüber der Austauschstromdichte gewählt wird.

5.3.3. Ersatzschaltbild für den Übergang Elektrode/Elektrolyt

Um die elektrischen Eigenschaften der Elektrode besser zu beschreiben, bietet sich eine Modellierung in Form eines Ersatzschaltbildes an. Der Phasenübergang Elektrode/Elektrolyt lässt sich aus den Komponenten Doppelschichtkapazität C_{DS} , einem parallel geschalteten Ladungs-Transfer-Widerstand R_{LT} und der Elektrodenpotential U_{eq} zusammensetzen.

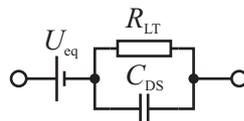


Abbildung 5.5.: Einfaches Ersatzschaltbild für die Phasengrenze Elektrode/Elektrolyt.

Der Ladungs-Transfer-Widerstand R_{LT} hängt von der Austauschstromdichte i_0 , der Temperatur T , der universellen Gaskonstante R , der Anzahl der an der Reaktion beteiligten Elektronen n

sowie der Faraday-Konstante ab. Er lässt sich für kleine Signalamplituden aus der Buttlar-Volmer Gleichung wie folgt ermitteln:

$$R_{LT} = \frac{RT}{nF} \cdot \frac{1}{i_0}. \quad (5.4)$$

Man unterscheidet ferner zwischen **ideal polarisierbaren** und **unpolarisierbaren Elektroden**. Bei ideal polarisierbaren Elektroden ist der Ladungsdurchtritt völlig unterbunden und äußert sich im Ersatzschaltbild als unendlich großer Ladungs-Transfer-Widerstand R_{LT} . Solche Elektroden eignen sich nicht gut für die EKG-Ableitung, da der gesamte Stromfluss über die Doppelschichtkapazität fließen muss und daher ständig eine Ladungsveränderung und damit verbunden eine Spannungsänderung an der Grenzschicht hervorgerufen wird. Unpolarisierbare Elektroden ermöglichen hingegen einen guten Ladungsaustausch über die Phasengrenze. Der Transfer-Widerstand kann als sehr niedrig angenommen werden und überbrückt praktisch die Doppelschichtkapazität. Die Eigenschaften realer Elektroden liegen zwischen diesen beiden Grenzfällen [MW85].

5.3.4. Haut

In den vorangegangenen Abschnitten wurde das Interface von der Elektrode zum Elektrolyt beschrieben. Bei der EKG-Ableitung spielt zudem der Kontakt zwischen dem Elektrolyt und der Haut eine entscheidende Rolle für die Qualität der Biosignale.

Die Haut besteht aus mehreren Schichten; sie bedeckt und schützt den Körper. Prinzipiell werden drei Schichten unterschieden: Epidermis, Lederhaut (Corium) und Subcutis.

Die Epidermis ist die äußerste Schicht, die mit einer Dicke von rund 100 μm eine Schutzschicht darstellt. Auf der Hautoberfläche befindet sich eine Hornschicht (Stratum Corneum), die nicht durchblutet ist und aus Hornzellen besteht. Anders als andere Organe des Körpers wird diese Schicht kontinuierlich vom Körper erneuert. Die dafür benötigten neuen Zellen werden in der untersten Schicht der Epidermis (Stratum Basale) gebildet. Die Lederhaut besteht aus mehreren Schichten eines Geflechts aus elastischen Fasern, in die Schweißdrüsen und -kanäle, Talgdrüsengänge und Haarwurzeln eingebettet sind. Diese Schicht ist wegen ihrer guten Gefäßdurchdringung elektrisch deutlich leitfähiger als die Epidermis.

Die elektrischen Eigenschaften der Haut sind vorwiegend durch die hohe Impedanz der Hornschicht geprägt. Die Hornschicht verhält sich wie eine halbdurchlässige Membran, an der sich ein Ionen-Konzentrationsunterschied und damit eine Potentialdifferenz U_{E-H} von etwa 15 – 30 mV einstellt. Elektrisch verhält sich diese äußere Schicht wie eine Kapazität, die auch im Ersatzschaltbild in Abbildung 5.6 als C_H modelliert ist. Ihr Wert liegt typisch unterhalb von 100 nF/cm² [KHM05]. Da die Hautstruktur zusätzlich durch Kanäle der Schweißdrüsen und Haarbälge durchbrochen wird, besteht eine direkte leitfähige Verbindung bis in tiefere Schichten der

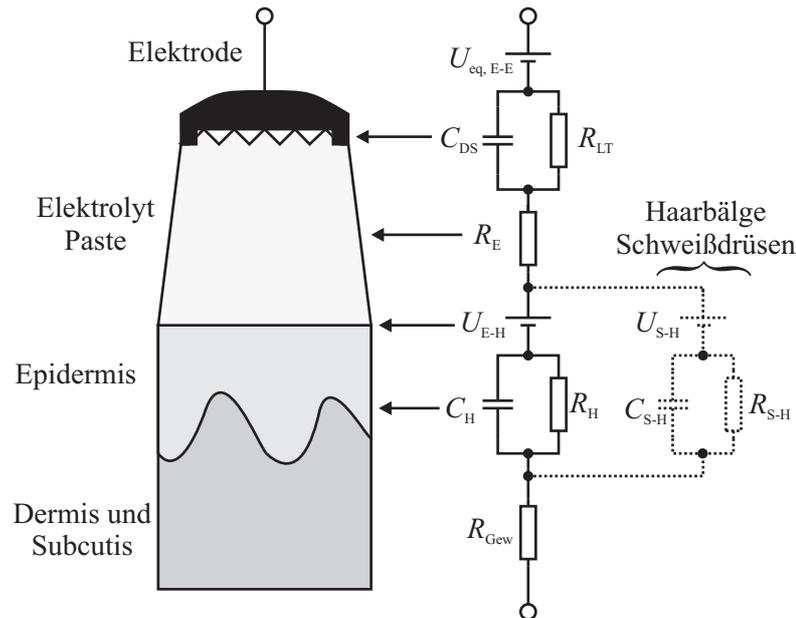


Abbildung 5.6.: Elektrisches Ersatzschaltbild des Systems zwischen Elektrode und subkutanem Gewebe nach [MW85]. Es setzt sich aus dem Gewebewiderstand R_{Gew} , den Elementen des Hautersatzschaltbilds (C_H , R_H , U_{E-H}), den Effekten durch Schweiß und Haare (C_{S-H} , R_{S-H} , U_{S-H}), dem Elektrolytwiderstand R_E , dem Ladungstransferwiderstand R_{LT} , der Doppelschichtkapazität C_{DS} und der Elektrodenspannung $U_{eq,E-E}$ zusammen.

Haut. Im Ersatzschaltbild sind diese durch einen zur Hautkapazität parallelen Hautwiderstand R_H repräsentiert.

Parallel kommt bei der EKG-Messung die Galvanic-Skin-Response (GSR) zum Tragen. Hierbei handelt es sich um die Änderung des Hautwiderstands aufgrund von Reizen. Dieser auch bei Lügendetektoren ausgenutzte Mechanismus bewirkt eine Vergrößerung der Schweißdrüsenaktivität und damit eine Erhöhung der Na^+ -, K^+ - und Cl^- -Ionenkonzentration in der Epidermis, die sich in einer veränderten Potentialdifferenz an der Hornschicht äußert (gestrichelt in Abbildung 5.6, U_{S-H} , C_{S-H} , R_{S-H}).

5.3.5. Präparieren der Haut

Um den Einfluss der Hornschicht zu verringern, wird in einigen Fällen mittels Abschleifen oder Rubbeln die Schichtdicke reduziert. Es ist ebenfalls üblich, die Oberfläche leicht mittels Mikronadeln oder ähnlichem zu perforieren, um so die Grenzschichtkapazität gänzlich zu überbrücken. Werden Gel-Elektroden eingesetzt, lässt sich durch die Erhöhung der Gelkonzentration eine Aufweichung des Stratum Corneums erreichen, wodurch der Übergangswiderstand gesenkt wird. Leider eignen sich alle diese Methoden nicht für ein Langzeit-Monitoring, da sich die Haut ständig regeneriert, wodurch Perforationen schnell zuwachsen und die normalen Schichtdicken wieder hergestellt werden [Web06]. Da Elektrodengele problematisch in Bezug auf die Hautverträglichkeit einzuschätzen sind, macht auch hier der dauerhafte Einsatz keinen Sinn.

Vielfach wird empfohlen, die Haut vor dem Anbringen zu rasieren, um Unebenheiten zu verringern. Diese Methode ist sicherlich bei kurzen Ableitperioden praktikabel, jedoch nicht für längere, da die Haarwachstumsrate etwa $0,3 \text{ mm/Tag}$ beträgt und immer wieder rasiert werden müsste [KHM05].

5.3.6. Silber/Silberchlorid-Elektroden

Die Silber/Silberchlorid-Elektrode findet besonders große Verbreitung in der physiologischen Messtechnik. Sie ist biokompatibel und gehört zu den unpolarisierbaren Elektroden. Der Aufbau besteht aus einer Silberfläche, die mit einer Schicht von schwer löslichem Silberchlorid überzogen ist und sich in einem mit Chlor-Ionen gesättigten Elektrolyt befindet. Es liegt an der Elektrode also ein Gleichgewicht für das elektrochemische System $Ag - AgCl - Cl$ vor.

Verwendet man zwei dieser Elektroden für eine Spannungsmessung, so fungiert die eine als Anode und die andere als Kathode. An der Kathode nehmen die Silber-Ionen des Silberchlorids Elektronen auf und scheiden sich als metallisches Silber ab. Dadurch verarmen die Silber-Ionen im gesättigten Silberchlorid-Elektrolyt und festes Silberchlorid geht aufgrund des Löslichkeitsproduktes L (Gleichung 5.5) in Lösung. Die überschüssigen Chlor-Ionen wandern in die angrenzende Lösung ab.

$$L = c_{Ag^+} \cdot c_{Cl^-} \quad (5.5)$$

An der Anode findet eine Oxidation statt, wodurch Silber-Ionen die Phasengrenze Silber/Silberchlorid durchlaufen und eine Überschuss an Silber-Ionen entsteht. Um das Löslichkeitsprodukt aufrecht zu erhalten, werden nun Chlor-Ionen aus der angrenzenden Lösung entnommen und festes Silberchlorid fällt aus.

Mittels der Nernst-Gleichung kann das Elektrodenpotential der Silber-Elektrode in einem Silber-Ionen enthaltenden Elektrolyt errechnet werden, wobei Φ_{Ag}^0 das Halbzellenpotential der Silber-Elektrode darstellt:

$$U_{eq} = \Phi_{Ag}^0 + \frac{RT}{nF} \cdot \ln(a_{Ag^+}) = \underbrace{\Phi_{Ag}^0 + \frac{RT}{nF} \cdot \ln(L)}_{= \Phi_{Ag}' = const.} - \frac{RT}{nF} \cdot \ln(a_{Cl^-}) = \Phi_{Ag}' - \frac{RT}{nF} \cdot \ln(a_{Cl^-}). \quad (5.6)$$

Da die Aktivität a_{Ag^+} über das Löslichkeitsprodukt festliegt, kann das Elektrodenpotential als Funktion der Aktivität a_{Cl^-} der Chlor-Ionen dargestellt werden (Gleichung 5.6). Sorgt man für einen Chlor-Ionen-Überfluss im Elektrolyt, so bekommt man eine Elektrode mit stabilem Halbzellenpotential [MW85].

Abbildung 5.7 zeigt eine moderne Einweg-Klebelektrode. Der mechanische Aufbau basiert auf einem flexiblen medizinischen Schaum, der auf einer Seite mit einem Klebefilm überzogen ist.



Abbildung 5.7.: Silber/Silberchlorid-Klebeelektrode. Links Oberseite mit Druckknopfanschluss, rechts selbstklebende Fläche, Silber/Silberchlorid-Kontakt mit darüberliegendem Hydrogelpad.

Auf der Außenseite ist der Druckknopfkontakt zu sehen, der sich für die EKG-Ableitung als Quasi-Standard durchgesetzt hat und leitend mit einem von Silberchlorid überzogenen Silberplättchen auf der Unterseite verbunden ist. Außerdem befindet sich ein Gelplättchen auf der Elektrode, das die Funktion des Elektrolyten erfüllt und für den Überfluss an Chlor-Ionen sorgt. Alternativ werden auch kleine Schwämme verwendet, die mit Elektrodenpaste getränkt sind.

5.3.7. Trockenelektroden

Im Gegensatz zu konventionellen Silber/Silberchlorid-Elektroden kommt bei Trockenelektroden kein Elektrolytgel oder Hydrogel zum Einsatz. Stattdessen werden die Elektroden vor der Verwendung mit Wasser angefeuchtet oder die einsetzende Schweißbildung sorgt nach einer Aufwärmphase für den notwendigen Elektrolyten.

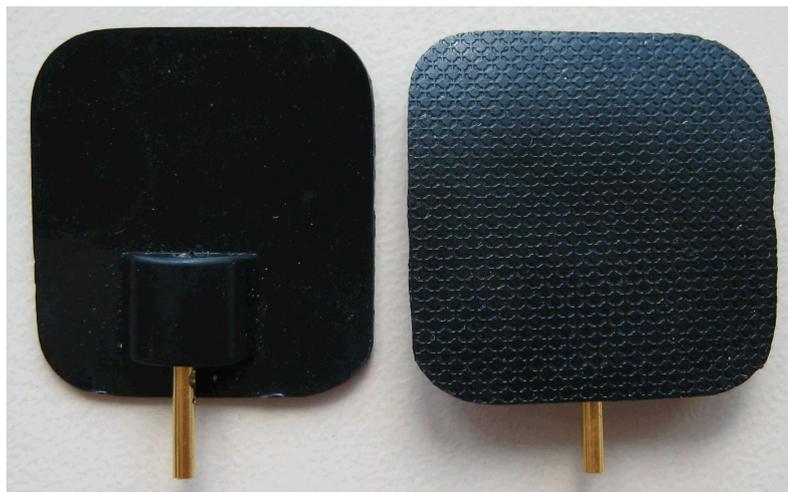


Abbildung 5.8.: Trockenelektrode aus kohlenstoffdurchsetztem Silikon (40 mm x 40 mm). Links: Oberseite mit elektrischem Steckanschluss. Rechts: Unterseite mit Strukturierung zur Vergrößerung der wirksamen Kontaktfläche.

Die einfachste Trockenelektrode stellt eine Metallplatte dar, die mit der Haut in Verbindung gebracht wird. Allerdings ergibt sich aufgrund der hohen Steifigkeit eine unsichere Kontaktfläche gerade bei behaarter Haut [KHM05]. Daher werden immer mehr Elektroden aus flexiblen Materialien hergestellt, die stabilere Ableiteigenschaften besitzen.

Um Silikone oder Gummi als Elektrode verwenden zu können, werden sie oft von Kohlenstoff durchsetzt oder mit leitenden Nanopartikeln angereichert [MS04], [HR07], [GZR⁺07]. Die Vorteile dieser Elektroden liegen in ihrer guten Haltbarkeit und leichten Integrierbarkeit in Kleidung. In Abbildung 5.8 ist eine **Silikon-Trockenelektrode** abgebildet, die für Versuchszwecke eingesetzt wurde.

Textile Elektroden werden als Gewebe gefertigt. Leitfähige Fasern werden dazu entweder in die Textilie mit eingewoben oder auf ein vorhandenes Gewebe gestickt [PV07]. Als leitfähige Fasern kommen beispielsweise silberbeschichtete Garne sowie feine Silberdrähte in Frage, die mit Polyester- oder Polyamidfasern verflochten werden. Diese leitfähigen Gewebe sind robust, absorbieren Feuchtigkeit kaum und trocknen daher schnell. Darüber hinaus sind sie leicht, dehnbar und waschbar. Der Betrag der Impedanz des Elektroden-Haut-Interfaces liegt für 1 cm² Fläche mit einem Wert von 1 – 5 M Ω deutlich über dem von Silber/Silberchlorid-Elektroden (10 k Ω).



Abbildung 5.9.: Textile Elektrode der Firma Polar. Oben: innenliegendes leitfähiges Gewebe (20 mm x 80 mm), eingearbeitet in einen textilen Träger. Unten: Druckknopfanschluss an der Außenseite.

Kapazitive Elektroden sind eine Alternative zu Gummi-, Silikon- oder textilen Elektroden. Aleksandrowicz et al. setzen diese rein kapazitiv gekoppelten Elektroden erfolgreich in einem Bürostuhl zu kontaktfreien Messung des EKGs ein [AWL07]. In der Literatur finden sich weitere Anwendungen zu Messung des EKGs in Toilettensitzen, Badewannen oder auch als Unterlage im Bett. Die Detektion des Herzschlags wird auch durch die Kleidung hindurch bis zu einem Abstand von 1 cm möglich. Allerdings sind die benötigten Elektrodenflächen relativ groß ($A = 4 \text{ cm} \times 8 \text{ cm}$) und eine aktive Schirmung ist aufgrund der geringen Koppelkapazität notwendig [AWL07]. Derartige Elektroden bieten hohe Biokompatibilität und Langzeitstabilität, die

abgeleiteten Signale sind allerdings stark durch Bewegungsartefakte überlagert. Daher eignen sie sich für ein kontinuierliches Monitoring nicht optimal.

5.3.8. Ableitort und Elektrodengeometrie

Bei den Standardableitungen nach Einthoven und Goldberger handelt es sich prinzipiell um Extremitäten-Ableitungen. Komfortabler ist es jedoch, Ableitorte auf dem Thorax zu wählen, um lange Kabelverbindungen zu vermeiden. Gute Signalqualität ist erreichbar, wenn nahe des Herzdipols abgeleitet wird, da so größere Signalpegel erreichbar sind (Abbildung 5.1). Orte auf der Brust eignen sich zusätzlich gut, da dort störende Überlagerungen durch Muskelpotentiale weniger zu erwarten sind.

Sollen Trockenelektroden eingesetzt werden, besteht das Problem der hohen Serien-Impedanz am Elektroden-Haut-Übergang. Diese lässt sich aber durch Vergrößerung der Elektrodenfläche auf einen akzeptablen Wert verringern [PKK⁺06].

5.3.9. Artefakte

Durch die Platzierung auf der Hautoberfläche erzeugt das Interface Elektrode/Haut eine Vielzahl von Artefakten. Bei Lageänderungen und großen Bewegungen kommt es zu **Verschiebungen der Elektrode**, die ein erneutes Einstellen des elektrochemischen Gleichgewichts nötig machen und zu großen Störspannungen im abgeleiteten Signal führen. Durch Hebung und Senkung des Brustkorbs kommt es ständig zu einer leichten **Dehnung und Stauchung der Haut** und insbesondere auch der Hornschicht, wodurch sich die Polarisierung an dieser Grenzschicht ändert [Web06]. Da der **Anpressdruck** sowohl auf den Übergang Elektrode/Elektrolyt als auch Elektrolyt/Haut wirkt, ist die Aufrechterhaltung eines konstanten Drucks wünschenswert, aber in typischen Langzeitanwendungen nicht zu bewerkstelligen. Dies bewirkt eine Änderung einerseits für die Polarisierungsspannung und andererseits für den Übergangswiderstand. Genauso können **Perioden minimaler Abhebung und Kontaktierung** nicht gänzlich unterbunden werden. Diese sind besonders gravierend, da die Einstellung des elektrochemischen Gleichgewichts im Metall nahezu instantan ist, während sie im Elektrolyt und in der Haut langsam verläuft, wodurch sich größere Ladungsverschiebungen ergeben [KHM05]. **Elektrostatische Aufladung** durch Reibung an über der Elektrode getragener Kleidung sorgt zusätzlich für Artefakte.

5.3.10. Elektroden für das Langzeit-Monitoring

Für die Eignung als Langzeit-EKG-Elektrode sind neben der EKG-Signalqualität auch die Hautverträglichkeit und der Tragekomfort des Elektrodenmaterials entscheidend. Wählt man waschbare Materialien, können die Elektroden mehrfach verwendet werden. Zusätzlich spielt die Benutzerfreundlichkeit eine besondere Rolle. Um dem Patienten die richtige Platzierung

der Elektroden zu erleichtern, wird deshalb vielfach eine Integration in Kleidung oder Gurte angestrebt [Web06].

Silber/Silberchlorid-Elektroden verhalten sich besonders hinsichtlich des Elektrodenpotentials sehr stabil und besitzen eine geringe Elektroden-Haut-Impedanz. Allerdings sorgt der Kontakt der Haut mit dem Kontaktgel oder Hydrogelplättchen schnell für Hautirritationen. Auch die notwendige Fixierung über einen Klebering ist im Hinblick auf die Biokompatibilität und die Haltbarkeit problematisch, da sich die Hautzellen alle 24 Stunden erneuern und sich daher auch die Elektrode ablösen wird. Zudem besteht die Gefahr der Austrocknung des Gels, wodurch die Elektrode unbrauchbar wird. Diese Eigenschaften macht Silber/Silberchlorid-Elektroden für die Anwendung im Langzeit-EKG-Monitoring ungeeignet.

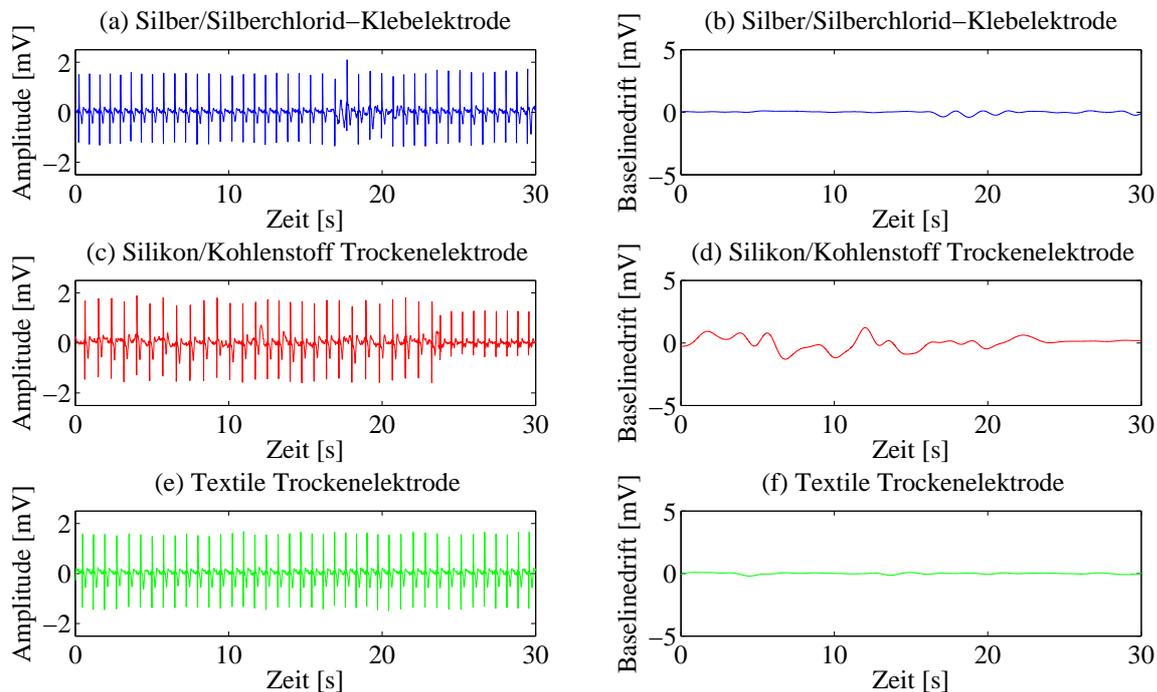


Abbildung 5.10.: EKG-Ableitung mit verschiedenen Elektrodenmaterialien in Ruhe. Die Signale (a), (c) und (e) sind bandpassgefiltert; die Signale (b), (d) und (f) repräsentieren die Baseline-Drift.

Trockenelektroden eignen sich für diesen Zweck deutlich besser, da sie nur körpereigene Flüssigkeiten statt Leitgels benötigen. Andererseits sind niedrige Impedanzen mit diesen Elektrodentypen nur mit deutlich größerer Elektrodenfläche erreichbar. Gummi- oder Silikonelktroden besitzen große Langzeitstabilität und lassen sich leicht in textile Träger integrieren. Die Anfälligkeit für Bewegungsartefakte aufgrund von Änderungen des Anpressdrucks ist deutlich höher als bei Klebelektroden. Zusätzlich ist die Anpassungsfähigkeit an Hautunebenheiten oder Behaarung durch die größere Steifigkeit etwas schlechter als bei textilen Elektroden. Textile Materialien sind dehnbar und gewährleisten somit auch unter größerer Bewegung guten Kontakt. Hautirritationen sind bei beiden vorgestellten Trockenelektrodentypen weniger zu erwarten; allerdings sorgt die Atmungsaktivität von textilen Elektroden für größeren Komfort.

Abbildung 5.10 zeigt einen Vergleich von EKG-Ableitungen unter Verwendung von Silber/Silberchlorid-, Silikon/Kohlenstoff- und Textilelektroden. Dabei zeigt sich, dass die in der Abbildung auf der linken Seite dargestellten erreichbaren Signalpegel bei allen Varianten in etwa vergleichbar sind. Allerdings wurde zur Verringerung des Elektrodenwiderstands die Fläche der Trockenelektroden etwa 16 mal so groß gewählt wie bei der Klebeelektrode. Leichte Bewegungen bedingt durch die Atmung in Ruhe äußern sich in dem rechts dargestellten Bewegung der Nulllinie (Baselinedrift). Diese kommt durch die Veränderungen der Polarisierung am Phasenübergang Elektrolyt/Haut zu Stande. Hier erreicht die textile Elektrode ein mit der Silber/Silberchlorid-Elektrode vergleichbares Verhalten, während die Silikon/Graphit-Elektrode deutlich schlechtere Eigenschaften besitzt.

5.4. EKG-Verstärker

Wie in Abschnitt 5.3 dargestellt, bilden die Elektroden bei der Ableitung des EKGs in elektrischer und chemischer Hinsicht ein komplexes Interface. Auch der Registrierverstärker, der letztendlich die Potentialdifferenz zwischen zwei Elektroden ermittelt, verhält sich aufgrund seiner Implementierung mittels Halbleitern nicht rückwirkungsfrei. Um dennoch eine möglichst geringe Beeinflussung des zu messenden Signals zu erreichen, sollte der Verstärker eine möglichst hohe Eingangsimpedanz besitzen. Für die EKG-Ableitung hat sich die Topologie des Instrumentationsverstärkers (Abbildung 5.11) durchgesetzt, da diese gegenüber einem einfachen Differenzverstärker deutlich höhere Eingangsimpedanzen besitzt.

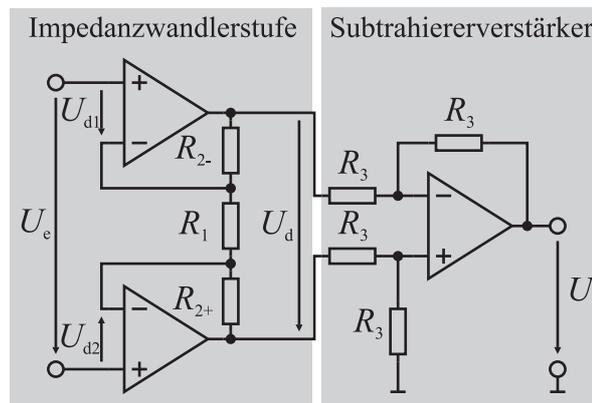


Abbildung 5.11.: Schaltbild eines Instrumentationsverstärkers. Allein durch Veränderung von R_1 kann die Verstärkung eingestellt werden.

Die Operationsverstärker der Impedanzwandlerstufe sorgen dafür, dass die Eingangsdifferenzspannungen U_{d1} und U_{d2} zu Null werden. Dadurch fällt die Eingangsspannung U_e auch über R_1 ab, was einen Stromfluss von $I_1 = \frac{U_e}{R_1}$ zur Folge hat, der ebenfalls durch Widerstände R_{2-} und R_{2+} fließt. Somit ist die Potentialdifferenz zwischen den Ausgängen der beiden Operationsverstärker der Impedanzwandlerstufe gegeben als:

$$U_d = \left(1 + \frac{2R_2}{R_1}\right) \cdot U_e = -U_a. \quad (5.7)$$

Der Subtrahiererverstärker besitzt bei Wahl gleicher Widerstandswerte R_3 die Verstärkung eins und bezieht die Potentialdifferenz U_d auf das Massepotential. Auch wenn diese Schaltungstopologie dem Ziel der idealen Spannungsmessung recht nahe kommt, fließt doch immer ein geringer Bias-Strom in die Eingangsstufe der Impedanzwandler.

5.4.1. Störquellen

Dem Nutzsignal können sowohl elektrisch als auch magnetisch gekoppelte Störsignale überlagert sein. Unter **galvanischer Störeinkopplung**, die auch oft als Masseschleife bezeichnet wird, versteht man Effekte, die durch die gemeinsame Nutzung von Bezugspotentialen entstehen. Abhilfe

schaft hier nur eine von anderen Schaltungsteilen unabhängige Führung der Bezugspotentiale beispielsweise durch Einführung eines Massesternpunktes oder durch eine galvanische Trennung von Biosignalverstärker und Auswertsystem mittels magnetischer, optischer oder kapazitiver Signalübertragung.

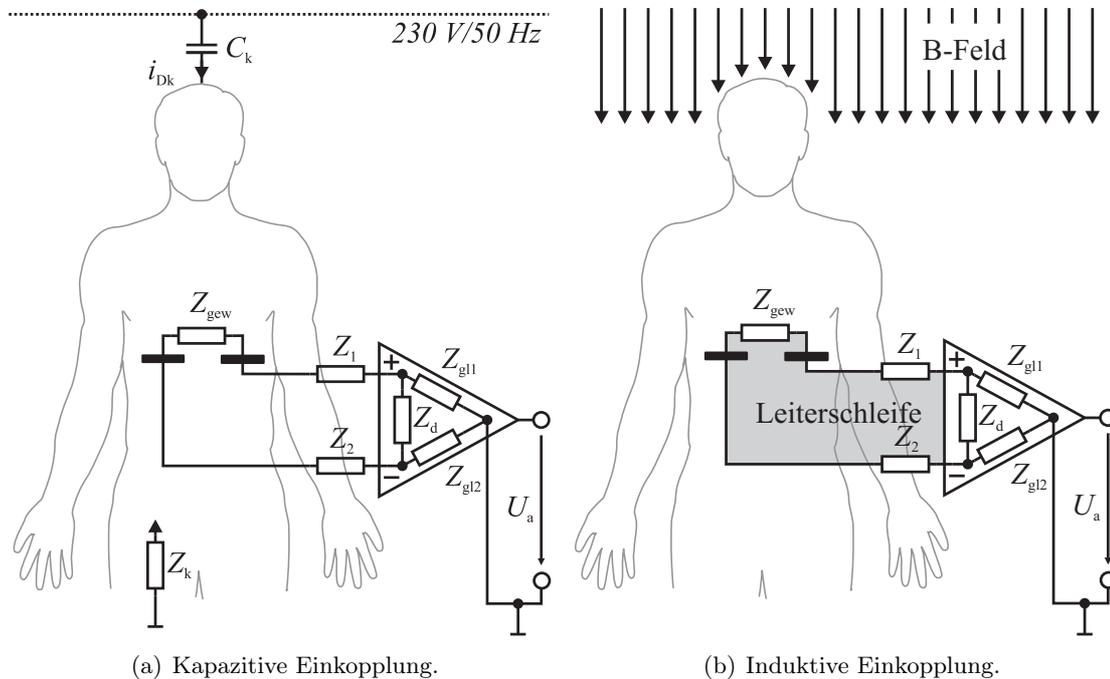


Abbildung 5.12.: Störsignaleinkopplungen bei der EKG-Messung. Die komplexen Eigenschaften des Elektrode/Elektrolyt- und Elektrolyt/Haut-Interfaces sind für die zwei verwendeten Elektroden als komplexe Impedanzen Z_1 und Z_2 konzentriert, Z_{gew} beschreibt die Gewebeimpedanz, Z_d ist die Differenz- während Z_{gl1} und Z_{gl2} die Gleichtakt-Eingangsimpedanz des Verstärkers sind. Über die Koppelkapazität C_k fließt die kapazitive Störung in Form eines Verschiebungsstroms i_{Dk} in den Körper, der über Z_k mit der Erde gekoppelt ist.

In Abbildung 5.12(a) ist die Störung durch zeitlich veränderliche elektrische Wechselfelder dargestellt. Die Störsignaleinkopplung entsteht durch ein elektrisches Feld, zwischen der Störspannungsquelle und dem Messsystem, das sich als konzentrierte Kapazität C_K in einem Ersatzschaltbild zusammenfassen lässt. In praktischen Anwendungen stellt das Stromversorgungsnetz eine derartige Störquelle dar, die einen Verschiebungsstrom durch die Koppelkapazität hervorruft und sich oft als 50 Hz-Komponente im Messsignal ausprägt. Ein in den Körper eingepprägter Verschiebungsstrom i_{Dk} sorgt damit abhängig von der Elektrodenlage (α zwischen Null und Eins) für eine Störspannung $U_{N, K}$ der Größe:

$$U_{N, K} = \alpha \cdot i_{Dk} \cdot Z_{gew}. \quad (5.8)$$

Dieser Effekt lässt sich durch konstruktive Maßnahmen wie einen niederohmigen Aufbau oder Abschirmung reduzieren. Auch kann der Betrag des Verschiebungsstroms i_{Dk} durch einen vergrößerten Abstand oder eine Reduzierung der Anstiegszeit $\frac{du}{dt}$ der Störquelle verringert werden.

Zusätzlich kann auch ein Verschiebungsstrom von der Störquelle in die Elektroden-Leitungen zu einer Störeinkopplung führen, die allerdings durch parallele Leiterführung und eine Symmetrierung der Impedanzen des Elektrodeninterfaces auf ein Minimum reduzierbar ist.

Die hier dargestellte EKG-Ableitung arbeitet nicht mit einem festen Bezugspotential oder einer Bezugspotentialsteuerung, stattdessen ist der Instrumentationsverstärker ausschließlich über die beiden Gleichtakt-Eingangsimpedanzen Z_{gl1} und Z_{gl2} mit dem Körper verbunden. Daher treten die sonst sehr negativ auffallenden Gleichtaktstörungen durch die Ableitung diese Bezugspotentials gegen die Registriersystem-Masse nicht auf.

Der Instrumentationsverstärker, die Leitungen zu den Elektroden und das leitenden Gewebe spannen eine Leiterschleife auf (Abbildung 5.12(b)), die eine Störempfindlichkeit gegenüber magnetischen Wechselfeldern besitzt. Ändert sich die Flussdichte in senkrechter Richtung zur von der Leiterschleife aufgespannten Fläche, so wird nach dem Induktionsgesetz eine Spannung induziert:

$$U_{N, M} = -\frac{d\Phi}{dt} = -\frac{d}{dt}B \cdot A. \quad (5.9)$$

Gleichung 5.9 zeigt, dass sich die Störspannung $U_{N,M}$ proportional zur Änderung des magnetischen Flusses Φ und damit zur Änderung der Flussdichte B verknüpft mit der Fläche A verhält. Daher lässt sich die **induktive Kopplung** durch eine Verringerung der aktiven Fläche reduzieren. Wird eine längere Zuleitung benötigt, kann durch ein Verdrillen (engl.: twisted pair) die aktive Fläche durch Paare gleich großer, entgegengesetzt orientierter Flächen ersetzt werden, wodurch eine geringere Kopplung erreicht wird.

5.4.2. Artefaktarme bipolare Ableitung

Neben den bereits beschriebenen äußeren Störquellen bei der Ableitung des EKGs kommt es vor allem bei energiesparenden Verstärkern zu Problemen durch eingangsseitige Übersteuerung. Da batteriebetriebene Systeme oft mit nur geringen Betriebsspannungen von $U_B = 3,3\text{ V}$ arbeiten, kann das Potential an den Eingangsstufen der Instrumentationsverstärker bei Gleichtaktstörungen leicht über die Betriebsspannungsgrenzen hinaus ansteigen. Die Ausgangsspannung gerät daher in die Sättigung, während das Nutzsignal abgeschnitten wird (engl.: clipping).

Das für diese Arbeit entwickelte EKG-Sensormodul nutzt die Vorteile der galvanischen Trennung von Auswertsystem und Batterieversorgung aus, indem die bipolare Ableitung zur passiven Symmetrierung um den Arbeitspunkt $U_{Bias} = \frac{U_B}{2}$ in der Mitte der Betriebsspannungsgrenzen genutzt

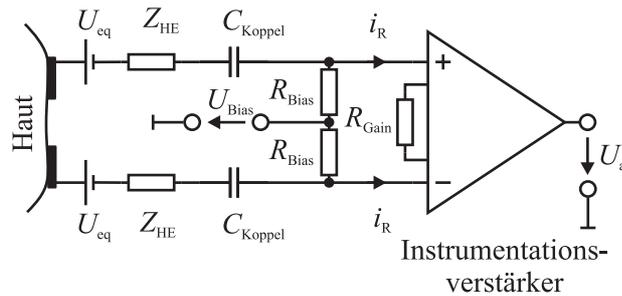


Abbildung 5.13.: Differentieller EKG-Vorverstärker mit Arbeitspunkteinstellung und AC-Kopplung. Der komplexe Übergangswiderstand Haut/Elektrode ist in der Impedanz Z_{HE} zusammengefasst während U_{eq} der Polarisationsspannung entspricht. Das EKG-Signal wird mittels der Kondensatoren C_{Koppel} und der Widerstände R_{Bias} auf den Arbeitspunkt um U_{Bias} eingekoppelt. R_{Gain} dient der Einstellung der Verstärkung des Instrumentationsverstärkers.

wird. Besonders die kontinuierliche Änderung des Elektrodenanpressdrucks sowie leichte Dehnungen der Haut bedingt durch das Heben und Senken des Brustkorbs äußern sich in einer Änderung der Polarisationsspannung U_{eq} am Haut-Elektrolyt-Elektrode-Interface [BG00]. Zusammen mit der zusätzlich einhergehenden Änderung der Übergangsimpedanz Z_{HE} an diesem Interface lässt sich die Bewegungsartefakt-Spannung U_{MA} zusammenfassen als:

$$U_{MA} = \Delta U_{eq} + \Delta Z_{HE} \cdot \left(i_R + \frac{U_{eq}}{Z_i} \right). \quad (5.10)$$

Der Einfluss des sich ändernden Übergangsimpedanz Z_{HE} hängt also von dem Eingangsruhestrom i_R in den Instrumentationsverstärker und dem Strom durch die Eingangsimpedanz Z_i der Verstärkerstufe ab. Beide Auswirkungen lassen sich mittels einer AC-Kopplung der Elektrodenanschlüsse wirksam reduzieren. So sorgt diese Wechselspannungs-Kopplung für eine Unterdrückung von niederfrequenten Änderungen der Polarisationsspannung ΔU_{eq} . Zusätzlich fließt kein Ruhestrom von der Elektrode in den Verstärker, wodurch die Übergangsimpedanzänderung ΔZ_{HE} weniger Artefakte erzeugt.

Die Symmetrierungswiderstände R_{Bias} liefern bei dieser Topologie direkt den Eingangsruhestrom i_R und dominieren zusätzlich die Eingangsimpedanz des Registrierverstärkers. Die Wahl von R_{Bias} mit $470 \text{ k}\Omega$ ist dabei ein Kompromiss aus ausreichend hoher Eingangsimpedanz und einer adäquaten Eckfrequenz von $f_g = 0,33 \text{ Hz}$, die besonders beim Einschwingen nach einer Übersteuerung zum Beispiel beim massiven Verrutschen der Elektroden von Bedeutung ist.

Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Frontend wurde für die Implementierung des Sensormoduls auf Basis eines Instrumentationsverstärker des Typs AD8553 der Firma Analog Devices [Ana05] umgesetzt (Abschnitt 3.2.1).

5.5. QRS-Komplex-Detektor

Der QRS-Komplex ist der markanteste und gleichzeitig der signifikanteste Signalabschnitt des EKGs. Da er die elektrische Aktivität während der Ventrikel-Kontraktion beschreibt (Abschnitt 2.1.1), ist sowohl sein Zeitpunkt als auch die Form von besonderer Bedeutung. Aus den Zeitpunkten des QRS-Komplexes lassen sich gut Vitalparameter wie die Herzrate oder die Herzratenvariabilität errechnen. Zusätzlich wird die QRS-Komplex-Erkennung meist einer genaueren Analyse der T- und P-Welle vorgeschaltet.

Heute ist es üblich, den Detektor in Software zu implementieren. Verschiedene Lösungsansätze wurden in den vergangenen 30 Jahren verfolgt, die sich in der Erkennungs-Leistungsfähigkeit und in der benötigten Rechenleistung unterscheiden. Köhler et al. liefern einen guten Überblick hinsichtlich der zu Grunde liegenden Prinzipien und vergleichen die erreichte Sensitivität und Relevanz [KHO02]. Friesen et al. untersuchen zusätzlich den Einfluss von Rauschen auf die Qualität der Detektion [FJJ⁺90]. Die in der Literatur beschriebenen Prinzipien lassen sich grob in folgende Kategorien einteilen:

- Methoden basierend auf nichtlinearen Transformationen [PT85] [Ham02] [HT86]
- Filterbank- und Wavelet-Transformations-Methoden [LZT95] [MOL00]
- Klassifikatoren aus dem Bereich der Neuronalen Netze [XHT92]
- Analyse mittels Hidden-Markov-Modellen [ADB06] [CSCB90] [LT08]

In der Anwendung für Personal-Healthcare eignen sich besonders die Algorithmen, die nur eine geringe Rechenleistung und geringen Speicherplatz erfordern. Wie in Abschnitt 3.2.1 erläutert, wurde für das EKG-Sensorsystem wegen der geringen benötigten Ressourcen ein Algorithmus nach Pan et al. [PT85] in Blockverarbeitung mit Rückwärtssuche implementiert. Die Bewertung des Potentials einer Kompensation von Bewegungsartefakten für das EKG, die in Abschnitt 5.7 beschrieben wird, wurde am Rechner offline durchgeführt. Hierzu kam eine Implementierung nach Afonso et al. [ATNL99] aus der BioSig-Toolbox [Sch08] zum Einsatz, die gegenüber dem Erkennen von Pan et al. eine leicht höhere Sensitivität von 99,59 % aufweist. Die grundsätzliche Idee des Detektors wird im Folgenden dargestellt.

5.5.1. Filterbank-QRS-Detektor

Im Gegensatz zum Detektor aus Abschnitt 3.2.1 wird beim Ansatz nach Afonso et al. [ATNL99] das EKG-Signal nicht auf das Kardiofrequenzband reduziert. Stattdessen kommt eine Filterbank zum Einsatz, die das abgestastete EKG in 5,6 Hz-breite Unterbänder zerlegt. Diese verringerte Bandbreite erlaubt es, die Unterbänder ohne Informationsverlust unterabzutasten. Eine Übersicht über den Signalfloss liefert Abbildung 5.14.

Die Features P_i zur QRS-Komplex-Erkennung werden anschließend aus einer Kombination dieser Unterbänder gewonnen. So ist das Feature P_1 die Summe der Beträge aus den Subbändern 1 – 3

und korrespondiert mit der Energie im Frequenzband zwischen 5,6 Hz und 22,5 Hz. P_2 und P_3 werden wie P_1 ebenfalls als Summe der Absolutbeträge ermittelt, umfassen aber die Subbänder 1 – 4 bzw. 2 – 4.

An diese Vorverarbeitung schließt ein heuristischer Erkenner an, der zu Beginn jeweils zwei benachbarte Feature-Werte mittelt (engl.: moving window integrator (MWI)). Die weitere Verarbeitung geschieht in fünf Stufen, an deren erster Stelle die Ereignisdetektion steht. Ein Spitzenwertdetektor, der Maxima im durch den MWI verarbeiteten Feature-Signal P_1 sucht, erzeugt ein Ereignissignal, das mögliche QRS-Komplexe enthält und der folgenden zweiten Stufe als Ansteuerung dient.

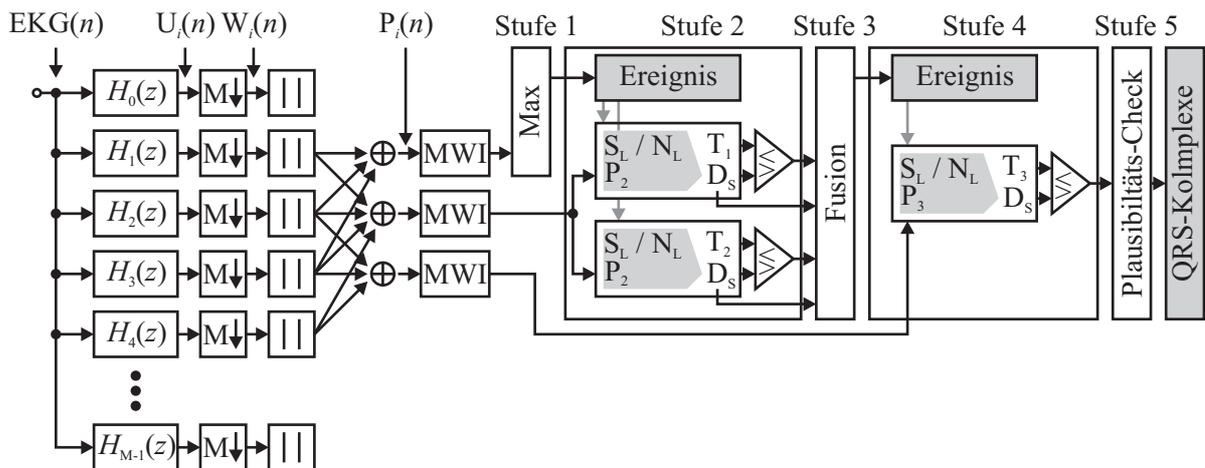


Abbildung 5.14.: Blockschaltbild des Filterbank-QRS-Detektors, bestehend aus einer Filterbank zur Generierung der Feature-Signale P_i , gleitender Mittelwertbildung (MWI) und Entscheiderstufen basierend auf Signal- (S_L) und Rauschamplituden-Schätzungen (N_L) sowie Entscheiderschwellen T zur Berechnung von Detektionsstärken D_S .

In der zweikanaligen zweiten Stufe wird das MWI-gemittelte Feature-Signal P_2 ausgewertet, indem für jedem Zeitpunkt, zu dem ein möglicher QRS-Komplex in der ersten Stufe gefunden wurde, eine Detektionsstärke D_S errechnet wird:

$$D_S = \frac{P_2 - N_L}{S_L - N_L} \quad (5.11)$$

Der Wertebereich von D_S ist auf 0 bis 1 begrenzt. N_L sowie S_L stellen Schätzungen für die Signal- und Rauschamplitude dar, die je nach Klassifikation als Signal oder Rauschen durch den aktuellen Wert von P_2 aktualisiert werden. Ein Vergleich der Detektionsstärke mit den Schwellwerten $T_1 = 0,08$ und $T_2 = 0,7$ liefert dann zwei möglicherweise unterschiedliche Klassifikationen, die bewusst komplementäre Eigenschaften aufweisen. Kanal 1 umfasst mehr falsch positiv (FP) erkannte Spitzenwerte, während Kanal 2 eher falsch negativ (FN) entscheidet, also einige Komplexe nicht erkennt. Die Auswertung geschieht in der dritten Stufe, in der die ermittelten Klassen und auch die Detektionsstärken beider Kanäle ausgewertet werden. Sind die

Klassifikationen gleich, ist das Ergebnis eindeutig, unterscheiden sie sich, werden die normierten Detektionsstärken Δ_1 und Δ_2

$$\Delta_1 = \frac{D_{S1} - T_1}{1 - T_1}; \quad \Delta_2 = \frac{T_2 - D_{S2}}{T_2} \quad (5.12)$$

berechnet und ein QRS-Komplex erkannt, wenn Δ_1 größer als Δ_2 ist.

Stufe 4 ist einkanalig und übernimmt alle positiv erkannten Komplexe aus Stufe 3 direkt und aktualisiert die Signalpegelschätzung S_L . Negativ gewertete Ereignisse gehen in die mitgeführte Rauschschätzung N_L ein. Der anschließende Vergleich der aus dem Feature-Signal P_3 errechneten Detektionsstärke mit einem Schwellwert von $T_4 = 0,3$ ermöglicht es, FN erkannte Ereignisse doch noch richtig zu klassifizieren. Die fünfte Stufe unterdrückt zuletzt die physiologisch nicht sinnvollen Ereignisse innerhalb der Refraktärzeit.

5.5.2. Bewertung der QRS-Detektion

Zur Bewertung der Leistungsfähigkeit der QRS-Detektion werden üblicherweise statistische Kenngrößen erhoben. Für jeden QRS-Komplex im EKG-Signal wird beurteilt, ob die Klassifikation korrekt ist. Dabei werden drei Fälle unterschieden:

- **TP** (engl.: true positive): Ein tatsächlich vorhandener QRS-Komplex wird korrekt erkannt.
- **FP** (engl.: false positive): Es wird ein QRS-Komplex erkannt, obwohl im EKG-Signal keiner enthalten ist.
- **FN** (engl.: false negative): Ein QRS-Komplex wird fälschlicherweise nicht erkannt.

Neben diesen absoluten Größen bieten sich aber auch bezogene Größen zur Bewertung an, die einen Aufschluss über die Erkennungsqualität eines Datensatzes liefern:

SE: Die Sensitivität (engl.: sensitivity)

$$SE = \frac{TP}{TP + FN} \cdot 100\% \quad (5.13)$$

gibt an, wie viele der im EKG-Signal vorhanden QRS-Komplexe tatsächlich vom Detektor erkannt wurden.

PP: Mit der positiven Prädiktivität oder Relevanz (engl.: positive predictivity)

$$PP = \frac{TP}{TP + FP} \cdot 100\% \quad (5.14)$$

wird ermittelt, wie viele der erkannten QRS-Komplexe tatsächlich vorhanden sind. Sie ist damit auch indirekt ein Maß für die Fehlalarmquote **FA**, die durch

$$FA = \frac{FP}{TP + FP} \cdot 100\% = 100\% - PP \quad (5.15)$$

gegeben ist.

5.6. Artefakterkennung

Wie in den vorangegangenen Abschnitten erläutert, können beim EKG-Langzeitmonitoring Bewegungsartefakte im abgeleiteten EKG-Signal bis zu einem gewissen Grad durch eine Optimierung der Elektrodenmaterialien sowie der Verstärkertechnik unterdrückt werden. Dennoch ergeben sich durch die unüberwachte Messung auch Signalabschnitte mit großer Artefaktbehaftung. Für eine ganzheitliche Auswertung ist daher die Erkennung von Artefakten im EKG-Signal von besonderer Relevanz.

In der Literatur finden sich einige Verfahren zur automatischen Erkennung. Kishimoto et al. verwenden ein gleichzeitig zum EKG erhobenes dreidimensionales Beschleunigungssignal, aus dem sie mittels der ersten Ableitung Lageänderungen detektieren, die oft zu Verschiebungen und Abhebungen der Elektroden führen [KKO07].

Um die Leistungsfähigkeit des entwickelten EKG-Sensorsystems als Kombination aus Trocken- elektrode und Registrierverstärker beim Langzeitmonitoring zu evaluieren, wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Verfahren in Anlehnung an eine Methode nach Redmond et al. [RLBC08] implementiert, das lediglich das EKG-Signal selbst auswertet.

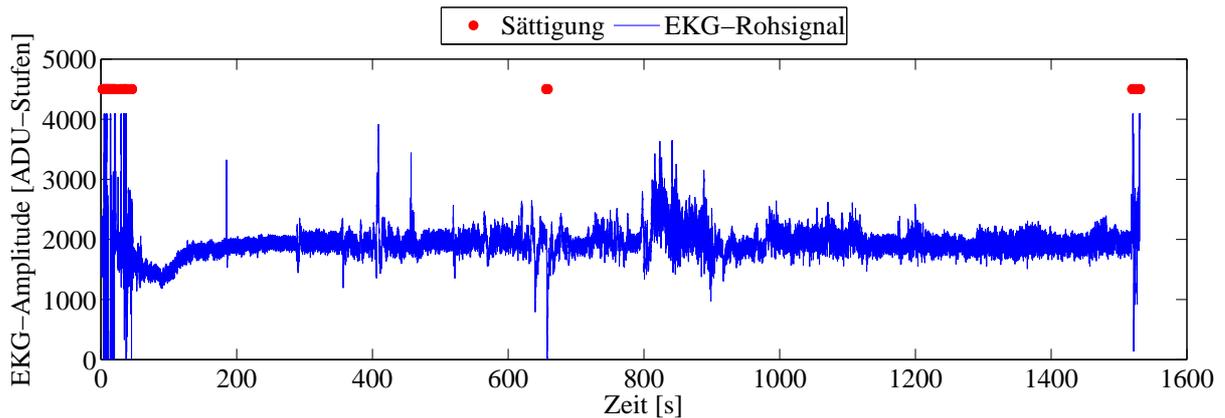
5.6.1. Bewertung der EKG-Signalqualität

Die EKG-Signalbewertung basiert auf drei Signaleigenschaften: Sättigung des Registrierverstärkers, zu hohe und zu geringe Signalleistung.

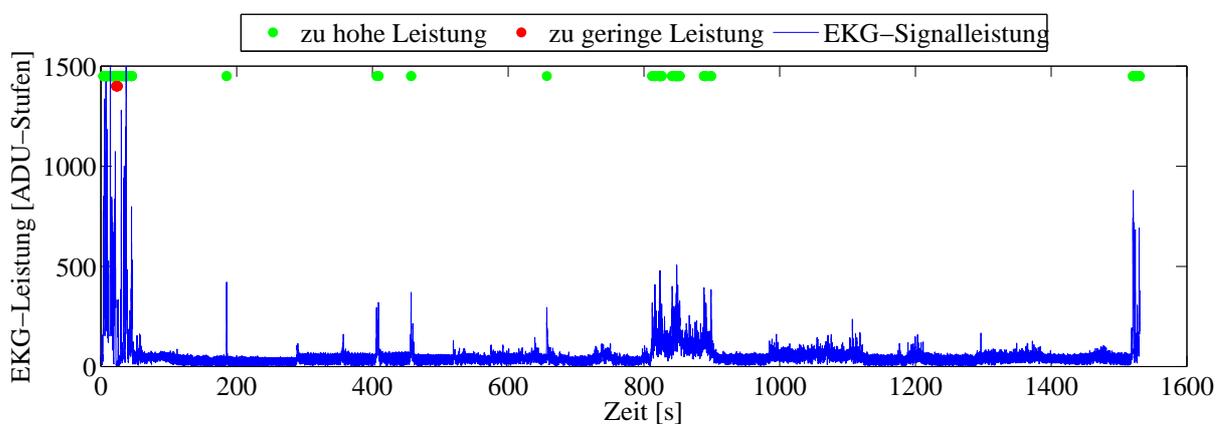
Eine Sättigung des Registrierverstärkers ist dann anzunehmen, wenn sich das EKG-Signal in der Nähe der Aussteuerungsgrenzen befindet. Eine Toleranzband von 1% der maximalen Aussteuerung hat sich dabei als günstig erwiesen. Für den verwendeten 12 bit-ADU mit einem Dynamikumfang von 0 bis 4095 ergeben sich also die Intervalle zwischen 0 und 39 sowie 4055 und 4095, die als Sättigung eingestuft werden. Das Ein- und Ausschwingen in den Sättigungszustand wird zusätzlich jeweils für eine Sekunde vor und nach der erkannten Sättigung angenommen. Für einen Beispieldatensatz von 25 Minuten ist das Ergebnis in Abbildung 5.15(a) dargestellt.

Zu hohe Leistung im EKG-Signal deutet auf eine Störung durch elektrische Muskel-Aktivität hin, während zu geringe Signalleistung auf abgelöste Elektroden oder hohe Übergangsimpedanzen hinweist. Um diese Zustände automatisch zu detektieren, wird das EKG-Signal mittels eines Bandpassfilters mit den Eckfrequenzen $f_{gu} = 2\text{ Hz}$ und $f_{go} = 48\text{ Hz}$ gefiltert, quadriert und anschließend mit einem gleitenden Mittelwert der Ordnung 50 geglättet (Abtastrate $f_a = 200\text{ Hz}$). Nach Ziehen der Quadratwurzel liegt die Signalleistung in einem zum Rohsignal vergleichbaren Wertebereich vor. Der Schwellwert P_{HL} für zu hohe Signalleistung ist empirisch zu

$$P_{HL} = 4 \cdot \sqrt{\text{var}(S_{EKG_{BP}})} \quad (5.16)$$



(a) EKG-Rohsignal und Abschnitte in Sättigung.



(b) EKG-Leistung und Abschnitte mit zu hoher und zu geringer Leistung.

Abbildung 5.15.: 25-minütiges EKG-Signal mit artefaktbehafteten Signalabschnitten. Dargestellt sind die Sättigung (a) sowie Zeiten mit zu hoher und zu geringer Leistung (b).

mit var als Varianz-Operator und $S_{EKG_{BP}}$ als dem bandpassgefilterten EKG-Signal bestimmt. Zur Bestimmung von zu geringer Signalleistung wird Schwellwert von $P_{GL} = 30$ angesetzt; eine Phase mit zu geringer Leistung wird allerdings erst ab einem zusammenhängenden Zeitabschnitt von mindestens zwei Sekunden klassifiziert. Die Ergebnisse für den Beispieldatensatz sind in Abbildung 5.15(b) dargestellt. Insgesamt ist das EKG-Signal als unbrauchbar einzuschätzen, wenn mindestens eines der vorgestellten Kriterien zutrifft.

Mit dieser Methode zur Bestimmung der Signalqualität wurden 24 etwa 25-minütige Datensätze ausgewertet. Die Datensätze wurden im Rahmen der automatischen Kontext-Erkennung erhoben (Abschnitt 4.2) und umfassen die Bewegungen Laufen, Gehen, Treppe hinauf und Treppe hinunter sowie fünf verschiedenen passive Lagen und die Übergänge zwischen diesen. Das Ergebnis ist in Abbildung 5.16 dargestellt.

Dieses Ergebnis zeigt, dass sich die Signalqualität der 24 Datensätze deutlich unterscheidet. So ist das EKG-Signal für einen Anteil zwischen 0,389 % und 14,25 % unbrauchbar. Außerdem dominiert die Sättigung als Hauptgrund für geringe Signalqualität.

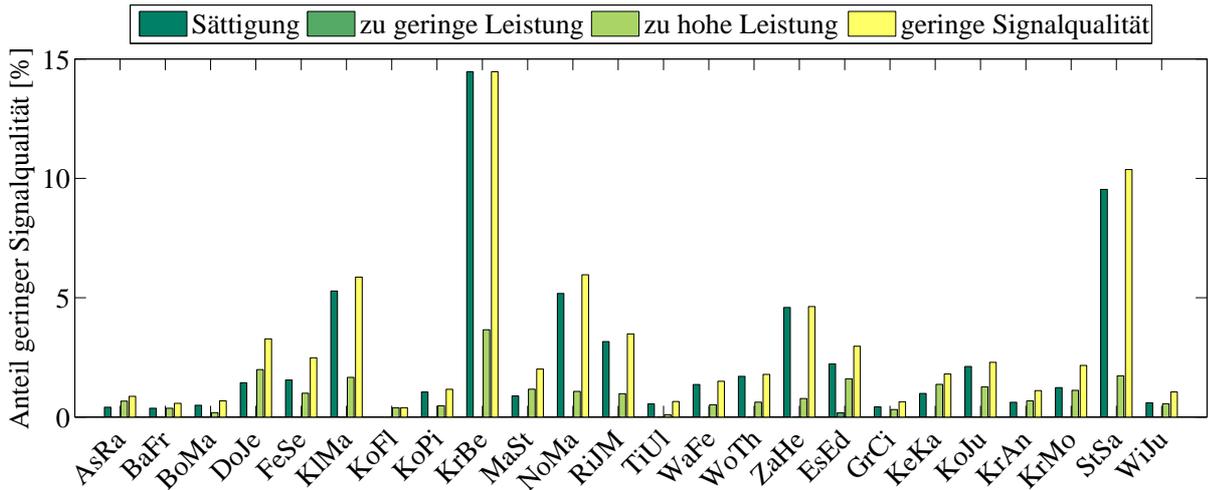


Abbildung 5.16.: Signalqualität der EKG-Signale aus 24 Aufnahmen (Abkürzungen für die Probanden-Datensätze auf der Abszisse). Anteil der Signalabschnitte in Sättigung, mit zu geringer und zu hoher Energie sowie global mit geringer Signalqualität.

5.7. Rekonstruktion des EKGs mittels Adaptive-Noise-Canceller (ANC)

Neben der bloßen Erkennung von Artefakten ist auch die Signalrekonstruktion von großem Interesse. Dazu gibt es in der Literatur einige Ansätze [CAM06]. He et al. wenden die Independent-Component-Analysis (ICA) auf ein dreikanaliges EKG an, um Artefaktquellen zu eliminieren [HCT06]. Hamilton und Curley bedienen sich der adaptiven Filterung und setzen dazu als Störsignal-Referenz ein Dehnungssignal ein, das die mechanische Verschiebung der Elektroden beschreibt [HC97]. In einem weiteren Ansatz schlagen sie als Referenzsignal die Änderung der Elektrodenimpedanz vor [HCASH00]. Weitere Rekonstruktionsverfahren auf Basis adaptiver Filterung benutzen gleichzeitig gemessene Beschleunigungssignale als Störsignal-Referenz. Raya und Sison untersuchen die Tauglichkeit zweidimensionaler Beschleunigungssignale als Störsignal-Referenz für einen ANC mit Adaptierung der Filterkoeffizienten durch den Least-Mean-Squares- und Recursive-Least-Squares-Algorithmus [RS02a]. Ein dreidimensionales Beschleunigungssignal wird von Tong et al. in einer erweiterten ANC-Struktur eingesetzt [TBH02].

Die auf einem ANC basierenden Verfahren besitzen meist geringe Filterordnungen. Verglichen mit ICA-Methoden ist daher der Rechenaufwand eher gering, wodurch diese Verfahren für den Einsatz in Personal-Healthcare-Systemen attraktiv sind. Im Rahmen dieser Arbeit wurde daher das Potential einer EKG-Signalrekonstruktion durch einen ANC mit einem Beschleunigungssignal als Störsignal-Referenz untersucht. Mit dem Ziel, die Genauigkeit der QRS-Komplex-Erkennung zu verbessern, wurde die Qualität der QRS-Komplex-Detektion für das rohe und das durch einen ANC rekonstruierte EKG-Signal anhand der typischen Parameter für die Leistungsfähigkeit Sensitivität und Relevanz verglichen.

Im Folgenden werden zuerst die ANC-Struktur zur Artefaktkompensation und die verwendeten Adaptionsalgorithmen erläutert. Anschließend werden das methodische Vorgehen und die Ergebnisse für das evaluierte Verfahren diskutiert.

5.7.1. ANC-Struktur

Abbildung 5.17 gibt einen Überblick über die verwendete Struktur des ANC zur Kompensation von Bewegungsartefakten. Das ungestörte EKG-Signal entspricht $a(n)$ und ein Beschleunigungssignal $x(n)$ wird vom Körper in ein additiv überlagertes Störsignal $v(n)$ umgesetzt. Der Einfluss dieses Artefaktes aus dem physiologischen Prozesses wird durch eine Schätzung des Störsignals $\hat{v}(n)$ im adaptiven Filter kompensierbar. Zur kontinuierlichen Anpassung der Filterkoeffizienten dient das Referenzsignal $x(n)$ sowie das Signal am Systemausgang $\hat{a}(n)$, das auch gleichzeitig einer Schätzung des EKG-Signals entspricht.

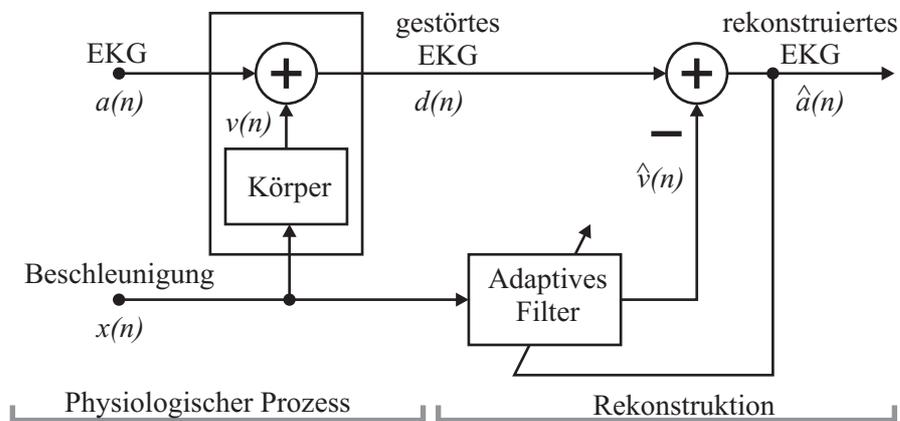


Abbildung 5.17.: Modellbildung für die Anwendung eines ANC mit einem Beschleunigungssignal als Referenz für artefaktbehaftete EKG-Signale.

Neben Störungen durch Lageänderungen, die beispielsweise während des Schlafes auftreten, ist eine besonders große Artefaktbehaftung bei Bewegungen wie Laufen oder Gehen mit aufrechtem Oberkörper zu erwarten. Hier sorgt das unsanfte Auftreten und Abfedern der Gehbewegung für massive Beschleunigungen und damit auch für Bewegungen der EKG-Elektroden. Daher wird als Störsignal-Referenz das bandpassgefilterte Beschleunigungssignal entlang der Körperlängsachse eingesetzt, das der x-Beschleunigung in Abbildung 4.3 aus Abschnitt 4.3 entspricht.

5.7.2. Funktionsweise des Adaptive-Noise-Cancellers (ANC)

Adaptive-Noise-Canceling ist ein Verfahren zur Störreduktion gemessener Signale mit Hilfe eines Referenzsignals. Im Wesentlichen besteht ein Adaptive-Noise-Canceller aus einem System mit zwei Eingängen und einer geschlossenen Regelschleife. Durch ein adaptives Filter wird mittels

eines oder mehrerer Referenzsignale das Störsignal geschätzt und vom gestörten Signal subtrahiert, um so eine Schätzung des Nutzsignals zu erhalten [Say08]. Vorausgesetzt werden allerdings drei Bedingungen:

1. Das gemessene Signal $d(n)$ ergibt sich aus dem Nutzsignal $a(n)$ und einem **additiven** Störsignal $v(n)$:

$$d(n) = a(n) + v(n) \quad (5.17)$$

2. Nutzsignal $a(n)$ und Störsignal $v(n)$ sind **unkorreliert**, d.h.

$$E[a(n)v(n-k)] = 0 \quad \forall k \text{ mit } E \text{ als Erwartungswert-Operator.} \quad (5.18)$$

3. Störsignal $v(n)$ und Referenzsignal $x(n)$ sind miteinander **korreliert**, d.h.

$$E[v(n)x(n-k)] = p(k), \text{ wobei } p(k) \text{ die Kreuzkorrelation an der Stelle } k \text{ ist.} \quad (5.19)$$

Am Ausgang des adaptiven Filters liegt damit die Schätzung des Störsignals $\hat{v}(n)$ an. Am Systemausgang hingegen ergibt sich die Schätzung des Nutzsignals $\hat{a}(n)$

$$\hat{a}(n) = d(n) - \hat{v}(n) = a(n) + v(n) - \hat{v}(n) = e(n), \quad (5.20)$$

das außerdem zur weiteren Adaptierung der Filterkoeffizienten dient. Da das adaptive Filter den mittleren quadratischen Fehler minimiert und der Adaptive-Noise-Canceller das Nutzsignal $a(n)$ im Wesentlichen nicht beeinflusst, wird letztendlich der Schätzfehler $v(n) - \hat{v}(n)$ minimiert.

Der Arbeitsbereich des ANC's lässt sich durch zwei Grenzen beschreiben:

1. Perfekte Rekonstruktion. Die Schätzung des Störsignals erfolgt zu: $\hat{v}(n) = v(n)$ und am Ausgang ergibt sich: $\hat{a}(n) = a(n)$.
2. Kein Einfluss. Am Systemausgang ergibt sich $\hat{a}(n) = d(n)$. Dies geschieht, wenn das Referenzsignal $x(n)$ komplett unkorreliert zum Eingangssignal $d(n)$ ist, d.h.

$$E[d(n)x(n-k)] = 0 \quad \forall k. \quad (5.21)$$

5.7.3. Adaption der Filterkoeffizienten

In der Literatur werden zahlreiche Algorithmen zur adaptiven Filterung vorgeschlagen. Eine gute Übersicht wird von Glentis et al. gegeben [GBT99]. Im Folgenden werden die Eigenschaften der eingesetzten Least-Mean-Squares- (LMS) und Recursive-Least-Squares-Verfahren (RLS) kurz vorgestellt.

Die Adaption der Filterkoeffizienten erfolgt allgemein durch die Minimierung einer Kostenfunktion $J(\mathbf{w})$ in Abhängigkeit der Filterkoeffizienten \mathbf{w} . Meistens wird der mittlere quadratische Fehler $E[e^2(n)]$ verwendet. Die beiden hier vorgestellten Verfahren unterscheiden sich zum Einen in der Approximation des Erwartungswerts, zum Anderen in den ihnen zugrunde liegenden Optimierungsverfahren [Bel01].

Least-Mean-Squares-Algorithmus (LMS) nach Widrow und Hoff

Beim LMS-Algorithmus nach Widrow und Hoff wird der Erwartungswert des Fehlers durch den Momentanwert ersetzt, so dass sich die Approximation der Kostenfunktion zu

$$\hat{J}(\mathbf{w}, n) = e^2(n) = [d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)]^2 \quad (5.22)$$

ergibt. Zur Optimierung wird ein Gradientenverfahren eingesetzt, wodurch sich die Koeffizienten aus den alten Filterkoeffizienten $\mathbf{w}(n)$, dem Referenzsignal $\mathbf{x}(n)$ und der Schrittweite $\mu(n)$ wie folgt berechnen:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(n)e(n)\mathbf{x}(n). \quad (5.23)$$

Der große Vorteil des LMS-Algorithmus besteht in der Einfachheit und der geringen Rechenkomplexität, demgegenüber steht allerdings eine relativ langsame lineare Konvergenz. Auch ist diese vom Eigenwertverhältnis der Eingangskorrelationsmatrix abhängig, so dass der Algorithmus damit datenabhängig ist [WGM⁺75].

Recursive-Least-Squares-Algorithmus (RLS)

Beim RLS-Algorithmus ist die Kostenfunktion gegeben durch:

$$\hat{J}(\mathbf{w}, n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} e^2(i). \quad (5.24)$$

Damit wird der Erwartungswert fortlaufend approximiert, wobei durch den sog. „Gedächtnisfaktor“ λ zurückliegende Werte geringer gewichtet werden. Die Least-Squares-Lösung ergibt für die Koeffizienten

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n)\mathbf{p}(n), \quad (5.25)$$

wobei sich die Autokorrelationsmatrix $\mathbf{R}(n)$ zu

$$\mathbf{R}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \quad (5.26)$$

und der Kreuzkorrelationsvektor $\mathbf{p}(n)$ zu

$$\mathbf{p}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) d(i) \quad (5.27)$$

ergibt. Die Autokorrelationsmatrix und der Kreuzkorrelationsvektor können nach kurzer Umformung rekursiv berechnet werden. Mit Hilfe des Matrix-Inversions-Lemmas ist es außerdem möglich, die Invertierung der Autokorrelationsmatrix rechentechnisch effizient zu berechnen.

Dies führt schließlich zum RLS-Algorithmus (Tabelle 5.2), wobei $\Phi(n)$ die inverse Korrelationsmatrix, $\hat{\mathbf{w}}(n)$ der geschätzte Koeffizientenvektor, $\mathbf{k}(n)$ der Kalman-Gain, $\mathbf{x}(n)$ der Eingangsvektor und $\xi(n)$ der Apriori-Fehler für jeden Zeitpunkt n ist.

Tabelle 5.2.: Übersicht zum RLS-Algorithmus.

Initialisierung:

$$\begin{aligned} \Phi(0) &= \delta^{-1} \mathbf{I}, \quad \delta \text{ klein und größer Null} \\ \hat{\mathbf{w}}(0) &= \mathbf{0} \end{aligned}$$

Für jeden Zeitpunkt $n = 1, 2, 3, \dots$, berechne:

$$\begin{aligned} \mathbf{k}(n) &= \frac{\lambda^{-1} \Phi(n-1) \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \Phi(n-1) \mathbf{x}(n)} \\ e(n) &= d(n) - \hat{\mathbf{w}}^T(n-1) \mathbf{x}(n) \\ \hat{\mathbf{w}}(n) &= \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{k}(n) e(n) \\ \Phi(n) &= \lambda^{-1} \Phi(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \Phi(n-1) \end{aligned}$$

Der RLS-Algorithmus setzt zur Optimierung das Newtown-Verfahren um, wodurch er eine hohe Konvergenzgeschwindigkeit besitzt. Im Mittel konvergiert die Lernkurve in $2N$ Schritten, wobei N die Filterlänge ist [Hay01]. Die rechentechnische Komplexität ist jedoch im Vergleich zum LMS-Algorithmus um ein Vielfaches höher. Ein Vorteil des Algorithmus besteht darin, dass er unabhängig vom Eigenwertverhältnis der Eingangskorrelationsmatrix ist, wodurch die Konvergenzgeschwindigkeit weitgehend unabhängig von den Eingangsdaten ist.

Zur Initialisierung des RLS-Algorithmus müssen die inverse Korrelationsmatrix $\Phi(0)$ und die Filterkoeffizienten $\mathbf{w}(0)$ sinnvoll bestimmt werden. In der Praxis wird $\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}$ verwendet, da meist

über das zu beschreibende System kein Vorwissen vorliegt. Für die inverse Korrelationsmatrix wird $\Phi(0) = \delta^{-1}\mathbf{I}$ verwendet. Der Parameter δ kann durch

$$\delta = \sigma_x^2(1 - \lambda)^\alpha \text{ mit } \begin{cases} \alpha > 1 & \text{hohes SNR } (>+30 \text{ dB}) \\ -1 \leq \alpha < 0 & \text{mittleres SNR (ca. 10 dB)} \\ \alpha \leq -1 & \text{niedriges SNR } (<-10 \text{ dB}) \end{cases} \quad (5.28)$$

abgeschätzt werden, wobei σ_x^2 die Varianz der Eingangsdaten $x(n)$ und α ein vom SNR abhängiger Parameter ist [Hay01].

5.7.4. Methodik zur Untersuchung der EKG-Rekonstruktion mittels ANC

Um den Einfluss der EKG-Signal-Rekonstruktion durch den Einsatz eines ANC mit einem Beschleunigungssignal als Referenz zu bemessen, werden die QRS-Komplexe im EKG-Signal zuerst manuell ermittelt. Auf diesem Weg ist es möglich, die automatische QRS-Komplex-Detektion auf ihre Leistungsfähigkeit hin zu bewerten. Dazu werden einerseits das ursprüngliche EKG-Signal und ein durch den ANC rekonstruiertes Signal von einem Filterbank basierten QRS-Komplex-Detektor (Abschnitt 5.5.1) ausgewertet und die Unterschiede für die Sensitivität (SE) und Relevanz (PP) verglichen [Döb09]. Abbildung 5.18 gibt einen Überblick über das methodische Vorgehen.

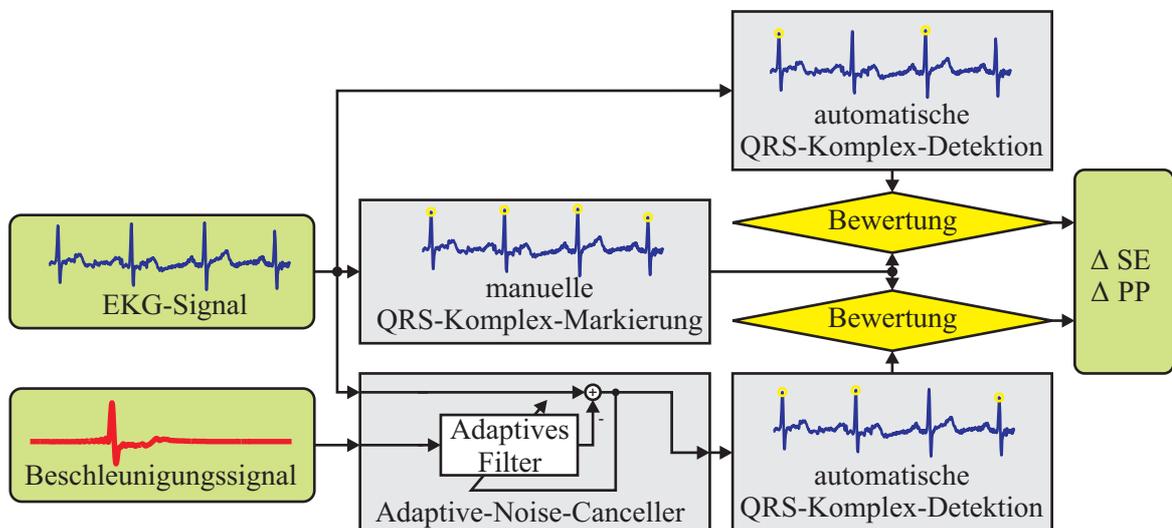


Abbildung 5.18.: Übersicht über das methodische Vorgehen zur Bestimmung der Signalqualitätsänderung durch den Einsatz eines ANC.

Mit dieser Methode wurden im Rahmen der vorliegenden Arbeit 25-minütige Datensätze ausgewertet und dabei sowohl der LMS- als auch der RLS-Algorithmus zur Adaptierung der Filterkoeffizienten eingesetzt. Die Datensätze wurden im Rahmen der automatischen Kontext-Erkennung erhoben (Abschnitt 4.2) und beinhalten die Bewegungen „Laufen“, „Gehen“, „Treppe

hinauf“ und „Treppe hinunter“ sowie fünf verschiedene Lagen. Die durch die Methode aus Abschnitt 5.6 als unbrauchbar markierten Signalabschnitte wurden von der Bewertung ausgenommen.

5.7.5. Ergebnisse

Die Auswertung der 25-minütigen Datensätze ist in Abbildung 5.19 für das LMS- und RLS-Verfahren dargestellt. Die grau hinterlegten Balken beschreiben die maximal erreichbaren Verbesserungen für die Sensitivität und Relevanz, also $100\% - SE$ und $100\% - PP$ (vergleiche Gleichung 5.13 und 5.14). Mit Ausnahme des Datensatzes „StSa“ kann grundsätzlich eine sehr gute automatische Erkennung der QRS-Komplexe für das Rohsignal erreicht werden. Dieses wird dadurch sichtbar, dass SE und PP um weniger als 1 % durch eine Signalrekonstruktion verbessert werden können.

Die Rekonstruktion des EKG-Signals mittels ANC kann nur in wenigen Fällen eine signifikante Verbesserung herbeiführen. Positiv ist zu bewerten, dass für den am stärksten artefaktbehafteten Datensatz „StSa“ durch den ANC insgesamt mehr QRS-Komplexe gefunden konnten und damit die Sensitivität deutlich gesteigert wurde. Dahingegen sind Einbußen bei der Relevanz zu verzeichnen. Ferner ist zu erkennen, dass diese Methode gelegentlich Verschlechterungen der automatischen Erkennung verursacht.

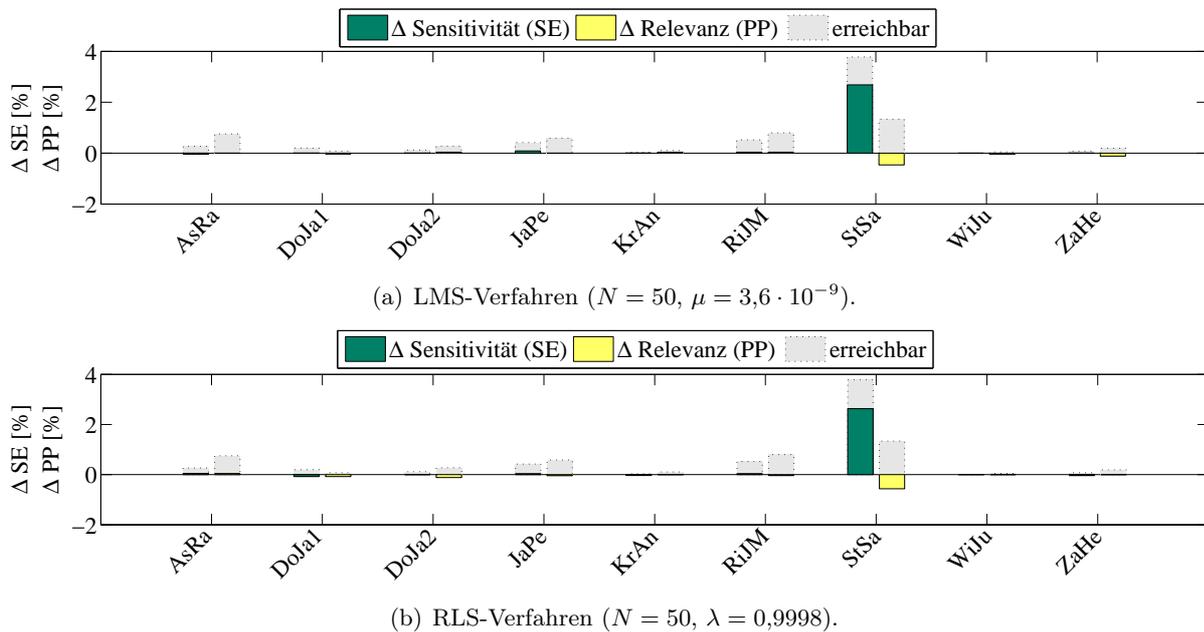
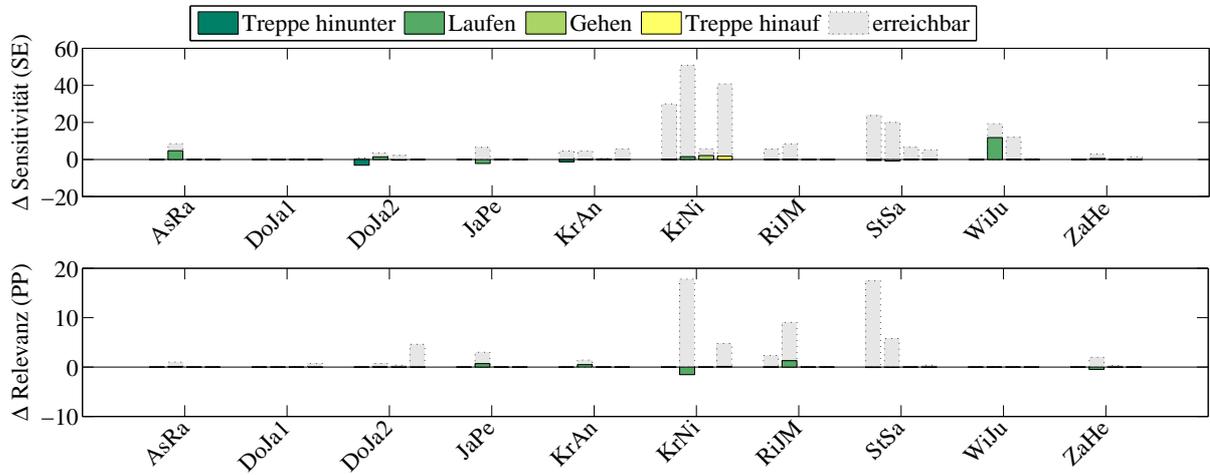


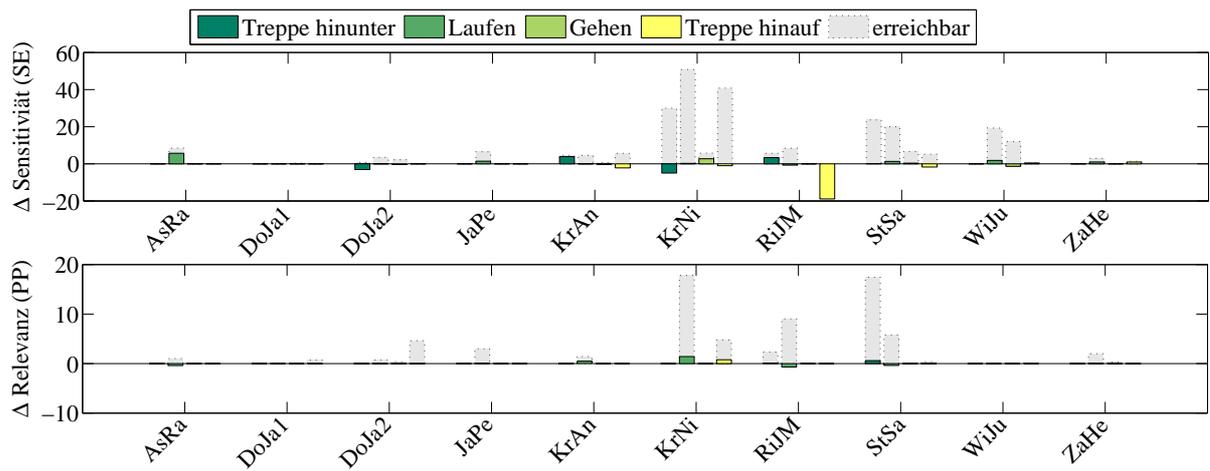
Abbildung 5.19.: Änderung der Sensitivität und Relevanz durch die Rekonstruktion mittels ANC für neun 25-minütige Datensätze im Vergleich zur potentiell erreichbaren Verbesserung.

Ob sich die Verwendung von LMS- oder RLS-Algorithmus zur Adaptierung der Filterkoeffizienten besser eignet, lässt sich anhand dieser Ergebnisse kaum beurteilen, da beide Verfahren für unterschiedliche Datensätze jeweils entgegengesetzte Tendenzen aufweisen können.

Wie bereits diskutiert, sind die größten Artefakte in Phasen hoher Aktivität zu erwarten. Daher wurden zwei-minütige Ausschnitte für die Bewegungen „Treppe hinunter“, „Laufen“, „Gehen“ und „Treppe hinauf“ separat ausgewertet. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.20 dargestellt.



(a) LMS-Verfahren ($N = 50, \mu = 3,6 \cdot 10^{-9}$).



(b) RLS-Verfahren ($N = 50, \lambda = 0,9998$).

Abbildung 5.20.: Änderung der Sensitivität und Relevanz durch die Rekonstruktion mittels ANC für zwei-minütige Ausschnitte des EKG-Signals bei verschiedenen Bewegungen für zehn Probanden im Vergleich zur potentiell erreichbaren Verbesserung.

Wie zu erwarten, ist die Erkennungsqualität in Signalabschnitten mit hoher Aktivität schlechter. In diesen Fällen ist eine deutlich höhere Sensitivitätsverbesserung möglich. Das gesteigerte Verbesserungspotential ist besonders bei den Datensätzen „KrNi“ und „StSa“ sichtbar. Insgesamt fallen die Verbesserungen der Sensitivität für hohe Artefaktbehaftung durch Anwendung des ANC mit LMS-Algorithmus größer aus als für die Langzeitsignale. Die Verbesserung bleibt aber in der Regel weit hinter der theoretisch erreichbaren Verbesserung zurück. Sie erreichen Werte von bis zu 11,8 % (Abbildung 5.20(a)). Gleichzeitig sind deutliche Verschlechterungen abzulesen.

Beispielsweise reduziert sich die Sensitivität für die Bewegung „Treppe hinunter“ im Datensatz „DoJa2“ um 3,1 %.

Bei Verwendung des RLS-Algorithmus wird im Datensatz „AsRa“ eine Verbesserung der Sensitivität von 5,66 % beim „Laufen“ erreicht, dahingegen wird sie im Datensatz „RiJM“ für die Bewegung „Treppe hinauf“ um 19,8 % verschlechtert (Abbildung 5.20(b)). Die Auswertung der Sensitivitäts- und der Relevanzänderung ergibt insgesamt ein indifferentes Bild. Somit ist ein eindeutiger Trend auch für die stärker artefaktbehafteten Signalabschnitte nicht ablesbar.

Zusammenfassend ist die Anwendung eines ANC zur Kompensation von Bewegungsartefakten mit einem Beschleunigungssignal als Referenz für Langzeit-EKG-Signale nur als mäßig erfolgreich zu bewerten. Auch wenn die Wahrscheinlichkeit einer minderwertigeren QRS-Komplex-Erkennung bei hoher Aktivität größer ist als im Ruhezustand, lässt sich das EKG-Signal nicht ganzheitlich unter Zuhilfenahme eines ANC zufriedenstellend rekonstruieren.

5.8. Fazit

Das auf der Körperoberfläche abgeleitete EKG eignet sich gut zur Diagnose der Herzerregung. Dabei können Störungen der Erregungsbildung und -leitung genauso festgestellt werden wie Rhythmusstörungen in Form von ventrikulären und supraventrikulären Extrasystolen, Vorhof- und Kammerflimmern oder auch einfach nur die Herzfrequenz.

Für den Einsatz im 24/7-Monitoring ist die EKG-Ableitung von besonderem Interesse. Allerdings ist die Applikation von Extremitätenableitungen oder einer Wilson-Ableitung nicht alltagstauglich. Für die Erkennung der Herzrate und von Rhythmusstörungen, die vor allem sporadisch über den Tag verteilt auftauchen, ist die Ableitung I nach Einthoven ein Optimum zwischen Elektrodenanzahl und Informationsgehalt für das Langzeitmonitoring.

Die Auswahl von geeigneten Elektroden erweist sich als Herausforderung. Für die Langzeitanwendung stellen textile Elektroden die beste Wahl innerhalb der Randbedingungen Bioverträglichkeit und Signalqualität sowie Wiederverwendbarkeit und Tragekomfort dar. Eine herzdipolnahe Platzierung der Elektroden zusammen mit dem Vorverstärker in einem Gurt auf der Brust liefern hohe Signalpegel und ist auch aus Gründen der Benutzbarkeit eine gute Wahl.

Batteriebetriebene, galvanisch entkoppelte Registriersysteme besitzen hinsichtlich der Unterdrückung externer Störquellen gute Eigenschaften, die sich durch die Kombination der hier vorgestellten Verstärkertopologie auch zur Reduzierung von Bewegungsartefakten eignen.

Um eine gute Signalqualität zu erreichen, ist es entscheidend, eine Sättigung des Registrierungsverstärkers zu unterbinden, da dieser Fehlerfall das EKG-Signal gänzlich unbrauchbar macht. Mit dem im Rahmen dieser Arbeit entwickelten EKG-Brustgurt, der über eine Artefakt unterdrückende Verstärkertopologie und textile Trockenelektroden verfügt, konnten gute Ergebnisse auch unter Einfluss hoher Aktivität erzielt werden.

Bei der Kompensation von Bewegungsartefakten unter Zuhilfenahme eines ANC mit einem Beschleunigungssignal als Referenz konnten nur indifferente Ergebnisse im Rahmen der eigenen Untersuchungen erzielt werden. Damit konnte durch diese Methode nicht in allen Fällen eine Verbesserung der automatischen QRS-Komplex-Detektion erreicht werden.

6. Pulsoximetrie

Die ausreichende Versorgung der menschlichen Organe und des Körpergewebes mit Sauerstoff gehört zu den wichtigsten Vitalfunktionen. Sauerstoffmangel (Hypoxie) führt schon nach wenigen Minuten zu verringerter physischer und mentaler Leistungsfähigkeit und schließlich zum Absterben der Zellen. Die Sauerstoffsättigung des Blutes wird daher auch als der fünfte Vitalparameter neben Bluttemperatur, Pulsrate, Blutdruck und Atmung bezeichnet. Dieser Vitalparameter besitzt große Aussagekraft im Rahmen eines 24/7-Monitorings zur Überprüfung der Herz-Kreislauf-Funktion.



Abbildung 6.1.: Kommerzielles Pulsoximeter.

Die Pulsoximetrie ermöglicht die nichtinvasive, kontinuierliche Messung der Sauerstoffsättigung des arteriellen Blutes. Es handelt sich um ein spektralphotometrisches Verfahren, das auf der unterschiedlichen Lichtabsorption von oxygeniertem und deoxygeniertem Hämoglobin beruht. Außerdem werden die pulsierende Strömung des Blutes und die damit verbundene Änderung des Arterienradius ausgenutzt, wodurch neben der Bestimmung der Sauerstoffsättigung auch die Herzrate ermittelt werden kann [Moy02], [Web97], [Abi03]. Zusätzlich erlaubt das Photoplethysmogramm (PPG) Rückschlüsse auf die Gefäßsteifigkeit [MKRC02] und in Kombination mit dem EKG eine Bestimmung der Pulswellenlaufzeit (engl. Pulse-Arrival-Time (PAT) oder Pulse-Transit-Time (PTT)) [MRH08], die Aufschluss über den Blutdrucktrend gibt [Elt01], [AM02], [CH06], [CKI⁺00], [CLPK07].

In diesem Kapitel werden zuerst die grundlegenden Prinzipien für die Messung des PPGs und der Sauerstoffsättigung erörtert. Nach der Vorstellung von konventionellen Methoden zur Auswertung des PPG-Signals wird die Problematik der Bewegungsartefakte diskutiert und auf die Discrete-Saturation-Transform (DST) als artefaktrobuste Methode in kommerziellen Pulsoximetern eingegangen. Nach der Erläuterung eines Ansatzes zur Artefaktunterdrückung durch Anwendung eines Adaptive-Noise-Cancellers mit Beschleunigungssignalen als Referenz und einer Bewertung dessen Leistungsfähigkeit wird schließlich die gänzlich neue RSCD-Methode (engl.: robust saturation by convolutive demixing) vorgestellt, die das PPG mittels konvolutiver Independent-Component-Analysis (ICA) rekonstruiert und eine robuste Bestimmung der Sauerstoffsättigung erlaubt.

6.1. Grundlagen

Der Sauerstofftransport im Körper geschieht zu 98 % durch das Hämoglobin (*Hb*). Nur etwa 1 – 2 % des Sauerstoffs sind im Plasma gelöst. Die Bindung des Sauerstoffs an das Hämoglobin hängt vorwiegend vom Sauerstoffpartialdruck pO_2 ab. Während in der Lunge der sehr hohe Partialdruck nahezu gänzlich Sauerstoff an das Hämoglobin bindet, nimmt der Sauerstoffpartialdruck zu den Zellen hin ab, wodurch aufgrund des Diffusionsgleichgewichts der Sauerstoff an die Zellen abgegeben wird. Die Beziehung zwischen Sauerstoffsättigung und Partialdruck besitzt einen sigmoidalen Verlauf (Abbildung 6.2), die im oberen flachen Verlauf physiologisch als Hypoxygenationsschutz dient [Sch00]. Bei Gesunden beträgt die Sauerstoffsättigung im arteriellen Blut zwischen 94 % und 98 %.

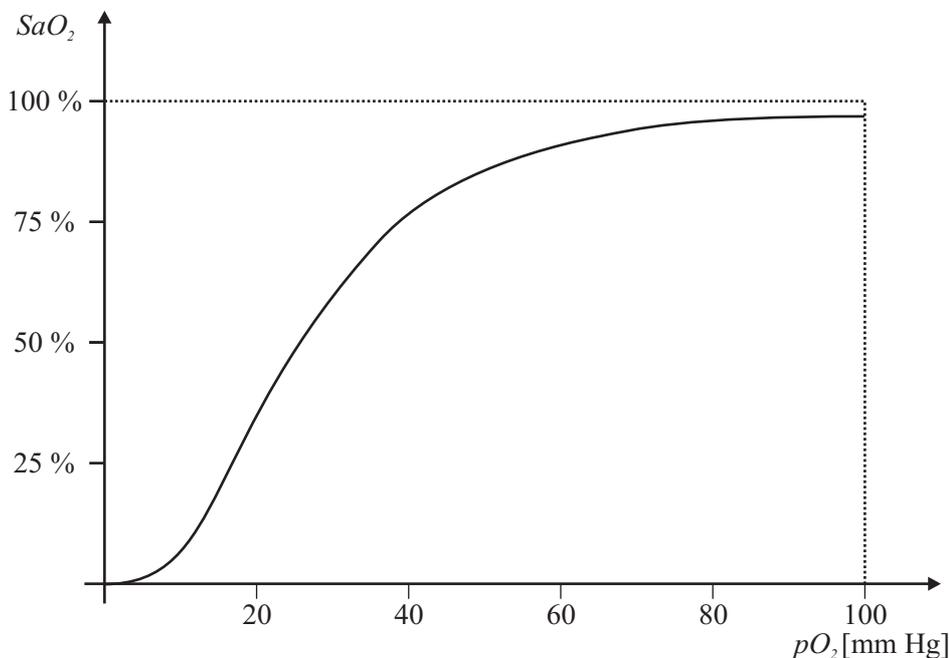


Abbildung 6.2.: Die Bindungskurve beschreibt die Beziehung zwischen Sauerstoffpartialdruck (pO_2) und der Sauerstoffsättigung (SaO_2) nach [Bro00].

Hämoglobin liegt vorwiegend in vier Fraktionen im Blut vor. Neben dem reduzierten (Hb) und dem oxigenierten Hämoglobin (O_2Hb), die für den Transport des Sauerstoffs verantwortlich sind, liegen noch Dyshämoglobine wie Carboxyhämoglobin ($COHb$) und Methämoglobin ($MetHb$) vor. Die Sauerstoffsättigung (SaO_2) stellt das Konzentrationsverhältnis zwischen oxigeniertem und desoxigeniertem Hämoglobin dar. Die Konzentration c wird dabei in mmol/l gemessen.

$$SaO_{2_{func}} = \frac{c_{O_2Hb}}{c_{O_2Hb} + c_{Hb}} \quad (6.1)$$

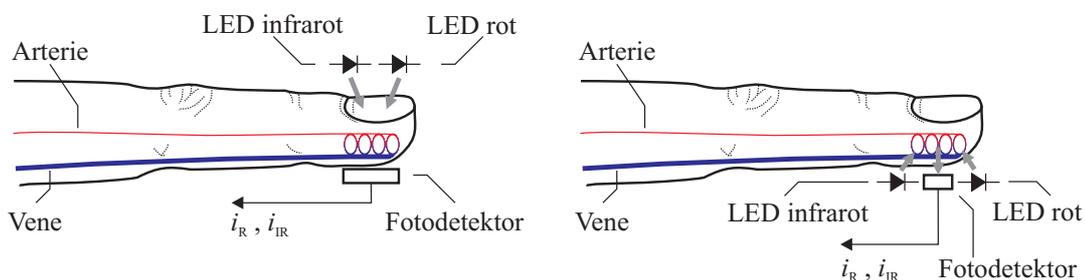
Gleichung 6.1 beschreibt die funktionelle Sauerstoffsättigung ($SaO_{2_{func}}$), während bei der fraktionellen Sauerstoffsättigung ($SaO_{2_{frac}}$) in Gleichung 6.2 auch die dysfunktionalen Derivate berücksichtigt werden [Sch00].

$$SaO_{2_{frac}} = \frac{c_{O_2Hb}}{c_{O_2Hb} + c_{Hb} + c_{MetHb} + c_{COHb}} \quad (6.2)$$

Alle Fraktionen des Hämoglobins besitzen unterschiedliche Absorptionsspektren, die bei der Pulsoximetrie ausgenutzt werden. Während sauerstoffangereichertes Blut eine hellrote Färbung aufweist, erscheint desoxigeniertes Blut rotblau. Man unterscheidet weiterhin zwischen der Bezeichnung $SaO_{2_{func}}$ für die funktionale arterielle Sauerstoffsättigung und der Bezeichnung SpO_2 für einen mittels Pulsoximeter gemessenen Sättigungswert.

6.1.1. Messanordnung

Die Lichtabsorption kann sowohl transmissiv als auch reflexiv gemessen werden. Bei der transmissiven Messung wird ein peripherer Körperteil, in der Regel ein Finger, Zeh oder ein Ohrläppchen, von einer Seite mit Licht bestimmter Wellenlänge durchleuchtet und auf der anderen Seite das transmittierte Licht detektiert (Abbildung 6.3(a)).



(a) Transmissionsoximeter.

(b) Reflexionsoximeter.

Abbildung 6.3.: Messanordnungen für reflektive und transmittive Messungen am Finger. Nach Einstrahlen von Licht zweier Leuchtdioden (LED) wird die vom Fotodetektor empfangene Intensität als Fotostrom i_R und i_{IR} ausgegeben.

Dadurch ist der Ort der Messung auf periphere Körperteile wie Finger, Zehen oder das Ohrläppchen beschränkt [All07]. Dem gegenüber steht die reflexive Messung, bei der ein Körperteil z. B. der Unterarm, die Stirn oder die Innenseite des Gehörgangs mit Licht bestimmter Wellenlänge bestrahlt und anschließend das reflektierte Licht detektiert wird (Abbildung 6.3(b)) [CM06], [VHH⁺09]. Vorteilhaft ist die fast beliebige Positionierbarkeit des Sensors auf dem Körper; nachteilig ist der erhöhte Einfluss der Streuung des Lichtes. Verglichen mit der transmissiven Messung ist die reflektierte Intensität bei identischer Einstrahlung geringer, wodurch sich ein schlechteres Signal-Rausch-Verhältnis ergibt. Dieses kann durch Erhöhung der eingestrahnten Intensität verbessert werden, jedoch ist diese nach oben begrenzt, um Gewebeschädigungen auszuschließen.

6.1.2. Beer-Lambert-Gesetz

Das Beer-Lambert-Gesetz beschreibt die Intensitätsabschwächung von Licht einer Wellenlänge λ beim Durchtritt durch eine absorbierende Substanz. Diese Dämpfung ist durch die Dicke d , die Konzentration c und den wellenlängenabhängigen Extinktionskoeffizienten $\epsilon(\lambda)$ bestimmt. Wenn monochromatisches Licht der Intensität I_0 in ein Medium eingestrahlt wird, wird ein Teil absorbiert, während der andere transmittiert wird (I_1). Dabei wird die Intensität exponentiell zur Dicke d des durchstrahlten Mediums gedämpft.

$$I_1 = I_0 e^{-A(\lambda)} = I_0 e^{-\epsilon(\lambda)cd} \quad (6.3)$$

Besteht ein Medium aus n Absorbern mit unterschiedlichen Extinktionskoeffizienten und Dicken, so ergibt sich die Gesamtabsorption A_{ges} aus der Summe der Teilabsorptionen zu

$$A_{ges}(\lambda) = \sum_{i=1}^n A_i(\lambda) = \sum_{i=1}^n \epsilon_i(\lambda) c_i d_i. \quad (6.4)$$

Die Absorption

$$A_{ges}(\lambda) = -\ln \frac{I_n(\lambda)}{I_0(\lambda)} = \ln \frac{I_0(\lambda)}{I_n(\lambda)} = \sum_{i=1}^n \epsilon_i(\lambda) c_i d_i, \quad (6.5)$$

die auch „optische Dichte“ genannt wird, kann somit als Verhältnis von Intensitäten angegeben werden, wenn I_n der Intensität nach dem n -ten Absorber entspricht.

Diese Gleichung gilt für n Absorber innerhalb eines Mediums, wenn keine Streuung auftritt, keine turbulenten Strömungen vorliegen und die Absorberdicke konstant ist. Es ist daher möglich, unbekannte Konzentrationen von n verschiedenen Absorbern in einem homogenen Medium zu bestimmen, wenn man n verschiedene Wellenlängen verwendet und die Extinktionskoeffizienten sowie die Dicken bekannt sind.

6.1.3. Auswahl der Lichtquellen

Blut ist nur im optischen Fenster von $\lambda = 600 \text{ nm} - 1300 \text{ nm}$ transparent. Unterhalb von 600 nm absorbiert das Melanin der roten Blutkörperchen, oberhalb von 1300 nm die Gewebeflüssigkeit das Licht zu stark. In Abbildung 6.4 ist die Absorption der wichtigsten Hämoglobinfraktionen über der Wellenlänge aufgetragen. Die Absorption im roten Bereich des Spektrums ist für Hb viel größer als für O_2Hb . Im isobestischen Punkt bei 805 nm, in dem sich die Extinktionskurven von oxygeniertem und reduziertem Hämoglobin schneiden, sind die Dämpfungen identisch, während für infrarotes Licht die Transparenz von Hb größer als für O_2Hb ist.

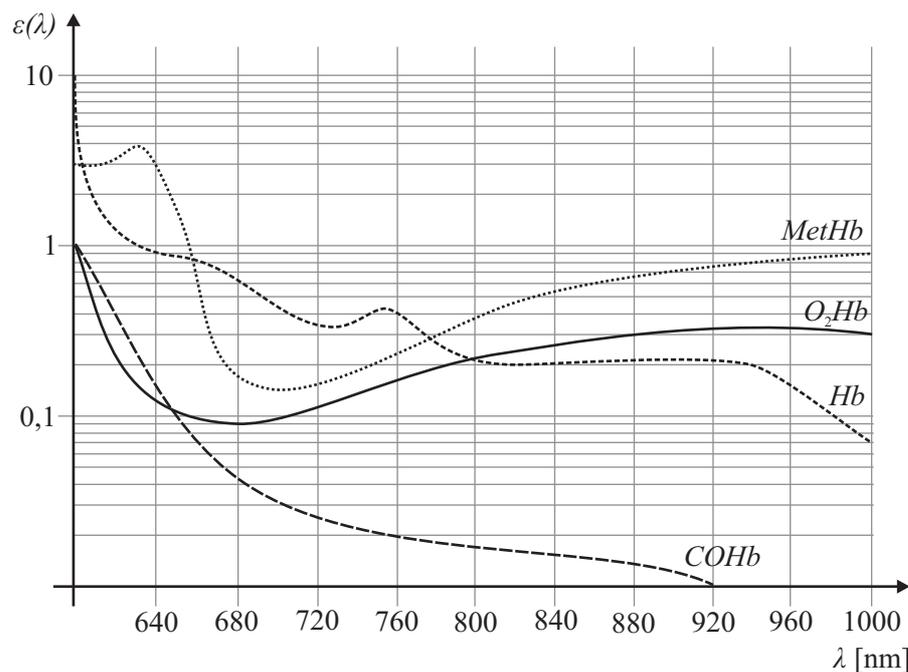


Abbildung 6.4.: Extinktionskoeffizienten $\epsilon(\lambda)$ der wichtigsten Hämoglobinfraktionen Hb , O_2Hb , $COHb$ und $MetHb$ aufgetragen über den für Pulsoximetrie entscheidenden Wellenlängenbereich nach [Web97].

Bei konventionellen Pulsoximetern beschränkt man sich auf die Bestimmung der funktionellen Sauerstoffsättigung SaO_{2func} wie in Gleichung 6.1 beschrieben. Dafür müssen die Konzentrationen von oxygeniertem und reduziertem Hämoglobin ermittelt werden. Üblicherweise werden Wellenlängen links und rechts des isobestischen Punktes verwendet.

Um das Beer-Lambert-Gesetz zu erfüllen, bedarf es einer monochromatischen Lichtquelle. Halbleiterlaser eignen sich hierfür ideal, sind aber vergleichsweise teuer und haben sich in dieser Anwendung nicht durchgesetzt. Stattdessen kommen kostengünstige Leuchtdioden (LEDs) zum Einsatz, die eine ausreichend schmale Bandbreite von 10 nm – 50 nm besitzen. Üblich sind eine Lichtquelle bei 660 nm also im roten Bereich und eine infrarote Quelle bei 940 nm. Die Auswahl der infraroten Quelle ist unproblematisch, da in diesem Wellenlängenbereich die Absorptionsspektren flach verlaufen.

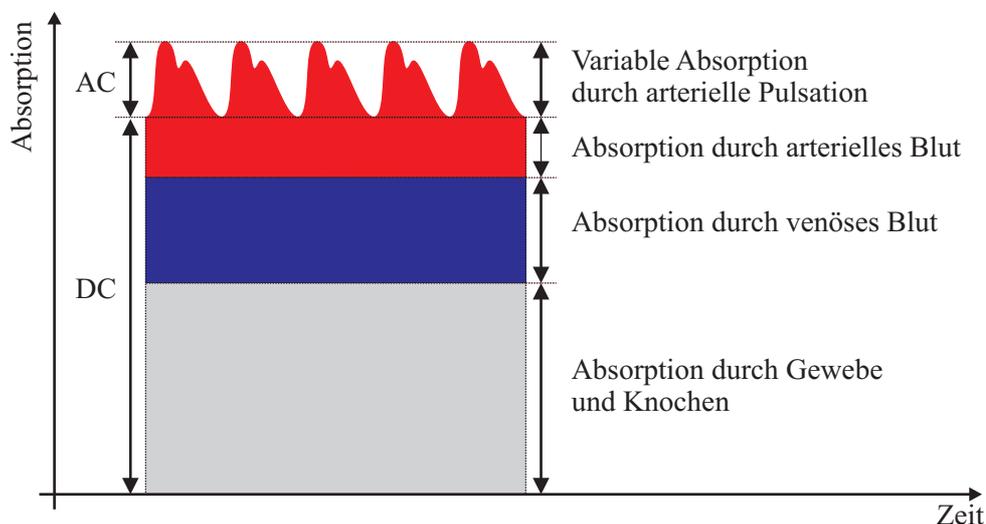
Tabelle 6.1.: Extinktionskoeffizienten für reduziertes und oxigeniertes Hämoglobin [ZBM91] [KXL05].

Wellenlänge (λ) [nm]	$\epsilon(Hb)$ [$l \cdot \text{mmol}^{-1} \cdot \text{cm}^{-1}$]	$\epsilon(O_2Hb)$ [$l \cdot \text{mmol}^{-1} \cdot \text{cm}^{-1}$]
660	0,81	0,08
940	0,18	0,29

Die Auswahl der anderen Wellenlänge ist kritischer, da im roten Bereich die Absorptionsspektren sehr steil verlaufen (Abbildung 6.4). Die typische fertigungsbedingte Streuung der mittleren Wellenlänge bei roten LEDs von bis zu ± 15 nm erfordert bei Anwendung für ein photometrisches Messverfahren die Verwendung einer angepassten Kalibrierung. Zusätzlich kann auch die Änderung des Diodenstroms eine leichte Frequenzverschiebung bewirken, wodurch ebenfalls größere Abweichungen bei den Konzentrationsmessungen auftreten können.

6.1.4. Absorption bei transmissiver Pulsoximetrie

Die Absorption setzt sich aus einem konstanten (DC) und einem pulsierendem Anteil (AC) zusammen. Der konstante Anteil ergibt sich aus der Absorption durch Hautschichten, Gewebe und Knochen und ist von deren Dicke, Farbe und Struktur abhängig. Zusätzlich führt die Absorption des Blutes in den Venen zu einem weiteren Anteil, der in Ruhelage konstant ist. Der pulsierende Anteil wird durch die arterielle Pulsation verursacht. Diese entsteht durch das Ausdehnen und Zusammenziehen der Arterien.

**Abbildung 6.5.:** Komponenten des Absorptionssignals; aufgeteilt in AC- und DC-Anteil.

Schematisch ist die Zusammensetzung der Absorption in Abbildung 6.5 dargestellt. Da bei der Pulsoximetrie indirekt die arterielle Blutvolumenänderung gemessen wird, wird der zeitveränderliche Teil des Absorptionssignal auch als Photoplethysmogramm (PPG) bezeichnet.

6.2. Berechnung der Sauerstoffsättigung

Aufgrund der Messanordnung werden die Intensitäten des eingestrahlichten Lichtes nach der Transmission durch das Gewebe und nicht direkt die Absorption gemessen. Daher ist ein mathematisches Modell für die Bestimmung der Sauerstoffsättigung aus diesen Signalen notwendig.

6.2.1. Sauerstoffsättigung mittels Beer-Lambert-Gesetz

Wie in Abschnitt 6.1.4 dargestellt, lassen sich m konstante Absorber zu A_{DC} und die zeitlich veränderlichen, pulsierenden zu A_{AC} zusammenfassen.

$$A_{DC}(\lambda) = \sum_{i=1}^m \epsilon_i(\lambda) c_i d_i = \alpha_{DC}(\lambda) \cdot d_{DC} \quad (6.6)$$

$$A_{AC}(\lambda) = [\epsilon_{Hb}(\lambda) c_{Hb} + \epsilon_{O_2Hb}(\lambda) c_{O_2Hb}] \cdot \Delta d = \alpha_{AC}(\lambda) \cdot \Delta d \quad (6.7)$$

Elimination der eingestrahlichten Intensität als Variable

Der pulsierende Anteil wird durch die Dickenänderung Δd der Arterien hervorgerufen, während die konstante Absorption durch ein Medium der Dicke d_{DC} repräsentiert ist (Abbildung 6.6).

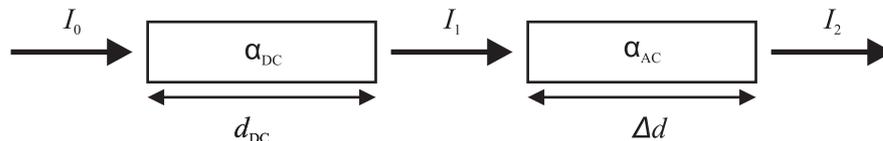


Abbildung 6.6.: Schematische Darstellung des AC- und DC-Absorbers. Die eingestrahelte Intensität I_0 wird mittels eines konstanten Absorbers der Dicke d_{DC} und dem Koeffizienten α_{DC} auf die Intensität I_1 und anschließend durch einen variablen Absorber der Dicke Δd und dem Koeffizienten α_{AC} auf I_2 abgeschwächt.

Die eingestrahelte Intensität I_0 wird daher auf die Intensität I_1 abgeschwächt:

$$I_1 = I_0 \cdot e^{-\alpha_{DC}(\lambda) \cdot d_{DC}} \quad (6.8)$$

In ähnlicher Weise wird die Intensität I_1 vom AC-Absorber auf I_2 abgeschwächt.

$$I_2 = I_1 \cdot e^{-\alpha_{AC}(\lambda) \cdot \Delta d} = I_0 \cdot e^{-[\alpha_{DC}(\lambda) \cdot d_{DC} + \alpha_{AC}(\lambda) \cdot \Delta d]} \quad (6.9)$$

Der Effekt der Pulsation lässt sich über das Verhältnis von I_2 zu I_1 zusammenfassen, wodurch die eingestrahlte Intensität I_0 gekürzt werden kann.

$$\frac{I_2}{I_1} = \frac{I_0 \cdot e^{-[\alpha_{DC}(\lambda) \cdot d_{DC} + \alpha_{AC}(\lambda) \cdot \Delta d]}}{I_0 \cdot e^{-\alpha_{DC}(\lambda) \cdot d_{DC}}} = e^{-\alpha_{AC}(\lambda) \cdot \Delta d} \quad (6.10)$$

Elimination der Absorberdicke als Variable

Die Dickenänderung Δd bleibt in Gleichung 6.10 erhalten. Werden jedoch zwei unterschiedliche Wellenlängen verwendet, so kann der Einfluss des pulsierenden Absorbers ebenfalls doppelt ermittelt werden. Das Verhältnis der logarithmierten Absorptionsänderungen liefert dann Gleichung 6.11, wodurch Δd kürzbar wird:

$$R = \frac{\ln \frac{I_2(\lambda_R)}{I_1(\lambda_R)}}{\ln \frac{I_2(\lambda_{IR})}{I_1(\lambda_{IR})}} = \frac{-\alpha_{AC}(\lambda_R) \cdot \Delta d}{-\alpha_{AC}(\lambda_{IR}) \cdot \Delta d} = \frac{\alpha_{AC}(\lambda_R)}{\alpha_{AC}(\lambda_{IR})} \quad (6.11)$$

Gleichung 6.11 ist nun sowohl unabhängig von der eingestrahnten Intensität I_0 als auch der absoluten Dickenänderung Δd und wird mit Verhältnis von Verhältnissen R (*engl.* Ratio of Ratios) bezeichnet.

6.2.2. Sauerstoffsättigung mittels Differenziation

Eine zweite Herleitung für die Berechnung der Sauerstoffsättigung basiert auf der Differenziation des Beer-Lambert-Gesetzes. Die Gesamtabsorption setzt sich wie in Abschnitt 6.1.4 aus $A_{DC} = \alpha_{DC} \cdot d_{DC}$ und $A_{AC} = \alpha_{AC} \cdot \Delta d$ zusammen. Für die vom Sensor gemessene Intensität lässt sich daher folgende Formel aufstellen:

$$I_2 = I_0 \cdot e^{-[\alpha_{DC}(\lambda) \cdot d_{DC} + \alpha_{AC}(\lambda) \cdot \Delta d]} \quad (6.12)$$

Durch Differenziation nach der Zeit ergibt sich:

$$\frac{dI_2}{dt} = \underbrace{I_0 \cdot e^{-[\alpha_{DC}(\lambda) \cdot d_{DC} + \alpha_{AC}(\lambda) \cdot \Delta d]}}_{I_2} \cdot \frac{d}{dt} \{-[\alpha_{DC}(\lambda) \cdot d_{DC} + \alpha_{AC}(\lambda) \cdot \Delta d]\} \quad (6.13)$$

Da nur die Wegstrecke Δd zeitlich veränderlich ist, vereinfacht sich Gleichung 6.13 zu:

$$\frac{\frac{dI_2}{dt}}{I_2} = -\alpha_{AC} \frac{d\Delta d}{dt} \quad (6.14)$$

Das Verhältnis von Verhältnissen R kann schließlich durch die Messung mit zwei Wellenlängen bestimmt werden. Da angenommen werden kann, dass $\frac{d\Delta d}{dt}$ für den Zeitraum eines rot-infraroten Messpaares konstant ist, lässt sich die Weglänge ebenfalls kürzen.

$$R = \frac{\frac{dI_2(\lambda_R)}{dt}}{I_2(\lambda_R)} = \frac{-\alpha_{AC}(\lambda_R) \cdot \frac{d\Delta d}{dt}}{-\alpha_{AC}(\lambda_{IR}) \cdot \frac{d\Delta d}{dt}} = \frac{\alpha_{AC}(\lambda_R)}{\alpha_{AC}(\lambda_{IR})} \approx \frac{\frac{I_{AC}(\lambda_R)}{I_{DC}(\lambda_R)}}{\frac{I_{AC}(\lambda_{IR})}{I_{DC}(\lambda_{IR})}} \quad (6.15)$$

Bei der Ableitungsmethode ist es daher möglich, ein hoch- (I_{AC}) und ein tiefpassgefiltertes (I_{DC}) Intensitätssignal zu verwenden.

6.2.3. Normalisierung

Die Herleitung der Verhältnisgleichung auf zwei verschiedenen Wegen ist auch anschaulich sinnvoll. So bewirken die jeweiligen Quotienten in den Gleichungen 6.11 und 6.15 jeweils eine Normalisierung der detektierten Intensitätssignale.

Das pulsierenden Nutzsignal entspricht nur einem Anteil von etwa 1 % der gemessenen Intensität. Daher bewegen sich die normalisierten Intensitäten in der Nähe von eins und die logarithmierten Werte um null. Führt man eine Reihenentwicklung von $\ln(1+x)$ für sehr kleine x durch (Gleichung 6.16), kann aus den normalisierten Intensitäten mittels Hochpassfilterung ein zur logarithmierten Variante äquivalentes Signal erzeugt werden.

$$\ln(1+x) = \sum_{i=0}^{\infty} (-1)^i \frac{x^{i+1}}{i+1} = x - \frac{x^2}{2} + \frac{x^3}{3} \dots \approx x \quad \text{für } x \ll 1 \quad (6.16)$$

Die somit austauschbaren Normalisierungen werden auch als logarithmische (I_{N_ln}) und ACDC-Normalisierung (I_{N_ACDC}) bezeichnet:

$$I_{N_ln} = \ln \frac{I}{I_{DC}} \approx I_{N_ACDC} = \frac{I_{AC}}{I_{DC}} \quad (6.17)$$

Das Verhältnis von Verhältnissen R kann dann vereinfacht auch aus den normalisierten Größen bestimmt werden:

$$R = \frac{I_{N_ln}(\lambda_R)}{I_{N_ln}(\lambda_{IR})} \approx \frac{I_{N_ACDC}(\lambda_R)}{I_{N_ACDC}(\lambda_{IR})} \quad (6.18)$$

In der Pulsoximetrie entspricht die Visualisierung des Photoplethysmogramms ebenfalls dem normalisierten Absorptionssignal I_N . Daher wird dieses auch als PPG-Signal bezeichnet.

6.2.4. Kalibrierung

Der Zusammenhang zwischen R und der Sauerstoffsättigung erhält man, indem α_{AC} aus Gleichung 6.7 in Gleichung 6.15 eingesetzt wird:

$$R = \frac{\alpha_{AC}(\lambda_R)}{\alpha_{AC}(\lambda_{IR})} = \frac{\epsilon_{Hb}(\lambda_R)c_{Hb} + \epsilon_{O_2Hb}(\lambda_R)c_{O_2Hb}}{\epsilon_{Hb}(\lambda_{IR})c_{Hb} + \epsilon_{O_2Hb}(\lambda_{IR})c_{O_2Hb}}. \quad (6.19)$$

Das Verhältnis der Konzentrationen für die funktionelle Sauerstoffsättigung liefert Gleichung 6.1:

$$c_{O_2Hb} = \frac{SpO_2}{1 - SpO_2} \cdot c_{Hb}. \quad (6.20)$$

Schließlich ergibt sich der theoretische Zusammenhang zwischen dem Verhältnis von Verhältnissen R und der funktionellen Sauerstoffsättigung zusammen mit den Extinktionskoeffizienten aus Tabelle 6.1 zu:

$$SpO_2 = \frac{\epsilon_{Hb}(\lambda_R) - \epsilon_{Hb}(\lambda_{IR}) \cdot R}{[\epsilon_{Hb}(\lambda_R) - \epsilon_{O_2Hb}(\lambda_R)] - [\epsilon_{Hb}(\lambda_{IR}) - \epsilon_{O_2Hb}(\lambda_{IR})] \cdot R} = \frac{0,81 - 0,18 \cdot R}{0,73 + 0,11 \cdot R}. \quad (6.21)$$

Das Beer-Lambert-Gesetz liefert damit die Grundlage einer selbstkalibrierenden Messmethode zur Bestimmung der Sauerstoffsättigung. Allerdings sind die Randbedingungen für die Gültigkeit des Beer-Lambert-Gesetzes nicht vollständig erfüllt. Da vor allem die Streuung beim Durchtritt durch das Medium nicht zu vernachlässigen ist, bedarf es einer empirischen Kalibrierung.

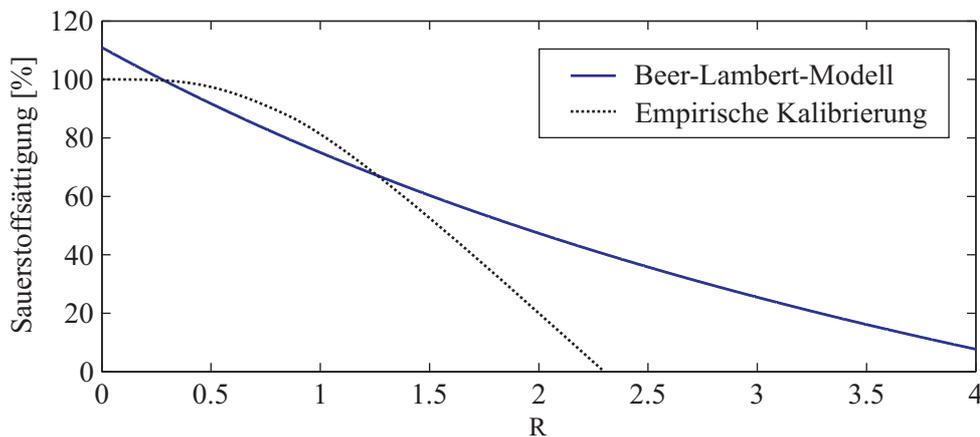


Abbildung 6.7.: Zusammenhang von Sauerstoffsättigung und R für die theoretische und empirische Kalibrierung. Die empirische Kalibrierung beruht auf der Formel $SpO_2 = (a - b \cdot R)/(c - d \cdot R)$ mit $a = 1$, $b = 0,55$, $c = 0,9$ und $d = 0,35$ sowie einer linearen Extrapolation unterhalb einer Sättigung von 70 % nach [Bro00].

Schmitt liefert dazu in Form der Photonen-Diffusions-Theorie einen analytischen Ansatz, der den Zusammenhang zwischen dem Verhältnis von Verhältnissen R und der Sauerstoffsättigung

in Abhängigkeit von der Mehrfachstreuung, dem Hautblutvolumen, der Fingerdicke und weiteren physiologischen Variablen beschreibt [Sch91]. In Abbildung 6.7 ist zu erkennen, dass sich der theoretische Zusammenhang und ein empirischer aus der Literatur teilweise deutlich voneinander unterscheiden.

6.3. Klassische Algorithmen zur SpO₂-Bestimmung

Bei klassischen Pulsoximetern unterscheidet man zwischen Verfahren, die jeweils eine Pulswelle auswerten, und kontinuierlichen Verfahren. Hier werden einige Verfahren vorgestellt, die im Zeitbereich arbeiten. Es wird von einem Transmissionsoximeter ausgegangen, das die durch einen Körperteil transmittierte Intensität bei abwechselnder Bestrahlung mit rotem und infrarotem Licht (Abschnitt 6.1.1) verwendet.

6.3.1. Voll-Pulswellen-Verfahren

Beim Voll-Pulswellen-Verfahren wird einmal pro Pulswelle ein Sättigungswert errechnet. Dazu ist es notwendig, zuerst die Pulswelle sicher zu detektieren und das Signal in Bewertungsintervalle zu zerlegen.

Minimum-Maximum-Methode

Die Minimum-Maximum-Methode ist eine Anwendung der Überlegungen aus Abschnitt 6.2.1. Zur Ermittlung des Verhältnis von Verhältnissen R müssen die Intensitäten passender Zeitpunkte in Formel 6.11 eingesetzt werden. Wählt man das Minimum und das Maximum so ergibt sich

$$R = \frac{\ln \frac{I_2(\lambda_R)}{I_1(\lambda_R)}}{\ln \frac{I_2(\lambda_{IR})}{I_1(\lambda_{IR})}} = \frac{\ln \frac{I_{min}(\lambda_R)}{I_{max}(\lambda_R)}}{\ln \frac{I_{min}(\lambda_{IR})}{I_{max}(\lambda_{IR})}}. \quad (6.22)$$

Abbildung 6.8 zeigt typische Intensitätskurven der transmittierten Intensität sowie die Bestimmung der Maxima und Minima. Für beide Wellenlängen entspricht die maximale Intensität I_1 und die minimale I_2 .

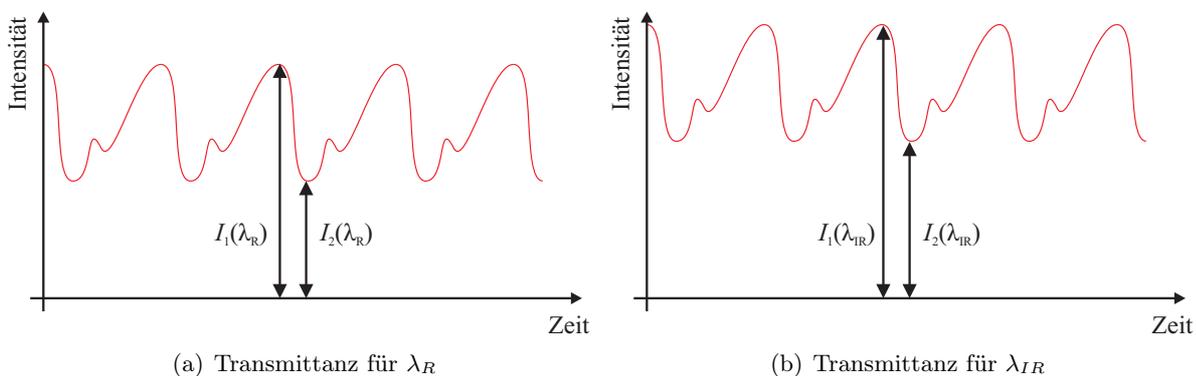


Abbildung 6.8.: Bestimmung der Intensitäten für die Minimum-Maximum-Methode zur Berechnung der Sauerstoffsättigung.

Ableitungsmethode

Alternativ kann R bestimmt werden, indem die Ableitung des Intensitätssignals durch die Amplitude des AC-Anteils approximiert wird. Dadurch ergibt sich eine Vereinfachung der Verhältnisgleichung zu:

$$R = \frac{\frac{dI_2(\lambda_R)}{dt}}{I_2(\lambda_R)} \approx \frac{I_3(\lambda_R) - I_1(\lambda_R)}{I_2(\lambda_R)} \approx \frac{I_{AC}(\lambda_R)}{I_{DC}(\lambda_R)} = R. \quad (6.23)$$

Die benötigten Intensitätswerte sind in Abbildung 6.9 dargestellt [Web97].

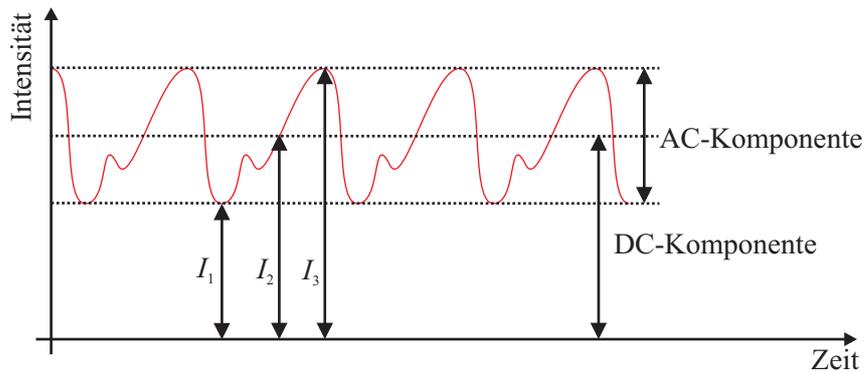


Abbildung 6.9.: Bestimmung der AC- und DC-Komponente zur Berechnung der Sauerstoffsättigung nach der Ableitungsmethode.

6.3.2. RMS-Mittlung

Neben der Bestimmung der Sauerstoffsättigung in Abhängigkeit der Pulsationsperioden ist es auch möglich, abschnittsweise eine Mittelung der normalisierten Intensitäten I_N durchzuführen. Dies kann hilfreich sein, wenn einzelne Werte nahe null sind und durch Rauschen und Quantisierungsartefakte Extremstellen bei der Division der normalisierten Absorptionen auftreten. Als sinnvoll hat sich eine RMS-Mittlung (engl.: root mean squares) für beide Signale separat erwiesen, da hierdurch größere Werte stärker bewertet werden als kleinere.

$$R_{RMS} \approx \frac{RMS\{I_N(\lambda_R, n)\}}{RMS\{I_N(\lambda_{IR}, n)\}} \quad (6.24)$$

Mit folgendem RMS-Operator:

$$RMS\{x\} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}. \quad (6.25)$$

6.4. Bestimmung der Herzrate

Da sich im Photoplethysmogramm die Pumpaktion des Herzens widerspiegelt, eignet es sich auch zur Bestimmung der Herzrate. Im Gegensatz zum EKG ist im PPG-Signal allerdings kein derart markanter Signalabschnitt wie der QRS-Komplex enthalten, wodurch die zeitliche Bestimmung des Beginns der Pulswelle etwas unsicherer wird. In der technischen Umsetzung haben sich zwei Methoden etabliert. Das erste Verfahren wertet das Zeitsignal aus, während das zweite mittels Kurzzeit-Fourier-Transformation (engl.: short-time fourier transform (STFT)) den spektralen Gehalt untersucht.

6.4.1. Herzrate aus dem PPG-Signal

Für diese Arbeit wurde ein PPG-Detektor entwickelt, der auf der Bestimmung der steilsten Anstiege im PPG-Signal basiert [Fee08]. Dazu wird wie in Abbildung 6.10 dargestellt die Ableitung des PPG-Signals berechnet und die darin enthaltenen lokalen Maxima gesucht.

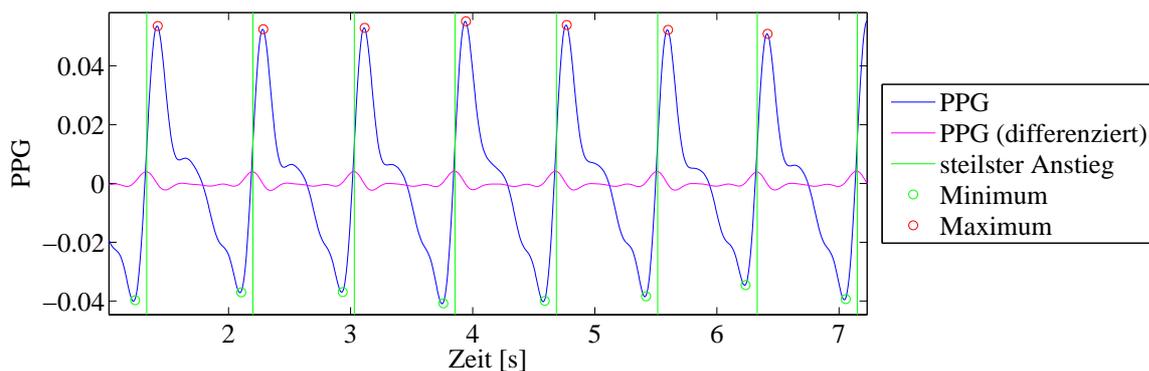


Abbildung 6.10.: PPG-Signal mit markanten Punkten zur Erkennung der Herzrate.

Um nur physiologisch sinnvolle Pulswellen zu detektieren, wird ein durchschnittliches Pulsintervall aus den vergangenen acht Pulsintervallen bestimmt und alle außerhalb einer Toleranz von 50% dieses Wertes liegenden steilsten Anstiege verworfen. Anschließend werden noch das in der Umgebung liegende Minimum, das den Beginn der Pulswelle indiziert, und das Maximum im ursprünglichen PPG-Signal gesucht.

Diese Methode liefert für artefaktarme PPG-Signale gute Ergebnisse bei der Bestimmung des Pulsintervalls und damit für die Herzrate.

6.4.2. Herzrate mittels STFT

Im Frequenzbereich kann mittels der Kurzzeit-Fourier-Transformation (STFT) die Herzrate bestimmt werden. Im Spektrogramm (Abbildung 6.11) wird das Maximum als Herzfrequenz angenommen.

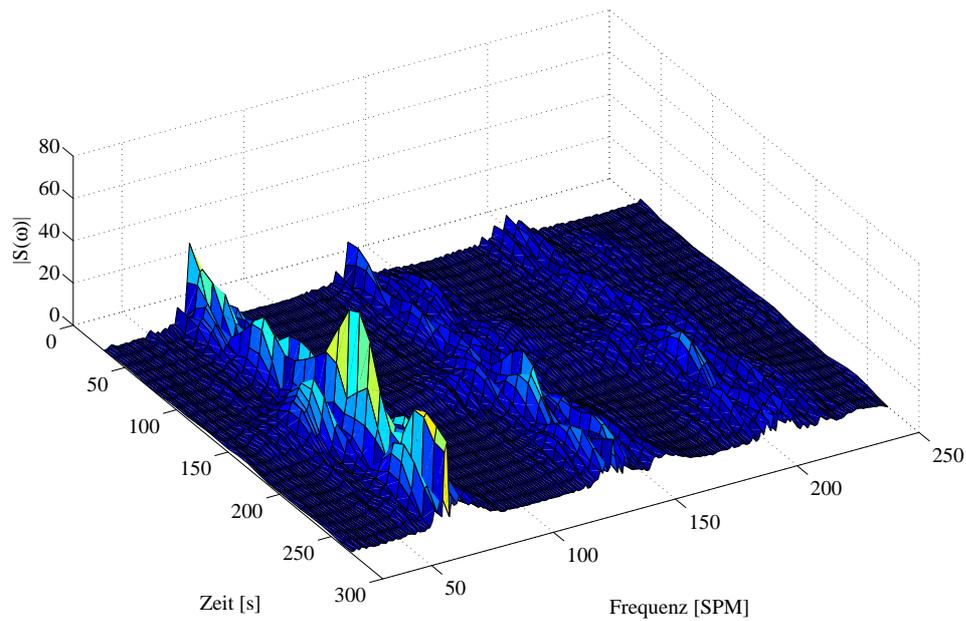


Abbildung 6.11.: Spektrogramm eines normalisierten Intensitätssignals zur Bestimmung der Herzrate. Fensterlänge: 60 s, Überlappungsfaktor: $\frac{5}{6}$.

Kritisch bei der Verwendung der STFT ist die Auswahl der Fensterlänge, da diese den Kompromiss zwischen Zeit- und Frequenzauflösung darstellt. Einerseits sollte das Fenster möglichst kurz gewählt werden, so dass für den Signalausschnitt Stationarität angenommen werden kann. Andererseits ist eine hohe Frequenzauflösung nur durch ein langes Fenster möglich. Soll eine Auflösung von einem Herzschlag pro Minute bei der Erkennung der Herzrate erreicht werden, so muss die Frequenzauflösung kleiner gleich $1/60$ Hz betragen. Folglich muss die Fensterlänge mindestens 60 s betragen.

Alternativ kann bei der Verwendung kürzerer Fenster eine höhere Frequenzauflösung durch ein Auffüllen mit Nullen (Zeropadding) erfolgen [OSB04]. Wird eine Implementierung auf einem eingebetteten System angestrebt, eignet sich auch die Chirp-Z-Transformation, um in einem vorgegebenen Frequenzband eine gesteigerte Auflösung bei gleichzeitig verringertem Rechenaufwand zu erhalten [Rab04] [RSR69].

6.5. Bewegungsartefakte in der Pulsoximetrie

Im klinischen Umfeld lässt sich mit Hilfe der Pulsoximetrie leicht, nichtinvasiv und relativ genau die Sauerstoffsättigung im arteriellen Blut bestimmen. Beim Langzeitmonitoring ist jedoch eine Messung der Biosignale in jeder Lebenslage erforderlich, wodurch die Messsituation nicht mehr standardisiert ist und daher bewegungsbedingte Artefakte unausweichlich sind. Eine sichere Bestimmung der Sauerstoffsättigung und der Herzrate für kontinuierliches 24/7-Monitoring stellt daher eine Herausforderung für die Signalverarbeitung dar.

Während magnetische und elektrische Störquellen oder Fremdlichteinwirkung durch geschickte Messtechnik nahezu gänzlich unterdrückt werden können, besitzen besonders bewegungsbedingte Artefakte einen großen Einfluss auf die Zuverlässigkeit der Pulsoximetrie. Zur Anschauung sind in Abbildung 6.12 zwei Signalausschnitte mit Bewegungsartefakten dargestellt. Größere Handbewegungen oder ein Hustenanfall lassen die typische doppelgipflige Struktur gänzlich verschwinden. Da im klinischen Einsatz die Bewegung der Patienten meist eingeschränkt ist und selbst dort schon kritische Bewegungsstörungen auftreten, ist für die Anwendung im Langzeitmonitoring sogar mit massiven Artefakten zu rechnen.

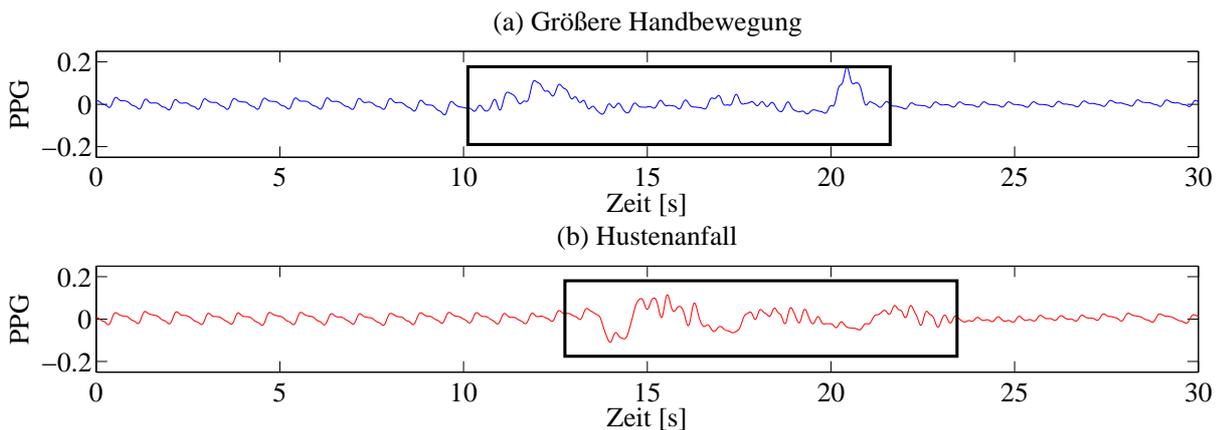


Abbildung 6.12.: Bewegungsartefakte im PPG-Signal. Die Ausschnitte zeigen je 30 Sekunden: (a) größere Bewegung der Hand, (b) Hustenanfall.

Der Ursprung von Bewegungsartefakten lässt sich auf unterschiedliche Prozesse zurückführen. Zum einen verursacht eine mechanische Verschiebung des Sensors relativ zum Finger (engl. **Probe-Coupling**) durch Bewegung Artefakte. Eine gute mechanische Fixierung des Sensors auf der Hautoberfläche oder die Modellierung des Probe-Coupling-Effekts ermöglichen allerdings eine leistungsfähige Unterdrückung derartiger Störungen. Dazu verwenden Hayes und Smith eine dritte Lichtquelle mit einer Wellenlänge von $\lambda = 805 \text{ nm}$, also im isobestischen Punkt, um die ein Kompensationssignal zu erzeugen [HS01].

Zum anderen sind auch physiologische Effekte für Artefakte verantwortlich. Tritt **venöse Pulsation** auf, beschreibt das Photoplethysmogramm nun nicht mehr ausschließlich die Blutvolumenänderungen in der Arterie sondern auch in der Vene. Dieser Effekt wird besonders dadurch begünstigt, dass von außen auf das Gefäßsystem einwirkende Bewegung vorwiegend venöses Blut

beeinflusst, da der Druck in den Venen deutlich geringer als in den Arterien ist. Es kommt also zu einer zeitlich veränderlichen Absorption durch venöses Blut, die sich wegen ihres ähnlichen Frequenzgehaltes nicht durch lineare Filterung vom Pulssignal trennen lässt. Folglich wird die Bestimmung der Sauerstoffsättigung, bei der die normalisierten Intensitäten I_N für zwei Wellenlängen ausgewertet werden, fehlerhaft. Neumann et al. stellen fest, dass die Bewegungsartefakte überwiegend auf dieser venösen Pulsation beruhen und nicht so sehr durch Probe-Coupling entstehen [NW90].

Eine grundsätzliche Annahme bei der klassischen Pulsoximetrie aus Abschnitt 6.2 besteht darin, dass die normalisierten Intensitätssignale I_N für die beiden Wellenlängen stets fest über den Faktor R miteinander verbunden sind. Dominiert jedoch ein Störprozess N , so wird, wie in Gleichung 6.26 dargestellt, fälschlicherweise immer eine Sättigung von 82% errechnet. Die korrekte Bestimmung der Sauerstoffsättigung ist nun mit konventionellen Methoden nicht mehr möglich. Hayes et al. nutzen zur Kompensation des Störprozesses eine weitere Wellenlänge im isobestischen Punkt [HS01], wodurch aber auch ein höherer Hardwareaufwand resultiert. Patterson et al. gehen, anders als in der einschlägigen Literatur zu finden, von einem multiplikativen statt von einem additiv überlagerten Störprozess aus, wodurch der Einfluss bei der Berechnung des Verhältnisses von Verhältnissen wegfällt [PY10]. Die Leistungsfähigkeit dieser Methoden konnte aber in eigenen Versuchen nicht zufriedenstellend nachgewiesen werden.

$$R_{Stör} = \frac{I_N(\lambda_R)}{I_N(\lambda_{IR})} \approx \frac{N}{N} = 1 \rightarrow 82\% SpO_2 \quad (6.26)$$

Diese Ausgangssituation bildet den Ansatzpunkt für die Untersuchung und Neuentwicklung von Methoden zur Kompensation von Bewegungsartefakten. In den folgenden Abschnitten wird zuerst die Discrete-Saturation-Transform (DST) als einzige artefaktrobuste Methode in kommerziellen Pulsoximetern erläutert. Anschließend wird der verwendete Messaufbau bestehend aus den Sensorsystemen des Body-Sensor-Networks und einem Referenz-Pulsoximeter sowie der Vorverarbeitung der Messdaten beschrieben, der eine gleichzeitige Ermittlung von artefaktbehafteten und -freien PPG-Signalen erlaubt. Eine Reihe von durchgeführten Bewegungsversuchen liefern Daten, die die Grundlage für die Evaluation von neuen Rekonstruktionsmethoden erlauben.

Nach der Bestimmung eines Zusammenhangs zwischen Bewegung und Artefakt wird die Leistungsfähigkeit eines Adaptive-Noise-Cancellers mit Beschleunigungssignalen als Referenz zur Rekonstruktion des PPG-Signals untersucht und dessen Eignung für das Langzeitmonitoring bewertet. Ein Hauptaugenmerk liegt auf der neu entwickelten RSCD-Methode, die erstmals wirkungsvoll konvolutive Independent-Component-Analysis (ICA) auf photoplethysmographische Signale anwendet und dabei eine leistungsfähige Trennung von Artefakt und PPG-Signal zusammen mit einer robusten Bestimmung der Sauerstoffsättigung ermöglicht.

6.6. Discrete-Saturation-Transform (DST)

Die Discrete-Saturation-Transform (DST) ist ein in kommerziellen Pulsoximetern etabliertes artefaktrobustes Verfahren zur Bestimmung der Sauerstoffsättigung und Rekonstruktion des PPG-Signals [Mas06] [Dia07].

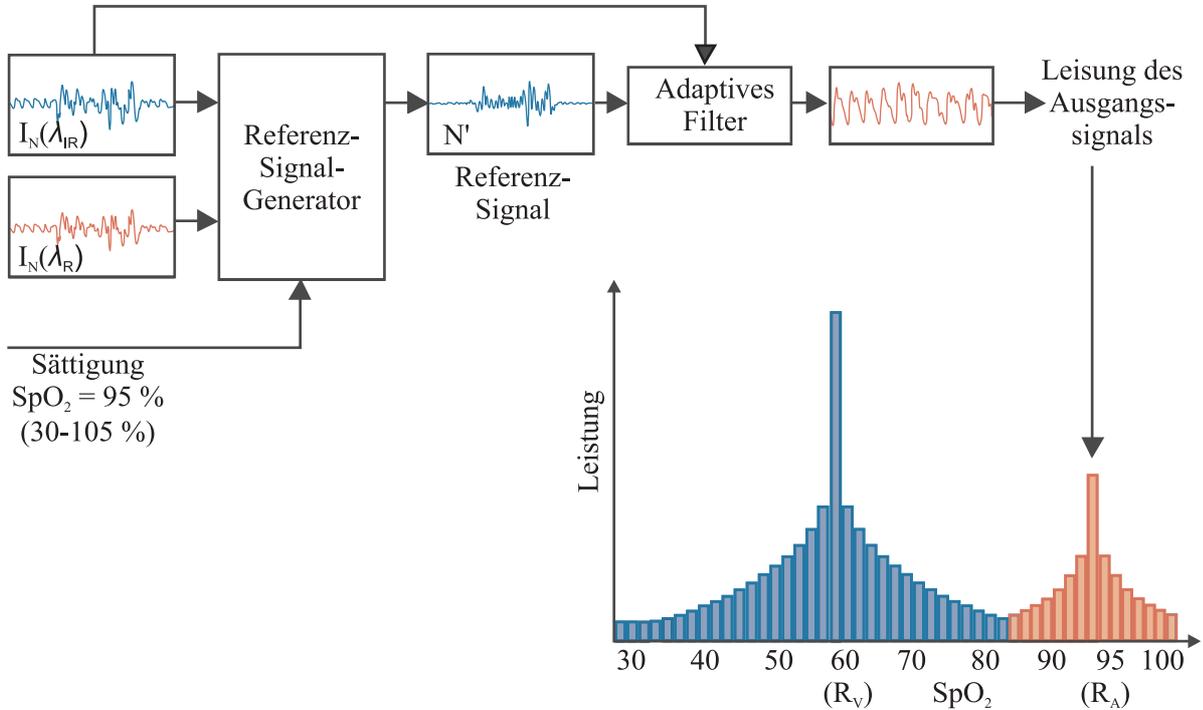


Abbildung 6.13.: Blockschaltung der Discrete-Saturation-Transform (DST) nach [Mas06].

Für die folgenden Überlegungen beinhalten die normierten Intensitätssignale I_N nicht nur die arterielle Pulsation sondern auch noch einen unerwünschten Störanteil, der beispielsweise aus der Pulsation der Vene entstehen könnte. Diese Zusammensetzung schlägt sich auch im folgenden Signalmodell nieder:

$$I_N(\lambda_R) = S(\lambda_R) + N(\lambda_R), \quad (6.27)$$

$$I_N(\lambda_{IR}) = S(\lambda_{IR}) + N(\lambda_{IR}). \quad (6.28)$$

Zusätzlich sind die Signalanteile $S(\lambda_R)$ und $S(\lambda_{IR})$ über das Verhältnis R_A sowie die Störungen $N(\lambda_R)$ und $N(\lambda_{IR})$ über R_V verbunden:

$$R_A = \frac{S(\lambda_R)}{S(\lambda_{IR})}, \quad (6.29)$$

$$R_V = \frac{N(\lambda_R)}{N(\lambda_{IR})}. \quad (6.30)$$

Kern des Verfahrens ist ein adaptives Filter, das aus den physiologischen Signalen die Anteile unterdrückt, die mit der Referenzstörquelle N' korreliert sind (Abbildung 6.13) [GP04].

Das dazu nötige Referenzstörsignal ist im Allgemeinen nicht vorhanden. Daher wird gleich ein ganzer Satz von möglichen Referenzstörsignalen N' für viele sinnvolle Sättigungswerte zwischen 30 % und 105 % nach Gleichung 6.31 ermittelt [Dia07].

$$N' = I_N(\lambda_R) - R \cdot I_N(\lambda_{IR}) \quad (6.31)$$

Den Zusammenhang zwischen R und der Sauerstoffsättigung liefert wiederum eine empirische Kalibrierung (Abschnitt 6.2.4). In der Gesamtheit der bestimmten Referenzstörsignale stimmt ein R mit R_A überein und entspricht damit dem Verhältnis von Verhältnissen für die arterielle Sauerstoffsättigung. Für diesen Fall ist das Referenzstörsignal N'_N nur aus Störsignalanteilen zusammengesetzt (Gleichung 6.32).

$$\begin{aligned} N'_N = I_N(\lambda_R) - R_A \cdot I_N(\lambda_{IR}) &= S(\lambda_R) + N(\lambda_R) - R_A \cdot (S(\lambda_{IR}) + N(\lambda_{IR})) \\ &= S(\lambda_R) + N(\lambda_R) - R_A \cdot S(\lambda_{IR}) - R_A \cdot N(\lambda_{IR}) \\ &= N(\lambda_R) - R_A \cdot N(\lambda_{IR}) \\ &= (R_V - R_A) \cdot N(\lambda_{IR}) \end{aligned} \quad (6.32)$$

Durch die adaptive Filterung lässt sich daher der Einfluss des Störsignals $N(\lambda_{IR})$ unterdrücken. Entspricht R dem Verhältnis von Verhältnissen der venösen Pulsation R_V , besteht die berechnete Störreferenz N'_S hingegen ausschließlich aus Signalanteilen:

$$\begin{aligned} N'_S = I_N(\lambda_R) - R_V \cdot I_N(\lambda_{IR}) &= S(\lambda_R) + N(\lambda_R) - R_V \cdot (S(\lambda_{IR}) + N(\lambda_{IR})) \\ &= S(\lambda_R) + N(\lambda_R) - R_V \cdot S(\lambda_{IR}) - R_V \cdot N(\lambda_{IR}) \\ &= S(\lambda_R) - R_V \cdot S(\lambda_{IR}) \\ &= (R_A - R_V) \cdot S(\lambda_{IR}). \end{aligned} \quad (6.33)$$

In allen anderen Fällen besteht das Referenzstörsignal N'_X sowohl aus Störungen als auch aus Signal:

$$N'_X = (R_A - R) \cdot S(\lambda_{IR}) + (R_V - R) \cdot N(\lambda_{IR}). \quad (6.34)$$

Wie in der Übersicht über das Verfahren in Abbildung 6.13 dargestellt, wird schließlich für jedes Filterausgangssignal einer potentiellen Sauerstoffsättigung die Signalleistung bestimmt.

Korrespondiert R entweder mit dem venösen Verhältnis R_V oder dem arteriellen Verhältnis R_A , so ist am Ausgang des adaptiven Filters eine hohe Energie zu erwarten, stimmt es mit keinem der beiden überein, ist die Energie entsprechend niedriger.

Durch Auftragen der Ausgangsleistung über der Sättigung können so die entsprechenden Sättigungswerte des venösen und arteriellen Blutes anhand der Maxima ermittelt werden.

Die Wirksamkeit der DST auch unter Bewegungseinfluss ist klinisch nachgewiesen. Allerdings bedarf der Algorithmus, der immer eine Gesamtheit an adaptiven Filterungen voraussetzt, einer großen Rechenleistung und ist daher für mobile Anwendungen nicht gut geeignet.

6.7. Messaufbau

Im Rahmen dieser Arbeit wurden in unterschiedlichen Versuchen Daten mittels der selbst entwickelten Sensorsysteme unter Einbindung in das Body-Sensor-Network (Abschnitt 3.2.2) erhoben. Der PPG-Fingerclip eignet sich besonders gut, da dieser neben dem Photoplethysmogramm für zwei Wellenlängen auch die Beschleunigung des Fingers in drei Raumrichtungen ermittelt und so Zusatzinformationen liefert, die die Rekonstruktion der PPG-Signale unterstützen können. So ist auch eine größere Robustheit bei der Berechnung der Sauerstoffsättigung erreichbar.

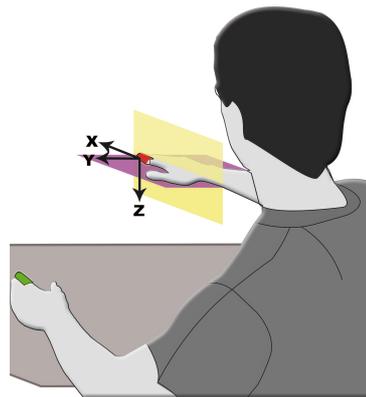


Abbildung 6.14.: Platzierung der PPG-Sensoren für die Bewegungsversuche und Orientierung der Beschleunigungsrichtungen.

Die Sensor-Rohdaten wurden zu diesem Zweck auf der integrierten microSD-Karte gespeichert und anschließend offline am Rechner im Vergleich zu einer Referenz ausgewertet. In den Versuchen wurden unterschiedliche Bewegungen jeweils mit der rechten Hand ausgeführt, an der sich der PPG-Fingerclip-Sensor befand (Abbildung 6.14 (rot)). Währenddessen lag die linke Hand in Ruhe auf dem Tisch. An dieser war ein Referenz-Messsystem angeschlossen (Abbildung 6.14 (grün)).

6.7.1. Bewegungsversuche

Insgesamt wurden in allen Ebenen sowohl kreisende Bewegungen in verschiedenen Geschwindigkeiten als auch sprunghafte und periodische Bewegungen entlang jeweils einer Achse durchgeführt, die möglichst repräsentativ für die Bewegungen während eines Langzeit-Monitorings sind. Tabelle 6.2 gibt einen Überblick.

Die sprunghaften Bewegungen wurden jeweils durch eine Stoppuhr ausgelöst und vom Probanden frei Hand ausgeführt. Dieses gilt auch für die periodischen Bewegungen. Eine deterministische Bewegung wurde bei den kreisenden Bewegungen durch den Einsatz eines Bewegungstrainers erreicht. Der verwendete Bewegungstrainer umfasst ein motorisiertes Fahrradpedalpaar, dessen Drehzahl variabel einstellbar ist. So wurden die kreisenden Bewegungen in verschiedenen Geschwindigkeiten von 0,3 – 0,7 Hz ausgeführt.

Tabelle 6.2.: Übersicht der ausgeführten Bewegungsversuche.

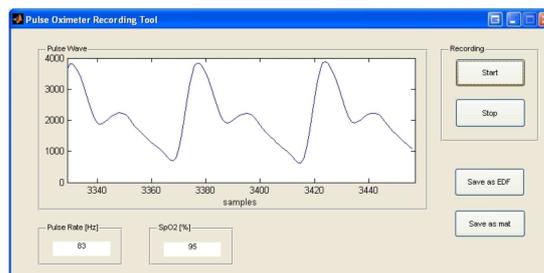
Bezeichnung	Eigenschaften	Zeitverhalten	Richtung
<i>Sprunghafte Handbewegung</i>			
sp-links sp-rechts sp-oben sp-unten sp-vorn sp-rückwärts	Auslenkung etwa 20 cm, Beschleunigung maximal 1,5 g (frei Hand)	Ein Sprung alle 10 s	+ y-Achse - y-Achse - z-Achse + z-Achse + x-Achse - x-Achse
<i>Periodisches Schwingen</i>			
p-links-rechts p-oben-unten p-vor-rückwärts	Amplitude etwa 40 cm, Beschleunigung maximal 1 g (frei Hand)	Harmonische Schwingung, etwa 0,8 Hz	y-Achse z-Achse x-Achse
<i>Kreisende Bewegung</i>			
kreisen-xy-* kreisen-xz-* kreisen-yz-*	Kreisdurchmesser 40 cm, geführt durch Bewegungstrainer, rechtsdrehend von vorn, oben und rechts gesehen	* langsam (0,3 Hz) * mittel (0,5 Hz) * schnell (0,7 Hz)	x-y-Ebene x-z-Ebene y-z-Ebene

6.7.2. Referenz-Pulsoximeter

Um die Signalqualität vor und nach der Rekonstruktion sowie die Leistungsfähigkeit der Sättigungsberechnung bemessen zu können, ist es notwendig, über ein artefaktfreies PPG- und Sauerstoffsättigungs-Signal zu verfügen. Hier wurde einerseits ein zweiter PPG-Fingerclip-Sensor für ein möglichst vergleichbares PPG-Signal benutzt und andererseits das kommerzielles Pulsoximeter Masimo Radical 4 eingesetzt (Abbildung 6.1).



(a) VueLink-Adapter.



(b) Aufnahme-Werkzeug.

Abbildung 6.15.: Referenz-Pulsoximeter: Konverterschaltung für Masimo Radical und Darstellung des PPGs mittels Aufnahme-Software in MATLAB.

Dabei handelt es sich dabei um ein hochmodernes stationäres Pulsoximeter, das über eine serielle Schnittstelle nach dem VueLink-Protokoll ausgelesen werden kann. Das Plethysmogramm besitzt eine Abtastrate von 62,5 Hz. Sauerstoffsättigung sowie Herzrate werden alle 2,048 s zur Verfügung gestellt.

Das VueLink-Protokoll basiert auf einer Polling-Methode, die es notwendig macht, in einem festen Zeitraster von 2,048 s einen Block von 128 Abtastwerten mit einer zeitlichen Sicherheit von 16 ms abzufragen. Da diese Anforderungen mit einem aktuellen Rechnersystem nicht zu erreichen sind, wurde ein Mikrocontroller-System entwickelt, das diese Daten niederlatent abfragt und an einen Rechner per serieller Schnittstelle weiterleitet (Abbildung 6.15(a) unten). Rechnerseitig wurde ein Aufnahme-Werkzeug in Matlab entwickelt, das schließlich die erhobenen Daten empfängt, visualisiert und abspeichert (Abbildung 6.15(b)).

6.7.3. Synchronisation von BSN und Referenz

Die Daten der Sensorsysteme sind untereinander dank des Body-Sensor-Networks bereits synchron zueinander. Allerdings besteht kein fester zeitlicher Zusammenhang zum Referenz-Pulsoximeter. In Abbildung 6.16 ist der Mechanismus zur Synchronisation dargestellt.

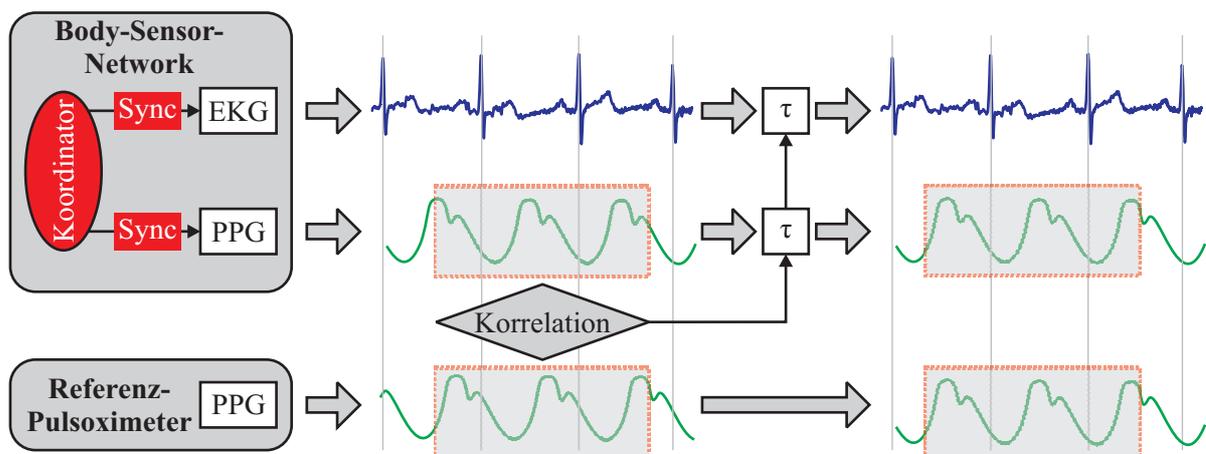


Abbildung 6.16.: Synchronisation der Messdaten des Body-Sensor-Networks und des Referenz-Pulsoximeters.

Die Kreuzkorrelation liefert die Verschiebung τ zweier 60 s-Ausschnitte, bei der die größte Ähnlichkeit auftritt. Eine angepasste Verzögerung liefert zeitlich auf 5 ms genau übereinstimmende Datenströme. Eine hierfür entwickelte Benutzeroberfläche ist im Anhang C.1 zu finden. Die mit dieser Methode erreichbare Genauigkeit entspricht der ursprünglichen zeitlichen Auflösung der Biosignale. Um eine noch genauere Synchronisation zu erreichen, wäre eine Korrektur der überabgetasteten Signale notwendig.

6.7.4. Vorverarbeitung der PPG- und Beschleunigungssignale

Wie in Abschnitt 6.2.3 beschrieben, werden zur Berechnung der Sauerstoffsättigung normalisierte Intensitäten I_N verwendet. Auch wenn logarithmische Normalisierung und AC/DC-Normalisierung für kleine Signalpegel näherungsweise gleich sind (Gleichung 6.17), werden beide Varianten während der Vorverarbeitung errechnet, um den Einfluss der angenommenen Vereinfachung auf die Genauigkeit zu untersuchen (Abbildung 6.17).

Die Berechnung der AC- und DC-Komponente der Intensitätssignale erfolgt durch digitale FIR-Filterung aus den Rohsignalen. Die notwendigen Filter sind mit der Equiripple-Methode entworfen und trennen Frequenzbereiche der Herzaktivität vom denen des Grundliniendrifts. Die Eckfrequenzen der Filter liegen bei 0,5-0,6 Hz beziehungsweise 5 Hz und sind so gewählt, dass Herzfrequenzen von 30-300 SPM noch sicher erfasst werden können. Um eine ausreichende Flankensteilheit zwischen Sperr- und Durchlassfrequenz zu erreichen, sind die Filterordnungen mit jeweils $n = 1000$ allerdings recht hoch. Durch den linearphasigen Entwurf wird Dispersion unterbunden und eine Kompensation der Gruppenlaufzeit hält das relative zeitliche Verhalten aufrecht.

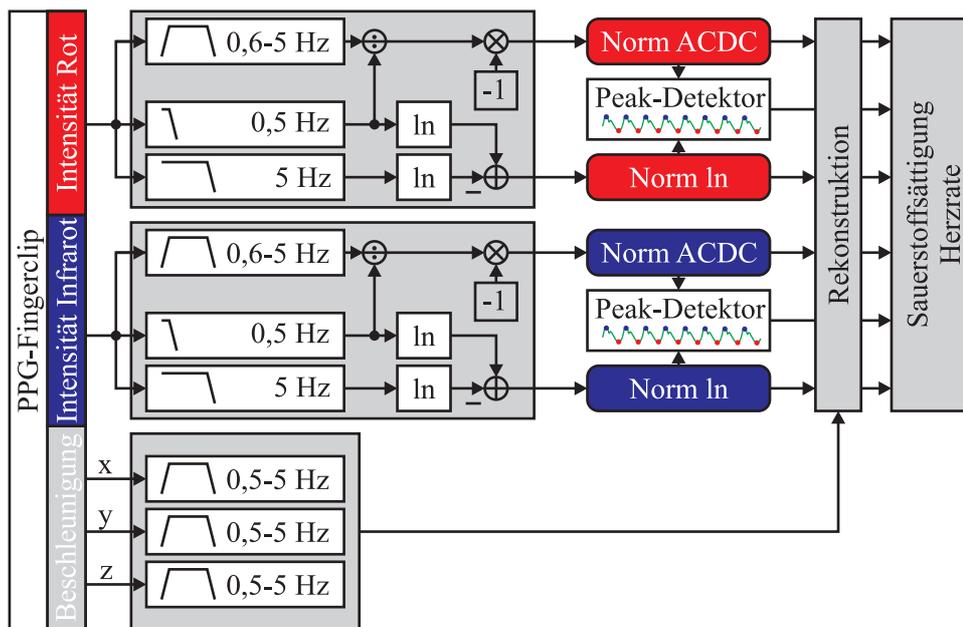


Abbildung 6.17.: Verarbeitung der PPG-Fingerclip-Signale. Nach Bandpass- und Tiefpassfilterung der roten und infraroten Intensitätssignale werden die ACDC- und logarithmischen Normalisierungen berechnet. Die bandpassgefilterten Beschleunigungssignale dienen der Signalrekonstruktion. Anschließend werden Sauerstoffsättigung und Herzrate berechnet.

Wie in Abbildung 6.17 dargestellt, werden aus den normierten PPG-Signalen anschließend die Minima und Maxima der Pulswelle bestimmt, die zur Berechnung der Herzrate und für die Sauerstoffsättigungsberechnung notwendig sind (siehe Abschnitt 6.3). Die normalisierten PPG-Signale werden nun gegebenenfalls rekonstruiert und anschließend ausgewertet.

6.7.5. Entsättigungsversuche

Im Abschnitt 6.2.4 wurde bereits erläutert, dass es einige Einflussfaktoren gibt, die für eine Abweichung vom theoretischen Zusammenhang zwischen dem Verhältnis von Verhältnissen R und der Sauerstoffsättigung führen. Bereits leichte Variationen der eingesetzten Wellenlängen verursachen deutliche Ungenauigkeiten. Daher bedarf es für den selbst entwickelten PPG-Fingerclip-Sensor einer geeigneten Kalibrierung.

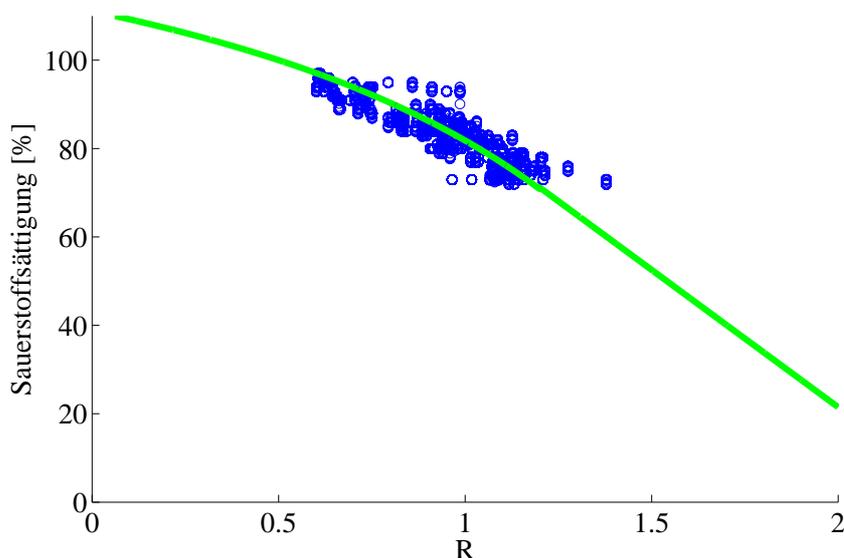


Abbildung 6.18.: Überprüfung der Kalibrierung. Blau: Sättigungswerte der Referenz aufgetragen gegen die berechneten R -Werte. Grün: Empirische Kalibrierung.

Dazu wurden in einem Höhentrainingsraum Entsättigungsversuche durchgeführt. In einem Höhentrainingsraum wird der Anteil des Sauerstoffs in der Atemluft derart reduziert, dass der Sauerstoffaustausch in der Lunge mit dem bei reduziertem Luftdruck in einer Höhe von 2000-4000 m vergleichbar ist. So konnten Messdaten mit deutlich reduzierter arterieller Sauerstoffsättigung bis unter 70 % erhoben werden.

In Abbildung 6.18 sind die Sättigungswerte des Referenzpulsoximeters gegen die errechneten Werte für R nach der RMS-Methode aus Abschnitt 6.3.2 aufgetragen (blau). Außerdem wurde die empirische Kalibrierung aus der Literatur eingezeichnet [Bro00]. Es lässt sich deutlich feststellen, dass der PPG-Fingerclip mit dieser Kalibrierung sinnvolle und gute Ergebnisse liefert. Die horizontale Verbreiterung der Punktwolke lässt sich durch die grobe Einteilung der Sättigungswerte der Referenz erklären. Daher wird für die Berechnungen der Sauerstoffsättigung folgende Gleichung mit linearer Extrapolation unterhalb von 70 % nach [Bro00] verwendet:

$$SpO_2 = \frac{1 - 0,55 \cdot R}{0,9 - 0,35 \cdot R} \quad (6.35)$$

6.8. Rekonstruktion des PPG-Signals mittels Adaptive-Noise-Canceller (ANC)

Die Anwendbarkeit eines Adaptive-Noise-Cancellers (ANC) mit Beschleunigungssignalen als Störreferenzsignal hängt von einigen Randbedingungen ab. Dabei ist vor allem der Zusammenhang zwischen Bewegung und Artefakt entscheidend. Daher wird in diesem Abschnitt zuerst der Einfluss der Bewegung auf das PPG-Signal untersucht, um dann die sich daraus ergebende ANC-Struktur zu erläutern. Anschließend werden der gewählte Bewertungsmaßstab und die erzielten Ergebnisse in Abhängigkeit von der Referenzsignalauswahl und der Filterlänge vorgestellt, um daraus eine Empfehlung für das Langzeitmonitoring abzuleiten [VFO09], [Fee08].

6.8.1. Bewegungseinfluss

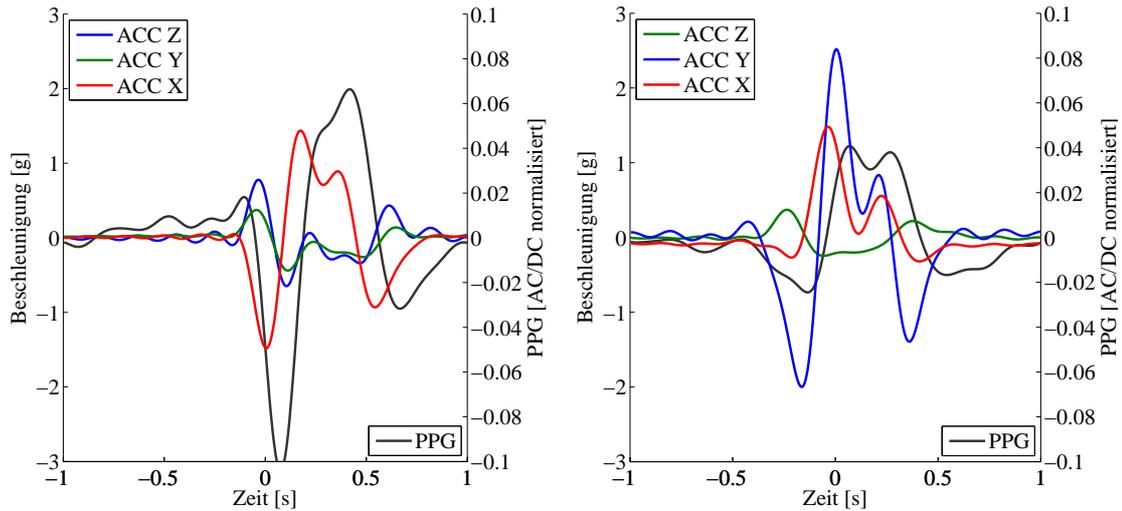
In diesem Abschnitt wird der Einfluss der Bewegung auf das PPG-Signal genauer untersucht. Es ist plausibel, dass die Artefakte im PPG-Signal mit dem Signal der Beschleunigungssensoren korreliert sind, da Bewegung vornehmlich Blutvolumenänderung im venösen Niederdrucksystem bewirkt. Entscheidend ist es nun, zu untersuchen, wie stark Beschleunigung und Artefakt korreliert sind und mit welchem zeitlichen Einfluss die Bewegung im PPG hervortritt, da auf diese Weise die grundsätzliche Wirksamkeit der Kompensationsmethode und beim Entwurf Parameter wie zum Beispiel die Filterordnung abgeschätzt werden können. Die Untersuchungen werden für das infrarote PPG-Signal durchgeführt.

Prinzipiell setzt sich das gestörte PPG-Signal aus zwei Teilen zusammen: dem eigentlichen Pulssignal sowie der durch die Bewegung hervorgerufenen Störung. Um den Bewegungseinfluss möglichst unabhängig vom Pulssignal zu charakterisieren, wird ein Mittelungsverfahren eingesetzt. Das PPG-Signal wird dazu bei insgesamt 60 Wiederholungen der gleichen sprunghaften Bewegungen in horizontaler, vertikaler und in Fingerrichtung ermittelt. Anschließend werden zwei Sekunden lange Signalausschnitte der Beschleunigungssignale und des PPG-Signals zeitlich zentriert, um die Stellen maximaler Beschleunigung ausgeschnitten und überlagert.

Da die ausgeführte sprunghafte Bewegung im Allgemeinen zum Pulssignal unkorreliert ist, wird auf diese Weise die Pulswelle gegenüber der Störung durch die Beschleunigung unterdrückt.

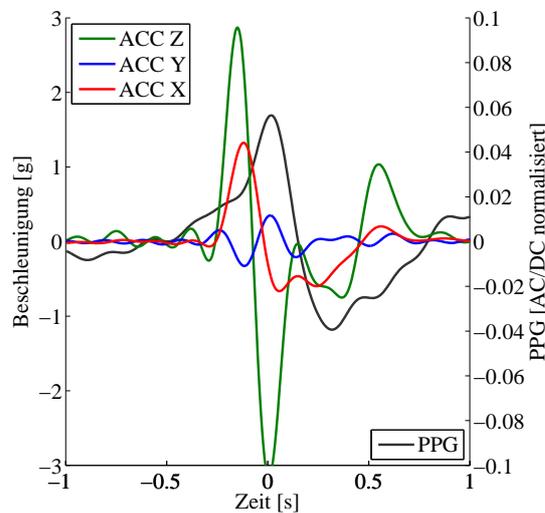
Der mittlere Bewegungseinfluss auf das PPG-Signal für die verschiedenen Bewegungsrichtungen ist in Abbildung 6.19 dargestellt. Dabei lässt sich ein Zusammenhang zwischen der mittleren Störung im PPG-Signal und den mittleren Beschleunigungen feststellen.

In Abbildung 6.19(a) zeigt sich zudem, dass der Einfluss in Fingerrichtung am stärksten ist. Dieses wird dadurch deutlich, dass obwohl die mittlere x-Beschleunigung nur eine Amplitude von 1,5 g aufweist, die normalisierte PPG-Störung eine Amplitude von 0,1 besitzt. Bei seitlicher Bewegung hingegen (Abbildung 6.19(b)) führt eine sehr starke y-Beschleunigung von etwa 2,5 g



(a) Horizontaler Bewegung in Fingerrichtung.

(b) Seitliche Bewegung.



(c) Vertikale Bewegung.

Abbildung 6.19.: Bewegungseinfluss auf das normalisierte PPG-Signal bei verschiedenen Bewegungen (Mittelung von 60 gleichartigen Versuchen).

nur zu einer relativen Störampplitude von 0,04. In vertikaler Richtung (Abbildung 6.19(c)) ist der Einfluss der z-Beschleunigung mit der seitlichen vergleichbar.

Durch einen Vergleich der maximalen **Korrelationswerte** zwischen einzelnen Komponenten der Beschleunigung und der Störung im PPG-Signal (Tab. 6.3) wird deutlich, dass die x-Komponente der Beschleunigung den Bewegungseinfluss gut beschreibt.

Die normalisierte Korrelation $corr(k)$ zwischen dem Beschleunigungssignal $ACC(n)$ und dem PPG-Signal $PPG(n)$ berechnet sich dabei nach:

$$corr(k) = \frac{\sum_{i=1}^N ACC(i) \cdot PPG(i+k)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (ACC(i))^2 \cdot \sum_{i=1}^N (PPG(i))^2}}. \quad (6.36)$$

Tabelle 6.3.: Mittlere maximale Korrelation zwischen einzelnen Beschleunigungskomponenten und der Störung im PPG-Signal bei sprunghaften Bewegungen in verschiedene Richtungen.

Bewegung	x	y	z
in Fingerrichtung	0.906	0.638	0.708
seitlich	0.822	0.712	0.859
vertikal	0.855	0.195	0.649

Zusätzlich fällt auf, dass die Beschleunigung verzögert auf das PPG wirkt. In Tabelle 6.4 sind die aus der Kreuzkorrelation ermittelten Verzögerungszeiten für die verschiedenen Beschleunigungskomponenten und Bewegungen zusammengefasst. Sie bewegen sich zwischen 75 ms und 220 ms.

Tabelle 6.4.: Mittlere Verzögerungszeit zwischen einzelnen Beschleunigungskomponenten und der Störung im PPG-Signal bei sprunghaften Bewegungen in verschiedene Richtungen.

Bewegung	x	y	z
in Fingerrichtung	100 ms	135 ms	120 ms
seitlich	110 ms	75 ms	120 ms
vertikal	155 ms	170 ms	220 ms

Die hier erzielten Ergebnisse stimmen gut mit denen von Asada [AJG04] überein. Dort wurde bei einer für Jogging typischen Handbewegung eine Korrelation zwischen 0.89 und 0.93 gemessen, sowie eine Zeitverzögerung zwischen 80 ms und 100 ms festgestellt.

Der Einsatz von adaptiver Filterung zur Unterdrückung von Bewegungsartefkten ist ausgehend von dieser Bestimmung des Bewegungseinflusses offenbar sinnvoll, da besonders das x-Beschleunigungssignal gut mit der PPG-Störung korreliert ist. Ferner deutet der zeitverzögerte Einfluss darauf hin, dass die Bewegung durch den Körper verändert als additives Artefakt auftritt. Die Filterlänge ist also so zu bemessen, dass der Einfluss der Beschleunigung noch umfassend abgedeckt wird.

6.8.2. ANC-Struktur

In der Literatur finden sich einige Anwendungen der adaptiven Filterung zur PPG-Signalrekonstruktion [GA05] [GA05] [HKK07] [KRB07] [Poh10]. Relente und Sison unterdrücken Artefakte mittels einkanaliger Beschleunigung unter Anwendung von LMS- (engl.: least mean squares) und RLS-Filtern (engl.: recursive least squares) der Länge $N = 32$ [RS02b]. Als Qualitätsmerkmal wird lediglich die korrekte Herzrate ausgewertet.

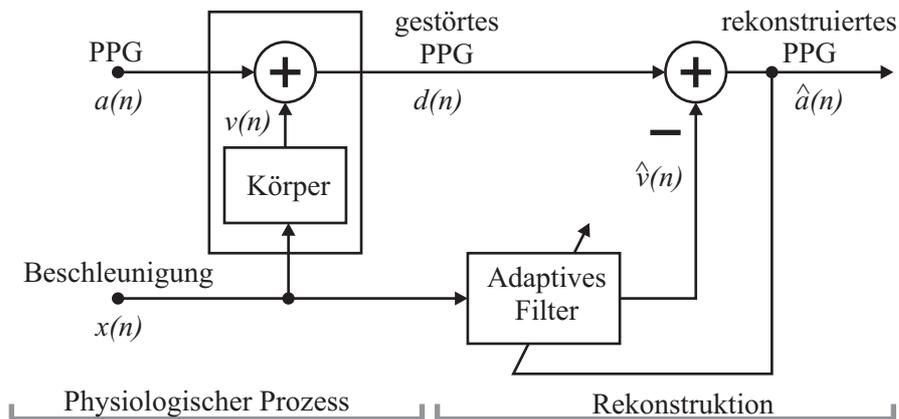


Abbildung 6.20.: Modellbildung für die Anwendung eines ANC mit Beschleunigungssignalen als Referenz für artefaktbehaftete PPG-Signale.

Asada motiviert die Anwendung eines ANC durch die Bestimmung der Korrelation zwischen Beschleunigung und Artefakt, die Rekonstruktionsqualität wird allerdings subjektiv bestimmt [AJG04] [WA05] [WA06] [WA07].

Durch die Erkenntnisse aus Abschnitt 6.8.1 wird in dieser Arbeit von einer additiven Störsignalüberlagerung ausgegangen. Es ergibt sich das in Abbildung 6.20 dargestellte Blockschaltbild. Hier sind die Signale so benannt, wie sie bei der Erläuterung des Adaptive-Noise-Cancellers in Abschnitt 5.7.2 eingeführt wurden. Das ungestörte PPG-Signal entspricht $a(n)$ und ein Beschleunigungssignal $x(n)$ wird vom Körper in ein additiv überlagertes Störsignal $v(n)$ umgesetzt. Der Einfluss dieses Artefaktes aus dem physiologischen Prozesses wird durch eine Schätzung des Störsignals $\hat{v}(n)$ im adaptiven Filter kompensierbar. Zur kontinuierlichen Anpassung der Filterkoeffizienten dient das Signal am Systemausgang $\hat{a}(n)$, das auch gleichzeitig einer Schätzung des PPG-Signals entspricht.

6.8.3. Bewertungsmaßstab

In vielen Versuchen zur PPG-Signal-Rekonstruktion wurde auf einen objektiven Bewertungsmaßstab verzichtet [RS02b]. Um die Qualität der verwendeten Algorithmen objektiv zu überprüfen, wird in dieser Arbeit die Änderung des Signal-Rausch-Verhältnisses (SNR) durch die Anwendung der Filterung betrachtet. Dabei dient das PPG-Signal des PPG-Fingerclip-Sensors an der linken Hand in Ruhe als Referenz für die Signalquelle (S), während aus der Differenz

von gemessenem PPG-Signal in Bewegung und Referenzsignal das Störsignal (N) berechnet wird.

$$\text{SNR [dB]} = 10 \cdot \log \frac{\sum_n S^2(n)}{\sum_n N^2(n)} \quad (6.37)$$

Für die Vergleichbarkeit der SNR-Werte ist es jedoch notwendig, den Einfluss der Signalamplitude zu eliminieren. Dazu werden Referenz- und Störsignal in Abschnitte der Dauer von 2 s zerteilt, die damit mindestens eine Pulsation bei einer minimalen Herzrate von 30 SPM abdecken können. Nach einer Mittelwertbefreiung wird der Signalabschnitt auf seine Standardabweichung bezogen, wodurch die Amplituden der zu vergleichenden Signale normalisiert sind.

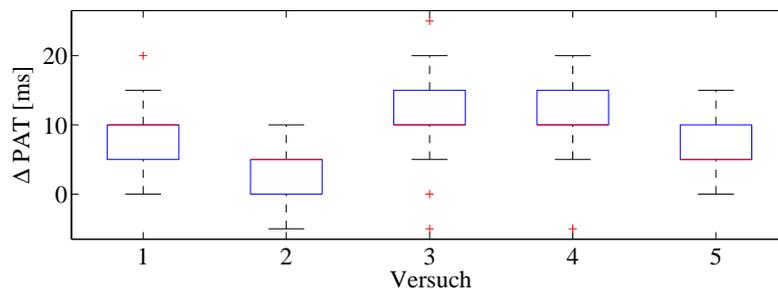


Abbildung 6.21.: Boxplots der Unterschiede der Pulswellenlaufzeit ΔPAT zwischen linkem und rechtem Arm für fünf gleichartige Versuche eines Probanden von je einer Minute.

Die Vergleichbarkeit der Pulswelle zwischen dem linken und rechten Arm ist aber dennoch nicht unproblematisch, da Unterschiede in der Vasokonstriktion für eine Variation der Wellenausbreitungsgeschwindigkeit in den unterschiedlichen Gefäßabschnitten sorgen. Diese lassen sich als Puls-Arrival-Time (PAT), der Dauer von der elektrischen Erregung des Herzens bis zum Erreichen der Pulswelle an der Peripherie, bemessen. Jago und Murray fanden dafür bei Versuchswiederholungen an einem Individuum deutliche Variationen [JM88], die auch bei eigenen Versuchen (Abbildung 6.21) bestätigt wurden.

Aus diesem Grund werden vor der Berechnung des SNR die normalisierten Signalabschnitte zusätzlich durch Kreuzkorrelation synchronisiert.

6.8.4. Ergebnisse

Ausgehend von den Vorüberlegungen für die adaptive Filterung wurden Datensätze der Bewegungsversuche aus Abschnitt 6.7.1, die repräsentativ für Situationen während des Langzeitmonitorings sind, mit dem vorgestellten Verfahren untersucht. Die Signale besitzen eine Länge von je einer Minute für zwölf verschiedene Bewegungen.

Dazu zählen sprunghafte Bewegungen in drei Raumrichtungen (sp) jeweils alle zehn Sekunden, periodische Bewegungen (p), die als kontinuierliche Pendelbewegung in den entsprechenden Richtungen ausgeführt wurden, sowie kreisende Bewegungen in drei verschiedenen Geschwindigkeiten und zwei Ebenen. Zur Adaptierung der Filterkoeffizienten wurde jeweils ein RLS-Algorithmus verwendet (Abschnitt 5.7.2).

Auswahl des Referenzsignals für die Rekonstruktion

Abbildung 6.22 stellt die Signalqualität der PPG-Signale für die unterschiedlichen Bewegungsversuche gegenüber und veranschaulicht den Einfluss der Auswahl des Referenzsignals für die Rekonstruktion. Das Rohsignal wurde dazu durch RLS-Filterung mit je einem Beschleunigungssignal separat als Referenz (ACC X, ACC Y, ACC Z) gefiltert. Zusätzlich wurde die Filterstruktur dreifach implementiert, um drei Störsignalschätzungen mit den jeweiligen Beschleunigungssignalen als Referenz gleichzeitig zu erzeugen (ACC XYZ). Durch anschließende Summierung ergibt sich eine gemeinsame Störschätzung $\hat{a}(n)$, die schließlich vom gemessenen Signal $d(n)$ subtrahiert wird. Der Gedächtnisfaktor λ wurde für die Berechnungen zu 0,9998 gewählt.

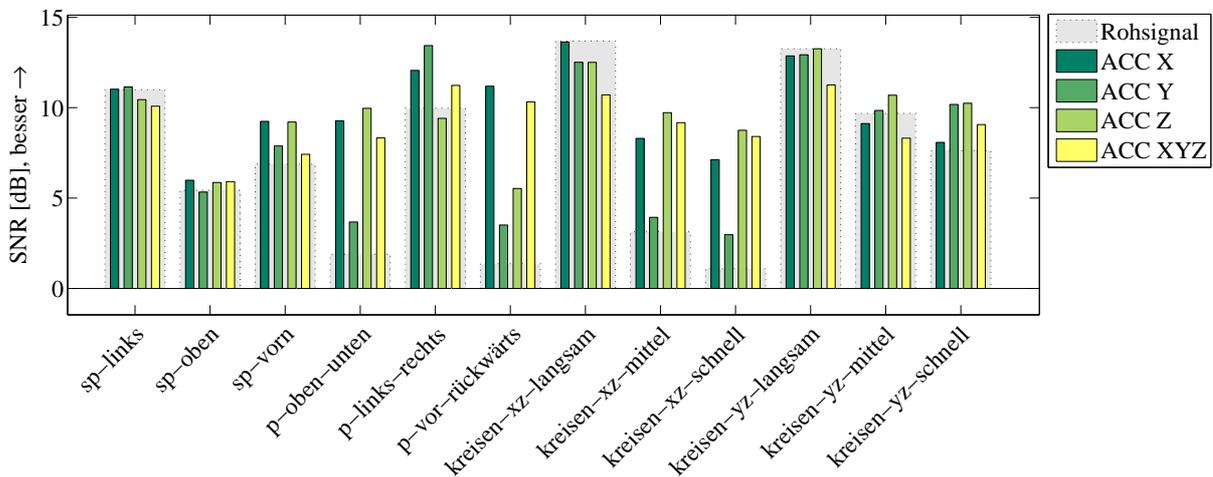


Abbildung 6.22.: Einfluss adaptiver RLS-Filterung des PPG-Signals mit verschiedenen Beschleunigungssignalen als Referenz auf das SNR für zwölf verschiedene Bewegungen, Filterlänge eindimensional $N = 40$, dreidimensional $N = 3 \cdot 40$.

Für die sprunghaften Bewegungen (sp) lässt sich feststellen, dass die Qualität des Rohsignals für seitliche horizontale Bewegungen gut ist, dass also auch der Bewegungseinfluss gering ist.

Deutlich schlechter ist das SNR des Rohsignals für Bewegungen in Finger- oder in vertikaler Richtung. Bei kreisenden Bewegungen ist zu erkennen, dass langsame Bewegungen gegenüber mittleren und schnellen Bewegungen weniger artefaktbehaftet sind.

Eine Artefaktkompensation ist vor allem bei Signalen mit geringem SNR erfolgreich, während bei hoher Signalqualität auch eine leichte Verschlechterung entsteht. Zusätzlich wird deutlich, dass in der Gruppe der sprunghaften (sp) und periodischen (p) Bewegungen fast immer die x-Komponente der Beschleunigung besonders gute Werte liefert.

Kreisende Bewegungen lassen sich hingegen auch mit der z-Komponente der Beschleunigung gut rekonstruieren. Dieses liegt vor allem an der langsameren Ausführungsgeschwindigkeit der kreisenden Bewegungen, wodurch vermutlich Ausgleichsprozesse des statischen Blutdrucks die Artefaktbehaftung dominieren.

Einfluss der Filterlänge auf die Rekonstruktion

Die Filterlänge hat zusätzlich erheblichen Einfluss auf die erzielbare Artefaktunterdrückung. In Abbildung 6.23 ist die Änderung des SNR in Abhängigkeit von der Filterlänge für die zwölf oben beschriebenen Versuche dargestellt. Hier wurde für die Rekonstruktion die x-Komponente verwendet.

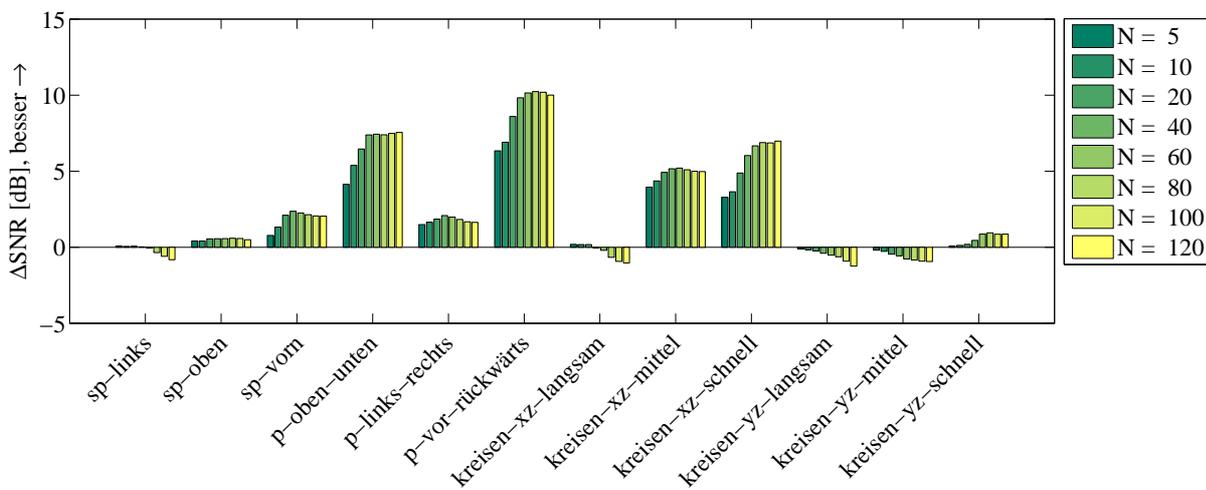
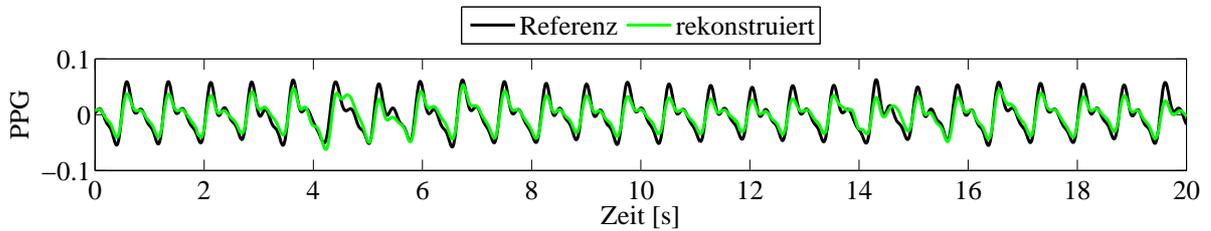
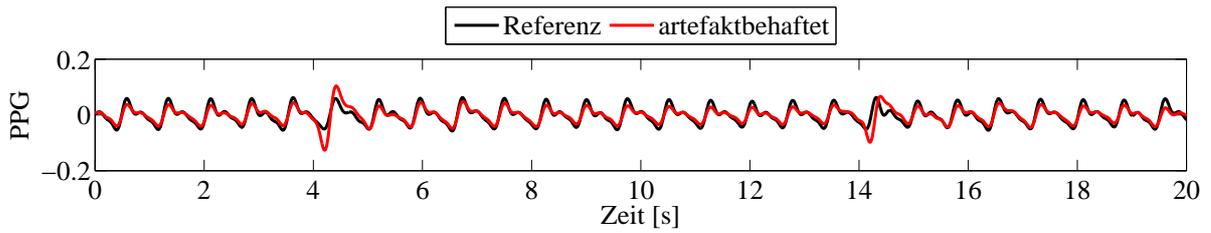
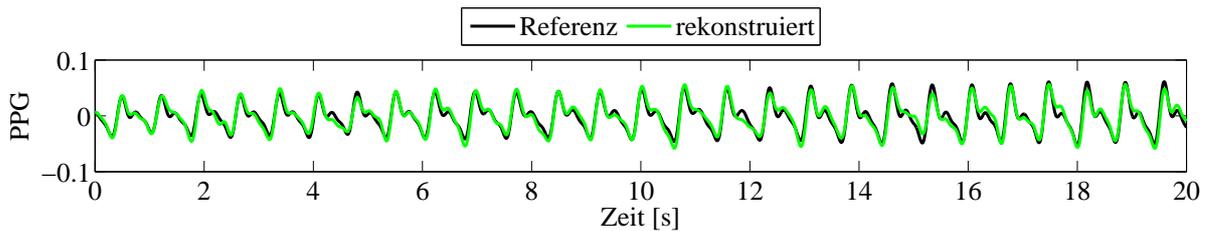
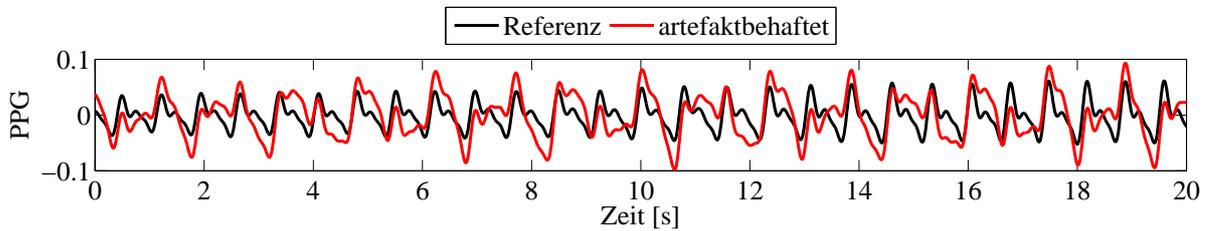


Abbildung 6.23.: Einfluss auf die SNR-Änderung durch adaptive RLS-Filterung des PPG-Signals mit Beschleunigungssignalen in x-Richtung für zwölf verschiedene Bewegungen in Abhängigkeit von der Filterlänge N .

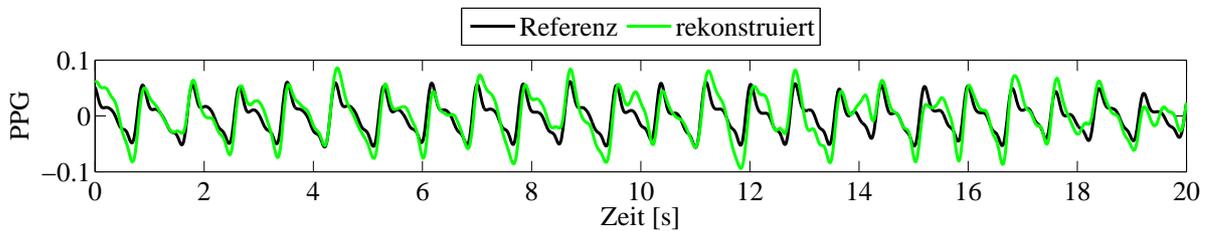
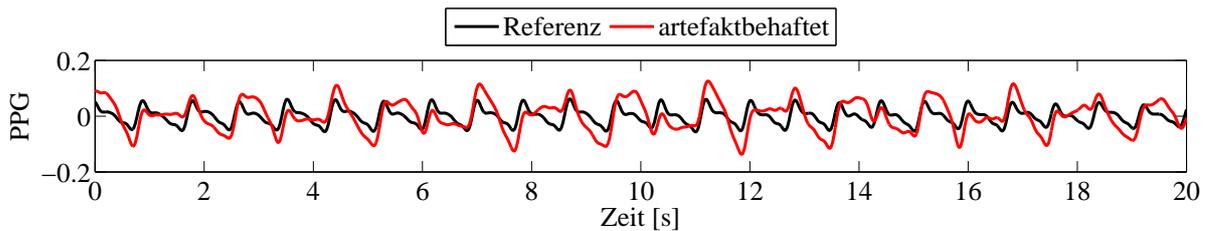
Immer dann, wenn eine deutliche Verbesserung des SNR mittels Filterung erreichbar ist, fällt auf, dass die Vergrößerung der Filterlänge bis $N = 40$ deutlichen Einfluss hat. Darüber hinaus sind nur noch minimale Verbesserungen erreichbar. Daher ist die Verwendung eines Filters der Länge $N = 40$ als Optimum zwischen Rechenaufwand und erzielbarer Signalverbesserung einzuschätzen.



(a) sprunghafte Bewegung nach vorn (sp-vorn).



(b) periodische Bewegung in Fingerrichtung (p-vor-rückwärts).



(c) kreisende Bewegung in der xz-Ebene (kreisen-xz-schnell).

Abbildung 6.24.: Rekonstruktion des PPG-Zeitsignals.

Dieses Ergebnis deckt sich gut mit den Erkenntnissen aus Abschnitt 6.8.1, in dem die Zeitverzögerung des maximalen Bewegungseinflusses in x-Richtung auf 100 ms bis 155 ms bemessen wurden. Bei einer Abtastrate von $f_a = 200$ Hz entspricht dieses 20 bis 31 Abtastwerten.

6.8.5. **Rekonstruktion des PPG-Zeitsignals**

In Abbildung 6.24 sind jeweils das artefaktbehaftete und das rekonstruierte PPG-Signal zusammen mit der Referenz für drei verschiedene Bewegungen dargestellt.

Sämtliche Signale sind durch RLS-Filterung der Länge $N = 40$ und $\lambda = 0,9998$ mit der x-Komponente der Beschleunigung als Referenz rekonstruiert. Dabei wird die wirksame Unterdrückung der Artefakte durch Einsatz des ANC deutlich. Auch bis zur Unkenntlichkeit entartete Signale (Abbildung 6.24(b) und 6.24(c)) besitzen nach der Rekonstruktion wieder die charakteristische doppelgipflige Struktur.

6.8.6. **Fazit**

Die Rekonstruktion artefaktbehafteter PPG-Signale ist durch die Anwendung adaptiver Filterung möglich. Die SNR-Verbesserung zeigt, dass der Einsatz der x-Komponente der Beschleunigung als Referenzsignal allein gute Ergebnisse liefert. Mit einer Filterlänge von $N = 40$ wurde ein Optimum zwischen Rechenaufwand und Rekonstruktionsqualität gefunden, wodurch eine Implementierung auf Systemen mit geringer Rechenleistung ermöglicht wird. Dieses Verfahren ist für die Bestimmung der Herzrate als ausreichend einzuschätzen.

Um im kontinuierlichen Betrieb eine mögliche leichte Verschlechterungen des Signals in Phasen geringer Bewegung zu umgehen, ist zusätzlich ein hybrider Ansatz denkbar, der den Adaptive-Noise-Canceller nur bei großer Artefaktbehaftung zuschaltet.

Eine Einschränkung für die Anwendung des ANCs ist darin zu sehen, dass er jeweils unabhängig für das rote und infrarote PPG-Signal anzuwenden ist. Dadurch lässt sich zwar die zeitliche Struktur der Einzelsignale wieder rekonstruieren, die Bestimmung der Sauerstoffsättigung kann dagegen nicht in jedem Fall verbessert werden, da besonders bei großer Artefaktbehaftung das rote und infrarote PPG-Signal eine verringerte Korrelation aufweisen.

Ausgehend von diesem Defizit wurde im Rahmen dieser Arbeit eine Methode entwickelt, die immer beide PPG-Signale zur Rekonstruktion verwendet. Die neue RSCD-Methode wird im Folgenden vorgestellt.

6.9. Artefaktunterdrückung mittels konvolutiver ICA

Die Pumpaktion des Herzens manifestiert sich in der Pulswelle, die auch in Form eines Photoplethysmogramms gemessen werden kann. Unter Berücksichtigung der physiologischen Eigenschaften des Gefäßsystems (Abschnitt 2.2.2) besteht eine an der Peripherie messbare Pulswelle aufgrund der Verzweigungen der Arterien zusätzlich aus einer Überlagerung von reflektierten Wellen, die immer dann entstehen, wenn der Adernquerschnitt sich deutlich ändert (Abbildung 2.6). Des Weiteren sorgen die Strömungseigenschaften innerhalb der Arterien für eine Dämpfung höherfrequenter Wellenanteile besonders an peripheren Körperteilen wie dem Finger. Zusätzlich ändern sich die Eigenschaften des Gefäßsystems ständig. So reguliert der Körper die Vasokonstriktion der glatten Muskulatur, um beispielsweise den Blutdruck den Belastungsbedingungen anzupassen.

Dennoch kann das Gefäßsystem für einen kurzen Zeitraum als zeitinvariant angesehen werden. Das Gefäßsystem wirkt wie ein Filter, das die Drucksignale der Herzkontraktionen auf dem Weg zum PPG-Sensor filtert. Etwaige Störungen, die ihren Ursprung beispielsweise in der Bewegung haben und sich dem Messsignal überlagern, werden ebenfalls vom Ort der Einwirkung bis hin zum Finger durch das Gefäßsystems gefiltert.

Ausgehend von diesen Bedingungen wurde im Rahmen dieser Arbeit das neue Verfahren **Robust-Saturation-by-Convolutive-Demixing (RSCD)** basierend auf der konvolutiven Independent-Component-Analysis (ICA) entwickelt. Es ermöglicht die Bestimmung des PPG- und Störquellsignals sowie der Sauerstoffsättigung aufgrund statistischer Eigenschaften.

Im Folgenden werden zunächst die für das Verfahren nötigen Methoden der Blinden Quellentrennung vorgestellt. Dabei werden die Mischungsmodelle sowie ein Verfahren zur Trennung von Signalen basierend auf der Statistik zweiter Ordnung erläutert. Nach der Beschreibung des kompletten Verfahrens werden schließlich das Potential für die Rekonstruktion des PPG-Zeitsignals sowie die robuste Bestimmung der Sauerstoffsättigung aufgezeigt, die den besonderen Mehrwert der Methode ausmachen.

ICA für PPG-Signale in der Literatur

Die Unterdrückung von Bewegungsartefakten in PPG-Signalen mittels ICA wurde bereits von verschiedenen Forschergruppen versucht. Allerdings basieren alle veröffentlichten Verfahren auf instantanen Mischungsmodellen. Stetson löst die Artefaktunterdrückung mittels Statistik 3. Ordnung [Ste04a], [Ste04b], [Ste04d], [Ste04c]. Kim und Yoo erreichen eine gute Entmischung mit einer speziellen Vorverarbeitung: Die gestörten PPG-Signale werden in Pulsationsperioden zerschnitten, um dann ähnliche Zeitpunkte in einem neu generierten Signal geschickt zu verschachteln. Eine anschließende Tiefpassfilterung sorgt für eine hohe Stationarität des Hilfssignals, das anschließend per ICA in unabhängige Komponenten zerlegt wird [KY06], [Yoo08]. Allerdings konnte die beschriebene hohe Leistungsfähigkeit für keines der Verfahren in eigenen Versuchen verifiziert werden.

6.9.1. Methoden der Blinden Quellentrennung

In vielen Bereichen der multikanaligen biomedizinischen Signalerfassung stellt sich das Problem, dass die gemessenen Signale eigentlich eine Überlagerung einzelner Quellsignale darstellen. Verfahren der Blinden Quellentrennung (engl.: blind source separation (BSS)) haben sich hier etabliert, um die gewünschten Quellen aus den gemessenen Signalen zu rekonstruieren. Der Vorteil liegt darin, dass nur sehr wenig Vorwissen über die Quellen selbst und deren Mischung erforderlich ist. Eine Einschränkung für die Trennbarkeit stellt die dafür notwendige statistische Unabhängigkeit der Quellsignale dar, die allerdings oft physikalisch gut begründbar ist. Algorithmen, die auf diesen statistisch unabhängigen Komponenten beruhen, werden daher auch ICA genannt [Köh05], [HKO01], [CA02].

Instantanes Mischungsmodell

Das einfachste Modell für eine Quellsignalvermischung stellt die instantane lineare Überlagerung dar [Bau05]. Dabei wird jeweils eine Linearkombination der Quellsignale von jedem Sensor erfasst, wodurch die Koeffizienten der Mischung auf skalare Faktoren beschränkt sind.

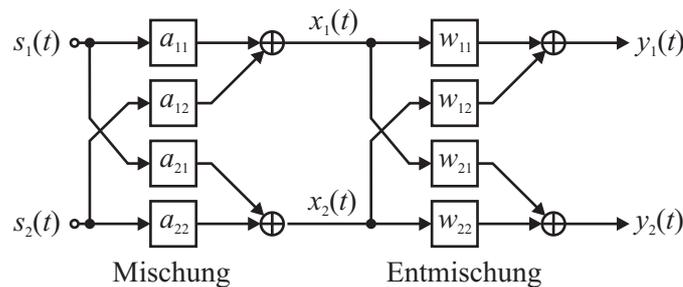


Abbildung 6.25.: Modell einer instantanen Mischung und Entmischung zweier Signale.

In Abbildung 6.25 ist ein Modell für die instantane Mischung und Entmischung zweier Quell- und Sensorsignale dargestellt. Die Überlagerung lässt sich wie folgt formulieren:

$$x_1(t) = a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t), \quad (6.38)$$

$$x_2(t) = a_{21}s_1(t) + a_{22}s_2(t). \quad (6.39)$$

Dabei stellen die $s_i(t)$ die Quellsignale, die a_{ij} die Mischungskoeffizienten und die x_i die Sensorsignale dar. Eine kompakte Darstellung liefert die Matrixschreibweise:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s}(t). \quad (6.40)$$

Das Separationsproblem lässt sich durch Anwendung der inversen Matrix $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$ lösen, sobald \mathbf{A} vollen Rang hat. Die entmischten Signale $\mathbf{y}(t)$ ergeben sich dann zu:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x}(t). \quad (6.41)$$

Ist die Mischungsmatrix exakt bestimmbar, sind die Quellsignale wie in Gleichung 6.42 ersichtlich ideal rekonstruierbar. Dabei ist \mathbf{I} die Einheitsmatrix.

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W} \cdot \mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \mathbf{I} \cdot \mathbf{s}(t) = \mathbf{s}(t) \quad (6.42)$$

Etablierte ICA-Verfahren beruhen auf unterschiedlichen Kriterien der statistischen Unabhängigkeit. Dabei werden zwei Zufallsvariablen genau dann als statistisch unabhängig bezeichnet, wenn ihre Verbundverteilungsdichte gleich dem Produkt der Randdichteverteilungen ist. Es gilt also:

$$p_x(x_1, x_2) = p_{x_1}(x_1) \cdot p_{x_2}(x_2). \quad (6.43)$$

ICA-Verfahren werten daher lediglich statistische Eigenschaften der Signale aus, wodurch sich einige Einschränkungen bei der Rekonstruktion der Quellsignale ergeben. Da jede Permutation \mathbf{P} sowie Skalierung \mathbf{D} der Ausgangssignale jeweils wieder statistisch unabhängige Signale liefert, können sie auch nur bis auf diese Unsicherheiten genau bestimmt werden [Bau05]:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{PD} \cdot \mathbf{s}(t). \quad (6.44)$$

Konvolutives Mischungsmodell

Gegenüber dem Modell der instantanen linearen Überlagerung entstehen beim Modell der konvolutiven Mischung die Sensorsignale aus einer Überlagerung gefilterter Quellsignale. Mit $h_{ij}(t)$ als Impulsantworten der Mischungsfilter ergeben sich die Sensorsignale zu:

$$x_1(t) = h_{11}(t) * s_1(t) + h_{12}(t) * s_2(t), \quad (6.45)$$

$$x_2(t) = h_{21}(t) * s_1(t) + h_{22}(t) * s_2(t). \quad (6.46)$$

In Matrixschreibweise enthält \mathbf{A} daher nicht mehr skalare Werte sondern Impulsantworten der Mischungsfilter:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A} * \mathbf{s}(t). \quad (6.47)$$

Abbildung 6.26 zeigt ein konvolutive Mischungs- und Entmischungsmodell mit den jeweiligen Impulsantworten $h_{ij}(t)$ und $w_{ij}(t)$.

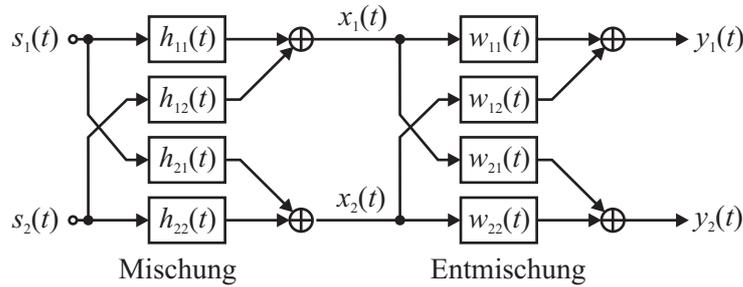


Abbildung 6.26.: Modell einer konvolutiven Mischung und Entmischung zweier Signale.

Formuliert man die Mischung im Frequenzbereich, so lässt sich die Faltung in Gleichung 6.45 und 6.46 in eine Multiplikation überführen:

$$X_1(\omega, \tilde{t}) = H_{11}(\omega) \cdot S_1(\omega, \tilde{t}) + H_{12}(\omega) \cdot S_2(\omega, \tilde{t}), \tag{6.48}$$

$$X_2(\omega, \tilde{t}) = H_{21}(\omega) \cdot S_1(\omega, \tilde{t}) + H_{22}(\omega) \cdot S_2(\omega, \tilde{t}). \tag{6.49}$$

Die Signale liegen dann im Frequenzbereich in Abhängigkeit des betrachteten Zeitsignal-Ausschnitts \tilde{t} und der Frequenz ω vor. Die Matrixform hat folgende Gestalt:

$$\mathbf{X}(\omega, \tilde{t}) = \mathbf{A}(\omega) \cdot \mathbf{S}(\omega, \tilde{t}). \tag{6.50}$$

Diese weit verbreitete Methode wird nach Anwendung der Kurzzeit-Fourier-Transformation (engl.: short-time fourier transformation (STFT) [OSB04]) möglich. Es entsteht in jedem Frequenzband ein komplexwertiges, instantanes Mischungsproblem, das sich mit beliebigen Methoden der instantanen ICA lösen lässt. Diese müssen dazu lediglich auf komplexwertige Signale erweitert werden. In Abbildung 6.27 ist das prinzipielle Vorgehen dargestellt.

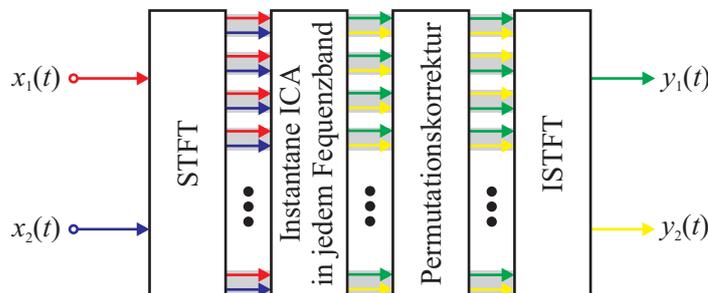


Abbildung 6.27.: Funktionsblöcke für konvolute ICA im Frequenzbereich nach [Bau05].

Da das Mischungsproblem in jedem Frequenzband unabhängig gelöst wird, können einige Frequenzbänder in ihrer Reihenfolge vertauscht sein, wodurch eine Permutationskorrektur notwendig wird. Um schließlich die Zeitsignale zu rekonstruieren, erfolgt die

inverse Kurzzeit-Fourier-Transformation (engl.: inverse short-time fourier transformation (ISTFT) [OSB04]).

6.9.2. Lösung des Mischungsproblems

Für die Lösung des Mischungsproblems gibt es eine Reihe von etablierten Algorithmen, die sich mit der Analyse der statistischen Unabhängigkeit beschäftigen. Sie beruhen auf unterschiedlichen Kriterien und stützen sich vor allem auf statistische Kenngrößen. Besitzen die Quellsignale außerdem eine zeitliche Struktur, ist es sinnvoll, auch Korrelationen zwischen zeitlich versetzten Signalen zur Berechnung der Entmischungsmatrix auszunutzen [Köh05]. Für die Artefaktunterdrückung in PPG-Signalen wurde im Rahmen dieser Arbeit ein derartiges Verfahren basierend auf der Statistik zweiter Ordnung eingesetzt, da das Pulswellensignal eine große Selbstähnlichkeit und Periodizität aufweist. Im Folgenden wird dieses Verfahren zusammen mit der notwendigen Vorverarbeitung (Prewhitening) zunächst für eine instantane Mischung reellwertiger Signale erläutert, um anschließend auf komplexwertige Signale erweitert zu werden. Dadurch werden auch konvolute Mischungen trennbar.

Dekorrelation als Vorverarbeitung

Bei vielen ICA-Algorithmen wird als Vorverarbeitung das sogenannte Sphering bzw. Prewhitening eingesetzt. Es dient der Dekorrelation und der Normierung der Varianzen der Sensorsignale auf eins. Dazu werden die Sensorsignale mit einer geeigneten Spheringmatrix \mathbf{M} so transformiert, dass die geweihten Signale \mathbf{x}_s schließlich dekorreliert sind und auch ihre Kovarianzmatrix \mathbf{C}_{x_s} diagonal ist.

$$\mathbf{x}_s = \mathbf{M}\mathbf{x} = \mathbf{M}\mathbf{A}\mathbf{s} \quad (6.51)$$

Die Spheringmatrix \mathbf{M} lässt sich durch eine Eigenwertzerlegung der Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_x = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T]$ der mittelwertfreien Signale \mathbf{x} errechnen:

$$\mathbf{C}_x = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^T. \quad (6.52)$$

Wenn \mathbf{V} die orthogonale Matrix der Eigenvektoren und $\mathbf{\Lambda}$ die Diagonalmatrix mit den zugehörigen Eigenwerten von \mathbf{C}_x ist, ist die Spheringmatrix \mathbf{M} als Inverse der Matrixwurzel von \mathbf{C}_x gegeben:

$$\mathbf{M} = \mathbf{C}_x^{-\frac{1}{2}} = \mathbf{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{V}^T. \quad (6.53)$$

Die Kovarianzen der transformierten Signale \mathbf{x}_s besitzen dann die Struktur einer Einheitsmatrix:

$$\mathbf{C}_{x_s} = E[\mathbf{x}_s \mathbf{x}_s^T] = \mathbf{C}_x^{-\frac{1}{2}} E[\mathbf{x} \mathbf{x}^T] \mathbf{C}_x^{-\frac{1}{2}T} = \mathbf{C}_x^{-\frac{1}{2}} \mathbf{C}_x \mathbf{C}_x^{-\frac{1}{2}T} = \mathbf{I}. \quad (6.54)$$

Durch das Prewhitening ist auch sichergestellt, dass die von der nachfolgenden ICA-Stufe zu findende Matrix \mathbf{O} orthogonal ist, da gilt

$$\mathbf{C}_{x_s} = E[\mathbf{x}_s \mathbf{x}_s^T] = \mathbf{O} E[\mathbf{s} \mathbf{s}^T] \mathbf{O}^T = \mathbf{I}, \text{ mit } \mathbf{O} = \mathbf{M} \mathbf{A}. \quad (6.55)$$

Nach Voraussetzung sind die Quellsignale \mathbf{s} statistisch unabhängig, wodurch zusammen mit der Normierung der Varianzen auf eins auch die Kovarianzmatrix der Quellsignale eine Einheitsmatrix ist

$$E[\mathbf{s} \mathbf{s}^T] = \mathbf{I}, \quad (6.56)$$

und folglich auch

$$\mathbf{O} \mathbf{O}^T = \mathbf{I} \quad (6.57)$$

gelten muss. So sind ebenfalls die Mischungs- bzw. Entmischungsmatrix der transformierten Daten \mathbf{x}_s orthogonal und die Suche nach der Entmischungsmatrix vereinfacht sich erheblich [HKO01].

Verfahren auf Basis von Statistik zweiter Ordnung

Besitzen die Quellsignale eine zeitliche Struktur, ist es sinnvoll, auch Korrelationen zwischen zeitlich versetzten Signalen für die Entmischung auszunutzen. Bei diesem Verfahren wird daher einerseits die Unkorreliertheit der Quellsignale \mathbf{s} zu Grunde gelegt, wodurch deren Kreuzkorrelation für beliebige Zeitverschiebungen τ verschwindet:

$$E[s_i(t) s_j(t + \tau)] = 0. \quad (6.58)$$

Andererseits wird eine spektrale Färbung der jeweiligen Signale, also eine Selbstähnlichkeit, ausgenutzt:

$$E[s_i(t) s_i(t + \tau)] \neq 0. \quad (6.59)$$

Dadurch ergibt sich, dass die Kovarianzmatrizen $\mathbf{C}_s(t, \tau)$ zu den Zeitpunkten τ diagonal werden:

$$\mathbf{C}_s(t, \tau) = E[\mathbf{s}(t)\mathbf{s}^T(t + \tau)] = \mathbf{\Lambda}(t, \tau). \quad (6.60)$$

Zusammen mit dem Modell der instantanen Mischung aus Gleichung 6.40 bedeutet dieses für die Sensorsignale, dass ein Satz von Kovarianzmatrizen $\mathbf{C}_x(t, \tau)$ existiert, für die alle $\mathbf{\Lambda}(t, \tau)$ diagonal sind:

$$\mathbf{C}_x(t, \tau) = E[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^T(t + \tau)] = E[\mathbf{A}\mathbf{s}(t)(\mathbf{A}\mathbf{s}(t + \tau))^T] = \mathbf{A}\mathbf{\Lambda}(t, \tau)\mathbf{A}^T. \quad (6.61)$$

Da die Leistungsfähigkeit dieser Methode wesentlich von der Auswahl von geeigneten Werten von τ abhängt, ist es sinnvoll, direkt einen ganzen Satz von Kovarianzmatrizen auszuwerten. Außerdem lässt sich das Problem durch die Vorverarbeitung aus Abschnitt 6.9.2 auf die Suche im Raum orthogonaler Matrizen eingrenzen [Köh05]. Es muss eine orthogonale Matrix \mathbf{O} gefunden werden, die den Satz an Kovarianzmatrizen

$$\mathbf{C}_{x_s}(t, \tau) = E[\mathbf{x}_s(t)\mathbf{x}_s^T(t + \tau)] = \mathbf{O}\mathbf{\Lambda}(t, \tau)\mathbf{O}^T \quad (6.62)$$

für alle betrachteten Zeitpunkte τ wie folgt diagonalisiert [Bau05]:

$$\mathbf{O}^T \mathbf{C}_{x_s}(t, \tau) \mathbf{O} = \mathbf{\Lambda}(t, \tau). \quad (6.63)$$

Dazu kann ein Verbunddiagonalisierungsalgorithmus basierend auf einem Jakobi-Verfahren eingesetzt werden. Die Methode der Verbunddiagonalisierung eines Satzes von zeitverzögerten Kovarianzmatrizen wird auch als *Second order Blind Identification* (SOBI) bezeichnet [BAMCM97].

Das Ziel, den kompletten Satz von zeitverzögerten Kovarianzmatrizen ideal zu diagonalisieren, ist mit realen Daten jedoch fast nie zu erreichen. Dennoch lässt sich eine Kostenfunktion $J(\mathbf{O})$ definieren, die durch eine Minimierung eine gute Annäherung liefert [HKO01]:

$$J(\mathbf{O}) = \sum_{\tau \in S} \text{off}(\mathbf{O}^T \mathbf{C}_{x_s}(\tau) \mathbf{O}). \quad (6.64)$$

Die Kostenfunktion $J(\mathbf{O})$ addiert alle nicht-diagonalen Elemente (*off*-Operator) des Satzes S von Kovarianzmatrizen auf und wird bei optimaler Wahl der Orthogonalmatrix \mathbf{O} minimal, wodurch auch die Mischungsmatrix gut approximiert wird.

Erweiterung auf komplexwertige Signale

Wie bereits in Abschnitt 6.9.1 erläutert, kann die Lösung eines konvolutiven Mischungsproblems durch Anwendung der STFT auf ein instantanes komplexwertiges ICA-Problem zurückgeführt werden. Das SOBI-Verfahren lässt sich dann analog zu Gleichung 6.62 für komplexwertige Signale formulieren:

$$\mathbf{C}_{X_s}(\omega, \tau) = E_t[\mathbf{X}_s(\omega, \tilde{t})\mathbf{X}_s^H(\omega, \tilde{t} + \tau)] = \mathbf{O}(\omega)\mathbf{\Lambda}(\omega, \tilde{t} + \tau)\mathbf{O}(\omega)^H. \quad (6.65)$$

Auch hier kann wieder eine Verbunddiagonalisierung eingesetzt werden, die die Werte der nichtdiagonalen Matrixeinträge für einen Satz von Kovarianzmatrizen gemeinsam minimiert.

6.9.3. Permutationskorrektur im Frequenzbereich

Löst man ein konvolutives Mischungsproblem mittels eines komplexwertigen instantanen Verfahrens wie SOBI, liegen die ermittelten unabhängigen Quellsignale pro Frequenzband ungeordnet vor (siehe Gleichung 6.44). Daher ist eine Permutationskorrektur notwendig, die die Paare ungeordneter Signale in eine konsistente Reihenfolge bringt.

In Abbildung 6.28 ist die Problematik dargestellt. Ein Zeitabschnitt von 10 s ist mittels STFT in 17 Frequenzbänder aufgeteilt (Abbildung 6.28(a)). Die Spektrogramme für das rote PPG (oben) sowie das infrarote PPG (unten) sind rein optisch kaum unterscheidbar. Nach der ICA erscheinen zwei unterschiedlich gefärbte Signale (Abbildung 6.28(b)). Erst die anschließende Permutationskorrektur (Abbildung 6.28(c)) lässt wieder konsistente Signale erkennen.

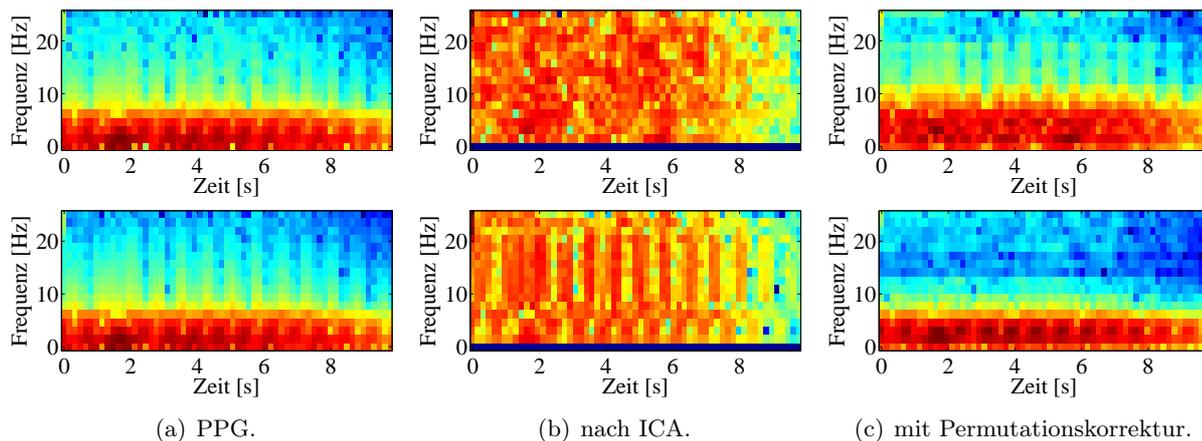


Abbildung 6.28.: Spektrogramm des roten (oben) und infraroten (unten) PPG-Signals und der beiden mittels ICA ermittelten Quellsignale vor und nach Permutationskorrektur.

Für die Permutationskorrektur sind Verfahren etabliert, die Ähnlichkeitsmaße zwischen den permutierten Frequenzbändern oder die Konsistenz der Entmischungsfiler auswerten. Hier wurde ein korrelationsbasiertes Verfahren nach Rahbar und Reilly eingesetzt [RR05].

Ausgangspunkt der Permutationskorrektur sind n durch die ICA entmischte Signale pro Frequenzband in Abhängigkeit der Fensterverschiebung τ , die zusammengefasst als $Y_n(\omega, \tau)$ dargestellt werden.

Ein Frequenzband ω_k wird als Referenz verwendet, um ein zweites Band ω_j möglichst korrekt zu permutieren. Dazu werden normierte Korrelationen ρ_{qp} aller möglicher Paare vom q -ten Signal des Bandes k und p -ten Signale des Bandes j wie folgt errechnet:

$$\rho_{qp}(\omega_k, \omega_j) = \frac{\sum_{\tau} Y_q(\omega_k, \tau) Y_p(\omega_j, \tau)}{\sqrt{\sum_{\tau} Y_q^2(\omega_k, \tau)} \sqrt{\sum_{\tau} Y_p^2(\omega_j, \tau)}}. \quad (6.66)$$

Anschließend wird für jede mögliche Permutation P die Summe der normierte Korrelationen $\rho_{qp}(P)$ der beteiligten Signalpaare q und p errechnet. Ist dieses Ähnlichkeitsmaß maximal, ist die beste Permutation gefunden.

6.9.4. Robust-Saturation-by-Convolutional-Demixing (RSCD)

Das Problem bei der Bestimmung der Sauerstoffsättigung aus artefaktbehafteten, photoplethysmographischen Signalen besteht vor allem darin, dass sich Störsignale durch Bewegung in ähnlichen Frequenzbereichen befinden wie das Nutzsignal. Dadurch kann eine lineare Filterung nicht zufriedenstellend angewendet werden. Das neu entwickelte Verfahren **Robust-Saturation-by-Convolutional-Demixing (RSCD)** basiert hingegen auf einer neuartigen Anwendung der konvolutiven ICA, die statistische Eigenschaften zur Trennung der Quellsignale auswertet und die kurzzeitige Zeitinvarianz des Gefäßsystems ausnutzt. Das Blockschaltbild in Abbildung 6.29 gibt einen Überblick über das Verfahren.

Sensorik und Vorverarbeitung

Die Sensorik besteht aus einem transmissiven Messsystem mit gemultiplexten Lichtquellen. Ein Transimpedanzverstärker setzt den Fotostrom aus dem Detektor in eine Spannung um, die mit einer Abtastrate von $f_a = 50$ Hz digitalisiert wird (Abschnitt 6.1.1). Die Vorverarbeitung entspricht der ACDC-Normalisierung, die in Abschnitt 6.2.3 vorgestellt wurde. Somit liegen für die Signaltrennung des RSCD-Algorithmusses das normalisierte rote ($I_{N_ACDC}(\lambda_R)$) und infrarote ($I_{N_ACDC}(\lambda_{IR})$) PPG vor.

Blockverarbeitung mit konvolutiver ICA

Im Photoplethysmogramm spiegelt sich die Überlagerung verschiedener peripher und herzwärts laufender Druckwellen wider, die sich beispielsweise in der Doppelgipfligkeit des am Finger gemessenen Signals äußert. Hier kommt es zu einer stark positiven Superposition der peripher laufenden Welle mit einer an den präkapillären Widerstandsgefäßen des Bauches reflektierten Welle. Hochfrequente Anteile in der vom Herz ausgehende Druckwelle werden aufgrund der Elastizität der Blutgefäße und den damit einhergehenden Strömungseigenschaften gedämpft.

Eine derartige Überlagerung kann als konvolute Mischung aufgefasst werden; das entsprechende Modell ist in Abbildung 6.26 dargestellt. Das Quellsignal $s_1(t)$ entspricht der Druckwelle ausgehend von der Pumpaktion des Herzens, während Bewegungsartefakte vorwiegend durch das zweite Quellsignal $s_2(t)$ hervorgerufen werden. Reflexionen und Dämpfungen der höheren Frequenzanteile werden in diesem Modell als Filterung mit den Impulsantworten $h_{11}(t)$ und $h_{21}(t)$ für die Druckwelle sowie $h_{12}(t)$ und $h_{22}(t)$ für Artefakte implementiert. Daher lässt sich die konvolute ICA gut für die Trennung dieser beiden Signalanteile einsetzen.

Allerdings können die Eigenschaften des Gefäßsystems nur kurzzeitig als zeitinvariant angesehen werden, da die Regulation des Herz-Kreislauf-Systems ständig die Gefäßweite und Elastizität adaptiert. Das RSCD-Verfahren zerlegt daher das kontinuierliche Signal in kürzere Abschnitte, für die jeweils die statistisch unabhängigen Komponenten bestimmt werden.

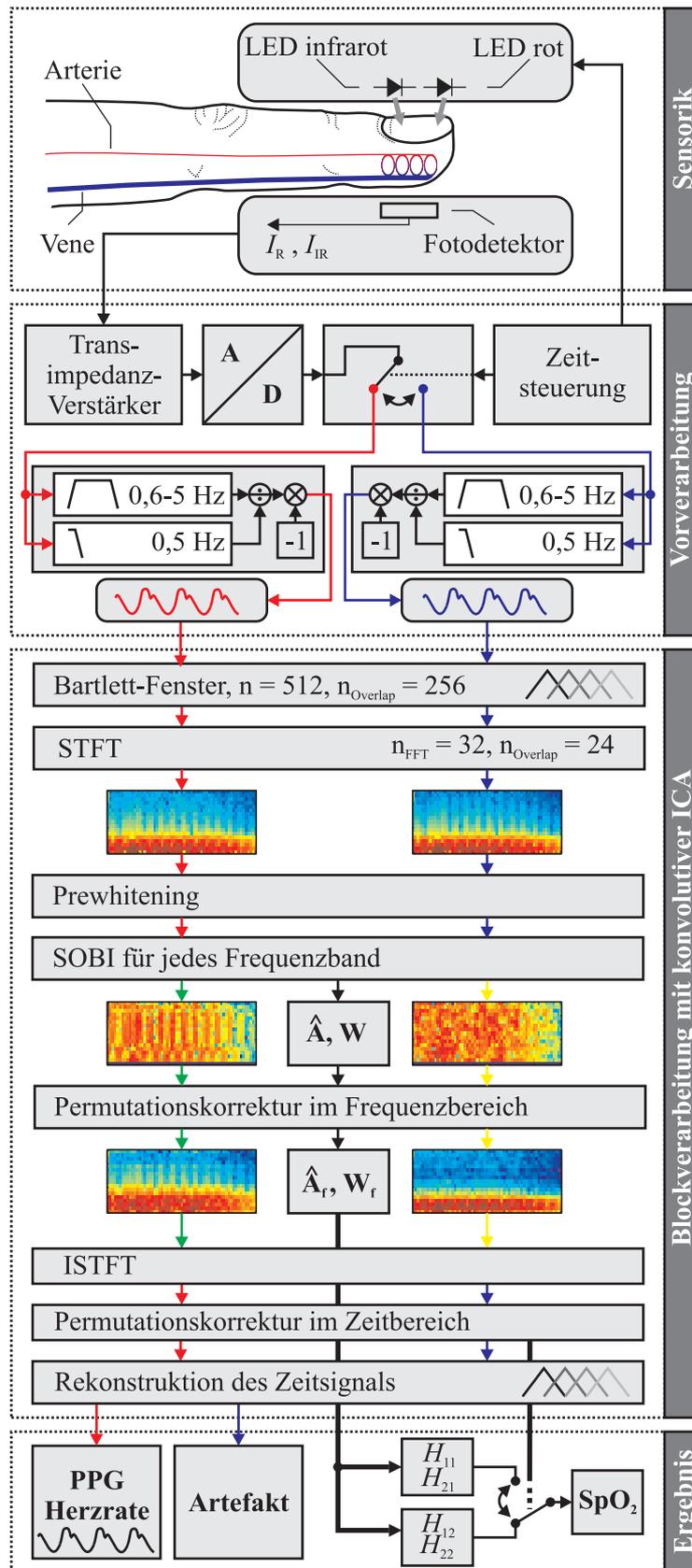


Abbildung 6.29.: Blockschaltbild des RSCD-Algorithmus basierend auf konvolutiver ICA.

In Versuchen hat sich ein Intervall von 10,24s als Optimum zwischen gutem Trennvermögen und Zeitinvarianz herausgestellt. Die zeitliche Aufspaltung erfolgt mittels der gefensternten Overlap-Add-Zerlegung [PM07] in Blöcke mit der Länge $n = 512$ und einer Überlappung von $n_{Overlap} = 256$ Abtastwerten. Als Fensterfunktion kommt ein Bartlett-Fenster zum Einsatz.

Da PPG-Signale eine ausgeprägte Periodizität und Selbstähnlichkeit besitzen, werden diese Eigenschaften bei der Auswahl eines geeigneten ICA-Verfahrens besonders berücksichtigt. Das RSCD-Verfahren verwendet den SOBI-Algorithmus, da dieser explizit diese Selbstähnlichkeit ausnutzt, um die unabhängigen Quellen zu entmischen. Da die konvolutive ICA im Frequenzbereich ausgeführt wird, werden die Zeitsignale mittels STFT zu Blöcken von je $n_{FFT} = 32$ Abtastwerten mit einer Überlappung von $n_{Overlap} = 24$ Abtastwerten in 17 Frequenzbänder aufgeteilt.

Ein Prewhitening dekorreliert die Sensorsignale und normiert die Varianzen auf eins, wodurch die Suche nach der Mischungsmatrix im SOBI-Verfahren auf orthogonale Matrizen beschränkt und damit vereinfacht wird. Insgesamt werden durch die Verbunddiagonalisierung 50 zeitverschobene Kovarianzmatrizen diagonalisiert, wodurch eine adäquate Leistungsfähigkeit des Verfahrens bei der Bestimmung der geschätzten Mischungsmatrix $\hat{\mathbf{A}}$ erreicht wird.

Aus der mittels ICA geschätzten Mischungsmatrix $\hat{\mathbf{A}}$ lässt sich aufgrund der Orthogonalität auch einfach die Entmischungsmatrix $\mathbf{W} = \hat{\mathbf{A}}^{-1}$ errechnen. Nach der Entmischung liegen die Paare von unabhängigen Quellsignalen in jedem Frequenzband ungeordnet vor, wodurch eine Permutationskorrektur notwendig ist. Hier kommt ein Verfahren basierend auf der Korrelation zum Einsatz, das in Abschnitt 6.9.3 vorgestellt wurde. Eine Schätzung der bestmöglichen Permutation $\hat{\mathbf{P}}$ der Quellsignale ermöglicht schließlich auch die Korrektur der ermittelten Entmischungsmatrix zu $\mathbf{W}_f = \hat{\mathbf{A}}_f^{-1}$, wodurch eine Rekonstruktion des Zeitsignals per ISTFT möglich wird.

Für jeden bearbeiteten Block von 512 Abtastwerten liegen die beiden rekonstruierten Zeitsignale jedoch wiederum ungeordnet vor. Zu diesem Zeitpunkt ist es also nicht eindeutig, bei welchem der entmischten Signale es sich um ein PPG oder eine Artefaktquelle handelt. Als probates Mittel zur Bestimmung des PPGs hat sich in Versuchen das Maß der Entropie $H(X)$ herausgestellt:

$$H(X) = E[H(x_i)] = - \sum_{\forall i} P(x_i) \text{ld}(P(x_i)) \approx - \sum_{\forall i} \hat{P}(x_i) \text{ld}(\hat{P}(x_i)). \quad (6.67)$$

Die Entropie wird dabei aufgrund der begrenzten Anzahl von 512 Abtastwerten nicht aus den Wahrscheinlichkeiten $P(x_i)$ sondern den relativen Häufigkeiten $\hat{P}(x_i)$ errechnet. Dabei besitzt das PPG-Signal gegenüber dem Störsignal eine höhere Entropie, wodurch eine eindeutige Zuordnung möglich wird. Die kontinuierlichen Quellsignale werden anschließend mittels Overlap-Add-Synthese rekonstruiert.

Berechnung der Sauerstoffsättigung

Im konvolutiven Mischungsmodell entsprechen die mit dem Messsystem ermittelten gestörten Signale bei Formulierung im Frequenzbereich für die rote und infrarote Wellenlänge den Signalen $X_1(\omega, \tilde{t})$ beziehungsweise $X_2(\omega, \tilde{t})$.

$$X_1(\omega, \tilde{t}) = H_{11}(\omega) \cdot S_1(\omega, \tilde{t}) + H_{12}(\omega) \cdot S_2(\omega, \tilde{t}), \quad (6.68)$$

$$X_2(\omega, \tilde{t}) = H_{21}(\omega) \cdot S_1(\omega, \tilde{t}) + H_{22}(\omega) \cdot S_2(\omega, \tilde{t}). \quad (6.69)$$

Ist im Mischungsmodell $S_1(\omega, \tilde{t})$ das originale PPG-Signal, so stellt $S_2(\omega, \tilde{t})$ entweder die Artefaktquelle oder ohne Bewegung einen Rauschprozess dar. $H_{11}(\omega)$ umfasst also für jedes Frequenzband einen komplexwertigen Faktor, der ein Maß für den Anteil des PPG-Quellsignals $S_1(\omega, \tilde{t})$ im gemessenen roten Signal $X_1(\omega, \tilde{t})$ darstellt, während $H_{21}(\omega)$ den komplexwertigen Faktor für den Anteil im infraroten Signal $X_2(\omega, \tilde{t})$ quantifiziert.

Grundsätzlich wird bei der Berechnung der Sauerstoffsättigung das Verhältnis von Verhältnissen R , also der Quotient der normalisierten Intensitäten für beide Wellenlängen ausgewertet (Gleichung 6.18). In den Intensitätssignalen dürfen allerdings nur Signalanteile enthalten sein, die von der Pulsation der Arterie hervorgerufen sind. Im hier angenommenen konvolutiven Mischungsmodell liegt dieses Verhältnis separat für jedes Frequenzband ω durch die Koeffizienten des Mischungsfilters $H_{11}(\omega)$ und $H_{21}(\omega)$ vor. Zur Erhöhung der Robustheit wird im RSCD-Verfahren die RMS-Mittelung über den Betrag der Koeffizienten zur Bestimmung von R genutzt:

$$R \approx \frac{RMS\{|H_{11}|\}}{RMS\{|H_{21}|\}} = \frac{\sqrt{\sum_i |H_{11}(\omega_i)|^2}}{\sqrt{\sum_i |H_{21}(\omega_i)|^2}}. \quad (6.70)$$

Als Bestimmungsformel für die Sauerstoffsättigung fungiert erwartungsgemäß die gleiche Kalibrierung wie in Abschnitt 6.7 nach folgender Gleichung mit linearer Extrapolation unterhalb von 70%:

$$SpO_2 = \frac{1 - 0,55 \cdot R}{0,9 - 0,35 \cdot R}. \quad (6.71)$$

6.9.5. Leistungsfähigkeit der RSCD-Methode

Im folgenden Abschnitt werden die Ergebnisse der Überprüfung der Leistungsfähigkeit der neuen RSCD-Methode hinsichtlich zweier Kriterien untersucht: Der Übereinstimmung der Sauerstoffsättigung vor allem bei Bewegung und der Trennung von Nutzsignal und Störung im PPG-Zeitsignal. Anschließend folgt eine zusammenfassende Bewertung.

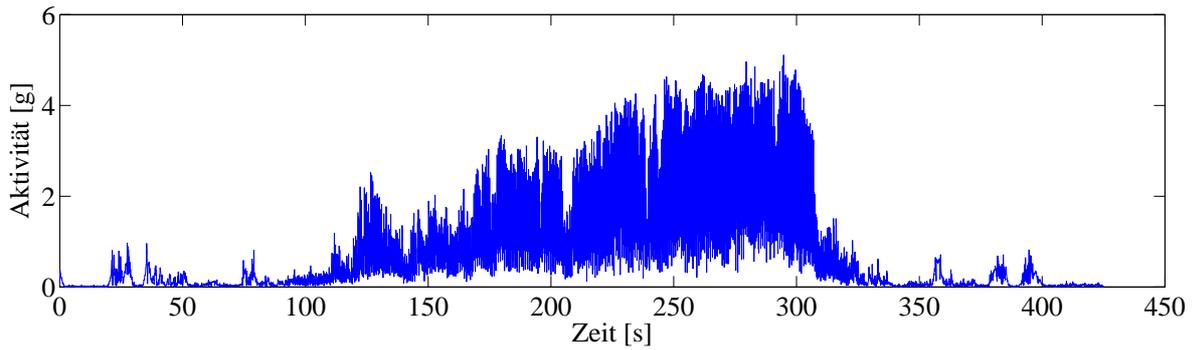
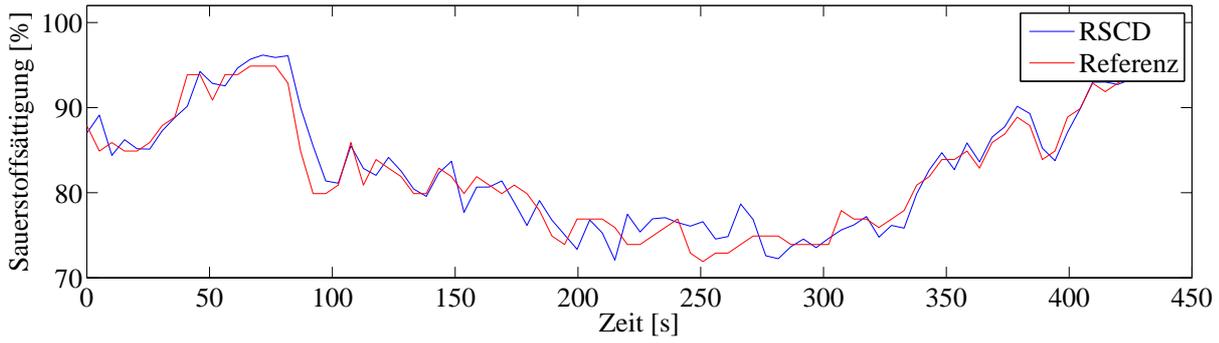
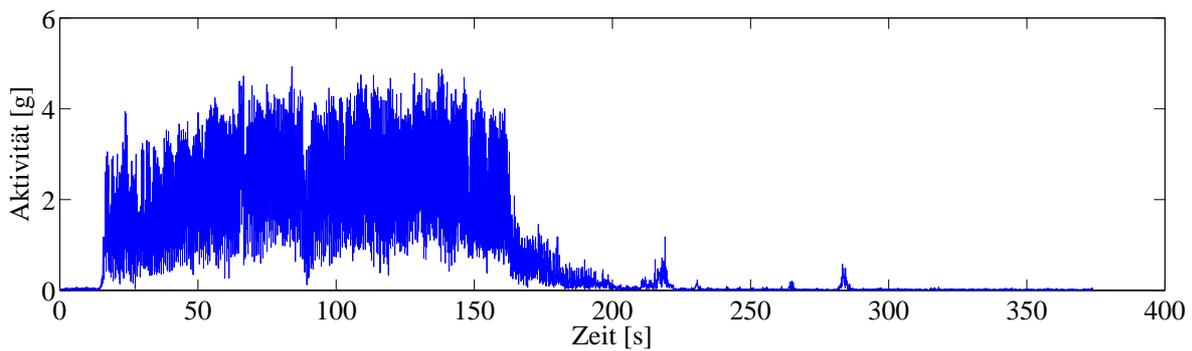
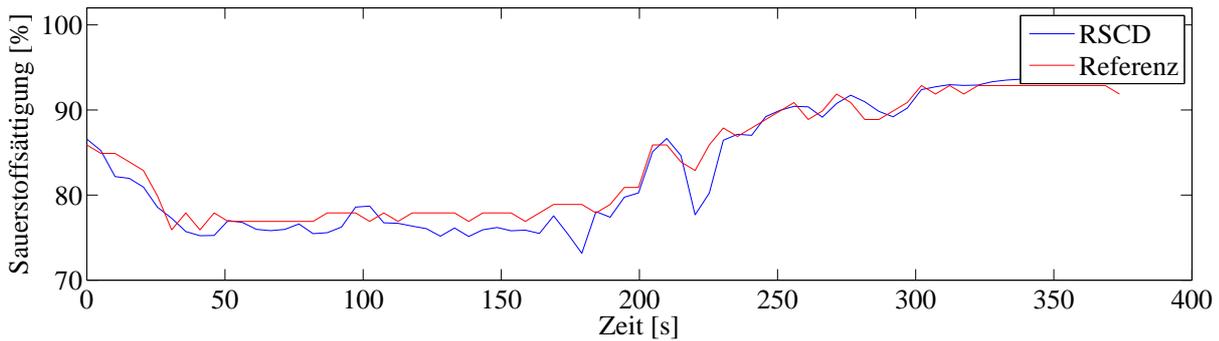
(a) Versuch 1, mittlerer quadratische Fehler: $MSE_1 = 3,839$.(b) Versuch 2, mittlerer quadratische Fehler: $MSE_2 = 2,983$.

Abbildung 6.30.: Ergebnisse von Validierungsversuchen der RSCD-Methode durch Entsättigung in einer äquivalenten Höhe von 4000m mit und ohne physische Aktivität. Oben: Vergleich der Sauerstoffsättigungen aus RSCD-Methode (blau) und Referenz (rot). Unten: physische Aktivität.

Sauerstoffsättigung

Um die Qualität der Sauerstoffsättigungsberechnung mittels der RSCD-Methode zu validieren, wurden Entsättigungsversuche durchgeführt, die eine weite Spanne von 72 % bis 96 % SpO_2 umfassen. Dazu wurde in einem Höhentrainingsraum eine äquivalente Höhe von 4000 m eingestellt und der Sauerstoffbedarf des Probanden durch physische Aktivität verändert. Wegen des geringeren Luftsauerstoffanteils sinkt bei gesteigerter physischer Anstrengung die Sauerstoffsättigung im Blut; lässt die Anstrengung nach, erholt sich auch der Sättigungswert wieder.

In Abbildung 6.30 sind die Ergebnisse zweier Experimente dargestellt. Die Sauerstoffsättigung wurde dazu einerseits mit der neuen RSCD-Methode aus den PPGs errechnet, die mittels des Fingerclip-Sensormoduls (Abschnitt 3.2.2) gemessen wurden, und andererseits mit dem Referenzpulsoximeter erhoben (Abschnitt 6.7). Zusätzlich ist jeweils die Aktivität als Betrag der Beschleunigung des Fingerclips aufgetragen. Die Erhöhung des Sauerstoffbedarfs rührt in diesen Versuchen von schnellem Laufen auf einem Laufband her. Die dabei messbare Beschleunigung ergibt sich aus den kreuzgangbedingten Pendelbewegungen der Hand.

Die Ergebnisse zeigen eine gute Übereinstimmung der Ergebnisse des neuen Verfahrens mit der Referenz. Dabei ergibt sich ein mittlerer quadratischer Fehler (engl.: mean square error (MSE)) von $MSE_1 = 3,839$ für den ersten und von $MSE_2 = 2,983$ für den zweiten Versuch. Die leichten Abweichungen zur Referenz sind jedoch als unproblematisch einzuschätzen, da das Signal der Referenz selbst intern bereits mittels Glättungsmethoden dynamisch verschliffen wird [Dia07] und daher keine absolute Referenz darstellt. Vergleicht man die Genauigkeit der Methode im Verlauf der Entsättigung mit der Genauigkeit während der Aufsättigung in der Ruhepause, so ist besonders bemerkenswert, dass für die komplette Spanne an Sättigungswerten die neuen RSCD-Methode unabhängig von Bewegung ist. Ergo eignet sich das neue RSCD-Verfahren besonders zu Bestimmung der Sauerstoffsättigung bei massivem Bewegungseinfluss.

Signaltrennung

Zweites wichtiges Kriterium ist die Differenzierung zwischen PPG-Signal und Artefakt durch das RSCD-Verfahren. In Abbildung 6.31 und 6.32 sind die Ergebnisse der Rekonstruktion für sprunghafte Bewegung nach oben und vertikales Kreisen in der x-z-Ebene dargestellt.

Die Abbildungen zeigen jeweils die Zeitsignale der gestörten PPG-Signale (erste und zweite Zeile). In der dritten Zeile ist jeweils das rekonstruierte PPG und in der vierten Zeile das Signal der Störquelle dargestellt. Um die Bewegung während der Messung zu visualisieren, sind zusätzlich in der fünften Zeile die Beschleunigungen in drei Raumrichtungen dargestellt. Bezugnehmend auf die Versuchsanordnung in Abbildung 6.14 entspricht das rote Signal der x-Richtung, das blaue Signal der y-Richtung und das grüne Signal der z-Richtung. Zur übersichtlicheren

Darstellung wurde das rekonstruierte PPG-Signal zusätzlich mittels der aus dem Betrag der Hilbertransformierten \mathcal{H} bestimmten Hüllkurve normalisiert.

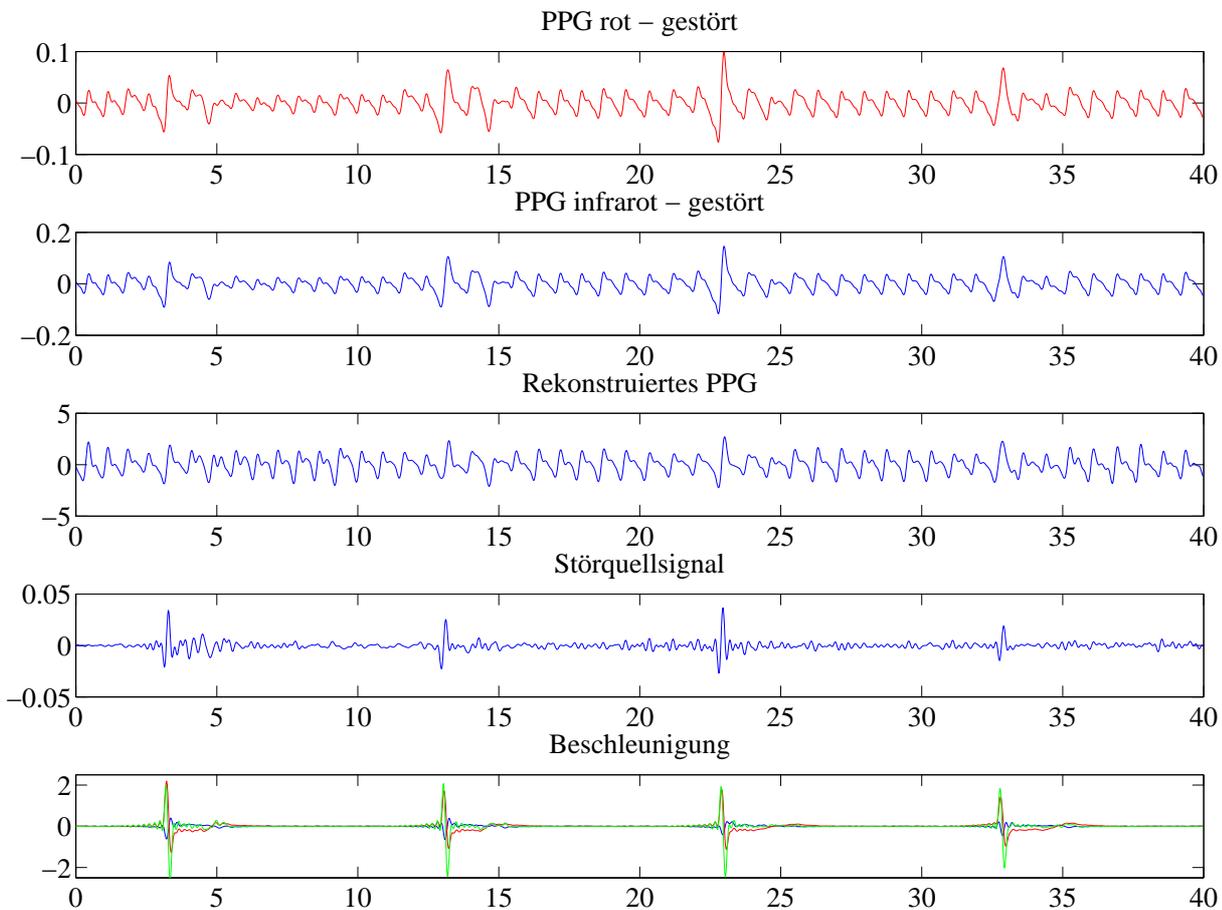


Abbildung 6.31.: Ergebnisse der Rekonstruktion des PPG-Signals für sprunghafte Bewegung nach oben (sp-oben). Die ersten beiden Plots zeigen das gestörte rote und infrarote normalisierte PPG-Eingangssignal während in Plot drei das rekonstruierten PPG dargestellt ist. Der vierte Plot zeigt das Störquellsignal, das offensichtlich mit den Beschleunigungen des fünften Plots korreliert ist und auf eine gute Trennung von Signal und Artefakt schließen lässt.

Abbildung 6.31 zeigt die Störung des PPGs durch sprunghafte Bewegung nach oben, die als Beschleunigungen bis zu 1,5 g ca. alle 10 s appliziert wurden. Deutlich sind die Artefakte im roten und infraroten Messkanal zu erkennen. Das RSCD-Verfahren liefert eine eindeutige Trennung der Artefakte vom PPG-Signal, bei der das Störquellsignal Anteile umfasst, die offensichtlich mit der Bewegung korreliert sind, während im rekonstruierten PPG der Artefaktpegel gedämpft ist.

Die Ergebnisse des zweiten Versuches sind in Abbildung 6.32 dargestellt. Dabei wurde die Hand mit dem PPG-Sensor etwa mit einer Frequenz von 0,7 Hz vertikal in der x-z-Ebene kreisförmig bewegt. Der Einfluss dieser Bewegung sorgt für eine bis zum Verlust der üblichen PPG-Struktur reichenden Artefaktbehaftung in den Sensorsignalen. Nach der Signaltrennung ist

wieder die typische doppelgipflige Signalform erkennbar, die auch die Auswertung der Herzrate wieder adäquat möglich macht. Nicht ideal funktioniert hier die Unterscheidung zwischen Artefakt und PPG-Signal für den ersten Block. Eine Optimierung des Klassifikators für die Permutationskorrektur im Zeitbereich würde eine noch verbesserte Leistungsfähigkeit ermöglichen.

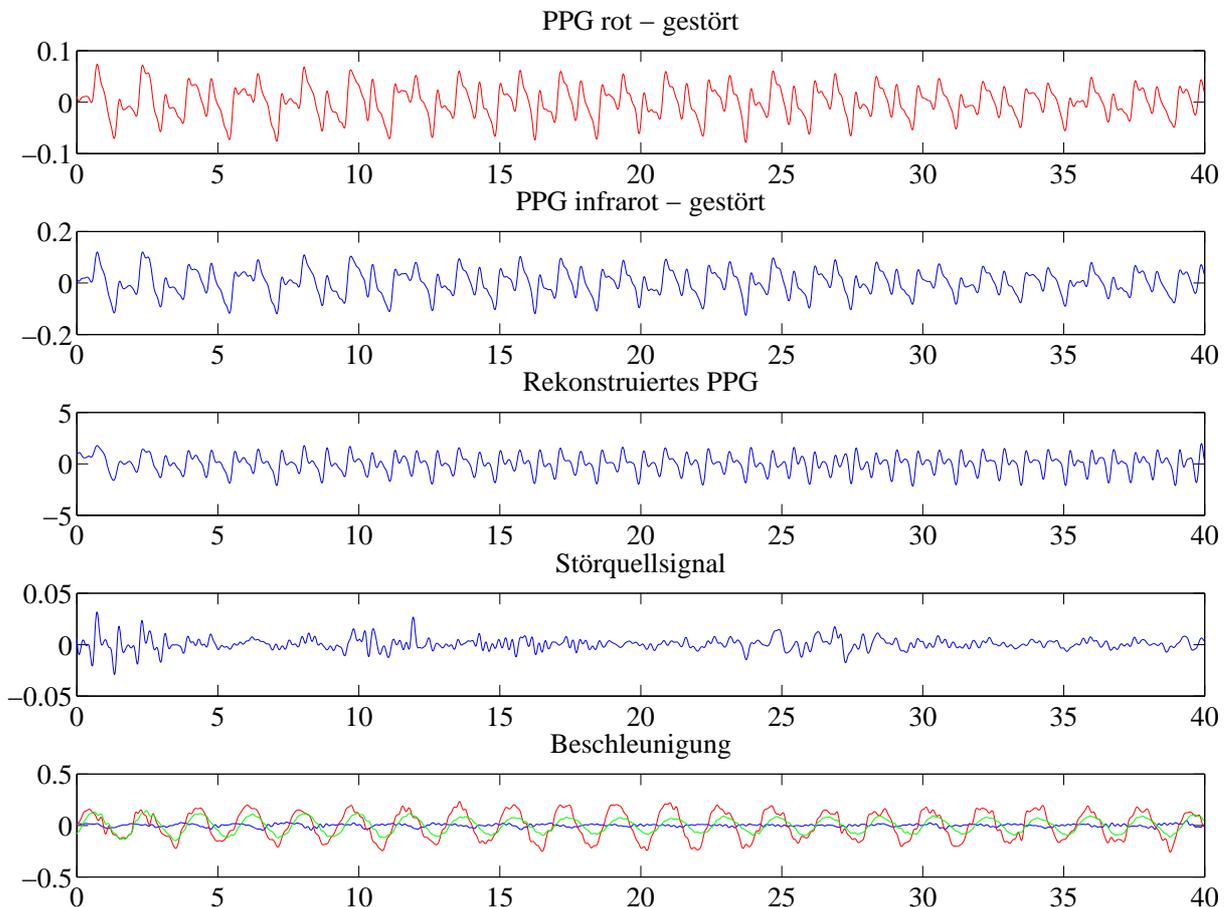


Abbildung 6.32.: Ergebnisse der Rekonstruktion des PPG-Signals für vertikales Kreisen in der x - z -Ebene (kreisen- xz -schnell). In den Eingangssignale der ersten beiden Plots ist die typische doppelgipflige Signalform des PPGs nicht mehr erkennbar. Das rekonstruierten PPG in Plot drei zeigt diese Struktur jedoch deutlich.

Im Anhang D.1 sind weitere Ergebnisse der Rekonstruktion des PPG-Signals mittels der RSCD-Methode für weitere Bewegungsformen aufgeführt. Diese sind: periodisches Schwingen nach oben und unten (Abbildung D.1), sprunghaft rückwärts (Abbildung D.2), sprunghaft vorwärts (Abbildung D.3), horizontales sowie vertikales Kreisen (Abbildung D.4 und D.5) und die Ergebnisse ohne Bewegung (Abbildung D.6).

Zusammenfassende Bewertung der RSCD-Methode

Die vorgestellte RSCD-Methode liefert im Vergleich zum ANC-Ansatz (Abschnitt 6.8) den deutlichen Vorteil, dass gleichzeitig eine Rekonstruktion des PPG-Signals und eine robuste Berechnung der Sauerstoffsättigung möglich ist. Mit dem Kern des Verfahrens, bestehend aus einer abschnittsweisen Anwendung der konvolutiven ICA, ist es gut gelungen, den Eigenschaften des Gefäßsystems durch die Problemlösung gerecht zu werden. Die Konsistenz der Methode wird nicht zuletzt durch die optimale Übereinstimmung der Kalibrierungen von RSCD-Methode und konventionellen Lösungen deutlich.

Bedingt durch die gute Robustheit gegenüber Bewegungsartefakten stellt das RSCD-Verfahren eine leistungsfähige Alternative zur DST (Abschnitt 6.6) dar, die nicht auf einer indirekten Lösung durch Berechnung von Signalen aller potentiellen Sättigungswerte und deren Vergleich basiert, sondern durch Ausnutzung der statistischen Eigenschaften explizit eine optimierte Lösung findet.

7. Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit wurde ein Systemkonzept für ein Personal-Healthcare-System entwickelt und umgesetzt, das sich zur medizinischen Vor- und Nachsorge von Herz-Kreislauf-Erkrankungen eignet. Es umfasst batteriebetriebene Sensorsysteme für Biosignale und Vitalparameter, die an passenden Stellen des Körpers platziert sind. Zusätzlich erfassen diese die dreidimensionale Beschleunigung am Ort der Messung, um Kontextinformationen in Bezug auf den Aktivitätszustand zu generieren. Für das 24/7-Monitoring werden Sensorsysteme eingesetzt, die in das Body-Sensor-Network eingebunden sind. Das auf IEEE 802.15.4 basierende entwickelte proprietäre Protokoll ermöglicht einerseits die drahtlose energieeffiziente Datenübertragung zwischen den Sensorsystemen und dem Koordinator und andererseits eine Synchronisation der Abtastzeitpunkte bei der Digitalisierung der Biosignale. Das Gesamtsystem stellt ein leistungsfähiges, praxisnahes Personal-Healthcare-System dar, das EKG-, PPG- und die Sauerstoffsättigungssignale zur Überwachung des Herz-Kreislauf-Systems synchron erheben, zusammenführen und bewerten kann.

Eine automatische Bewegungserkennung aus Beschleunigungssignalen erzeugt eine robuste Zusatzinformationen bei der Auswertung von Vitalparametern. Dadurch wird es möglich, Zusammenhänge zwischen Aktivitäten und den Zuständen des Herz-Kreislauf-Systems zu erschließen. Ein besonderer Vorteil der vorgestellten Methode liegt in der generalisierenden Modellbildung, bei der auf einen individuellen Lernvorgang verzichtet werden kann.

Zur Langzeit-Überwachung der elektrischen Aktivität des Herzens durch das EKG und damit zur Feststellung der Herzrate und von Rhythmusstörungen, die vor allem sporadisch über den Tag verteilt auftauchen, stellt die Ableitung I nach Einthoven einen optimalen Kompromiss zwischen Elektrodenanzahl und Informationsgehalt dar. Für die Langzeit-Anwendung stellen textile Trockenelektroden eine gute Wahl zwischen den Randbedingungen Bioverträglichkeit und Signalqualität sowie Wiederverwendbarkeit und Tragekomfort dar. Eine herzdipolnahe Platzierung der Elektroden zusammen mit dem Vorverstärker in einem Gurt auf der Brust liefert hohe Signalpegel und hat sich auch aus Gründen der Benutzbarkeit bewährt.

Die galvanischen Entkopplung des Registriersystems sorgt einerseits für eine adäquate Unterdrückung externer Störquellen. Andererseits konnte durch den Einsatz der hier vorgestellten Verstärkertopologie ein Großteil der Bewegungsartefakte reduziert werden. Bei der Kompensation von im EKG-Signal enthaltenen Bewegungsartefakten unter Zuhilfenahme eines Adaptive-Noise-Cancellers mit einem Beschleunigungssignal als Referenz konnten nur unbefriedigende Ergebnisse im Rahmen der eigenen Untersuchungen erzielt werden. Diese Methode kann nicht in allen Fällen eine Verbesserung der automatischen QRS-Komplex-Detektion bewirken.

Eine besondere Herausforderung stellt die Artefaktkompensation beim PPG und der daraus ermittelten Sauerstoffsättigung dar. Es konnte gezeigt werden, dass die Rekonstruktion artefaktbehafteter PPG-Signale durch die Anwendung adaptiver Filterung gute Ergebnisse liefert. Durch das eingeführte Kriterium der SNR-Verbesserung konnte nachgewiesen werden, dass der Einsatz der x-Komponente der Beschleunigung, also in Fingerrichtung, als Referenzsignal allein zur Rekonstruktion ausreicht. Mit einer Filterlänge von $N = 40$ wurde ein Optimum zwischen Rechenaufwand und Rekonstruktionsqualität gefunden, wodurch eine Implementierung auf Systemen mit geringer Rechenleistung ermöglicht wird. Während mit dem ANC-Ansatz die zeitliche Struktur des PPG-Signals zufriedenstellend auch unter starker Bewegung rekonstruiert werden kann, eignet sich die Methode nicht gut für die Berechnung der Sauerstoffsättigung. Hierfür müssen das rote und das infrarote PPG-Signal rekonstruiert werden, wodurch die anschließende Auswertung der Amplituden-Verhältnisse problematisch wird.

Mit dem in der vorliegenden Arbeit neu entwickelten RSCD-Verfahren (engl. robust saturation by convolutive demixing) ist es gelungen, gleichzeitig eine Rekonstruktion des PPG-Signals und eine robuste Berechnung der Sauerstoffsättigung zu erreichen. Grundlage des Verfahrens bildet die abschnittsweise Anwendung der konvolutiven Independent-Component-Analysis. Durch den Einsatz des SOBI-Verfahrens zur Lösung des Mischungsproblems wird die starke Selbstähnlichkeit des PPG-Signals ausgenutzt. Zusätzlich wird die entwickelte Problemlösung durch den konvolutiven Ansatz den Eigenschaften des Gefäßsystems gerecht. Die Berechnung der Sauerstoffsättigung erfolgt direkt aus der Schätzung der Mischungsmatrix. Die dabei verwendete Kalibrierung stimmt mit der aus konventionellen Lösungen überein und unterstreicht damit die Konsistenz der RSCD-Methode. Die Leistungsfähigkeit konnte in Entsättigungsversuchen bei starker Artefaktbehaftung nachgewiesen werden.

Bedingt durch die gute Robustheit gegenüber Bewegungsartefakten stellt das RSCD-Verfahren eine leistungsfähige Alternative zur DST, dem einzigen etablierten artefaktrobusten Verfahren, dar. Der Vorteil der neuen Methode liegt in der Ausnutzung der statistischen Eigenschaften der PPG-Signale, wodurch explizit eine optimierte Lösung gefunden wird.

Eine Erweiterung dieser Arbeit könnte die Implementierung des neuen RSCD-Verfahrens in einer Realzeitanwendung auf einem eingebetteten System darstellen, um das Verfahren im Rahmen der Personal-Healthcare einsetzen zu können. Zudem wären Versuche mit einer großen Anzahl von Probanden interessant, um das Verfahren genauer zu evaluieren. Weiteres Optimierungspotential bergen die Hard- und Softwarekomponenten des Body-Sensor-Networks. So könnte eine Antennen-Optimierung und der Einsatz aktualisierter Mikrocontroller und Funkchips durch die jüngsten Fortschritte in der Halbleitertechnologie die Energieeffizienz weiter steigern. Zur Langzeitanwendung der Sensorsysteme an Patienten ist zusätzlich der Einbau in ein geschirmtes Gehäuse zu erwägen, um eine gesteigerte mechanische Robustheit sowie eine verbesserte elektromagnetische Verträglichkeit zu erreichen.

A. Technische Daten: Body-Sensor-Network

Funkkommunikation

Netzwerk-Topologie	Stern, PHA oder PC mit Koordinator als Basisstation
Netzwerk-Standard	IEEE 802.15.4
Funkkanal-Zugriff	CSMA-CA
Betriebsmodus	Beacon-Enabled-Mode
Beacon-Interval	50 ms
Aufteilung der Timeslots	0: Beacon, 1-3: CAP, 4-15: GTS
Synchronisations-Jitter	< 4 μ s
Frequenzband	2,4 GHz
Übertragungsrate	62,5 kbit/s
Sensornzahl mit GTS	bis zu 12 Sensoren je nach Bandbreitenbedarf
Reichweite	100 m
Sendeleistung	1 – 10 mW
Antenne	Invertierte F-Antenne, auf die Leiterplatte designed
Chipset	CC2420 (PHY + MAC), MSP430F1611 (MAC + Protokoll)

Koordinator

Anschluss	USB mittels FT232
Datenrate zum PC	250 kbit/s

EKG-Brustgurt

Massenspeicher	microSD-Karte bis 2 GB, FAT16
AD-Umsetzer	integriert im MSP430F1611, 12 bit, 6 μ s
Außenmaße ohne Gurt	90 mm x 65 mm
Elektroden/Gurt	Polar, WearLink
QRS-Komplex-Detektor	nach Pan/Tompkins, Rechenlast (inc. SD-Karte): < 5 %
Beschleunigungssensor	ADXL330, 3D \pm 3 g
EKG-Frontend	AD8553, Verstärkung: 47 dB, Dynamikumfang: 13,75 mV
Abtastrate f_s	EKG: 200 Hz, Beschleunigung: 3 x 100 Hz
Energieversorgung	Lithium-Polymer-Akku 850 mAh
Anzahl GTS-Slots	4
Standzeit	bis zu 141 h

PPG-Fingerclip

Massenspeicher	microSD-Karte bis 2 GB, FAT16
AD-Umsetzer	integriert im MSP430F1611, 12 bit, 6 μ s
Außenmaße (Modul)	45 mm x 65 mm
Fingerlip	Masimo LNOP DCI
Beschleunigungssensor	ADXL330, 3D \pm 3 g auf dem Fingerclip
LED-Betrieb	Multiplex: rot-aus-infrarot-aus, duty-cycle: 4 %
Strom für LEDs	2 mA
Abtastrate f_s	PPG: 2 x 200 Hz, Beschleunigung: 3 x 200 Hz
Energieversorgung	Lithium-Polymer-Akku 850 mAh
Anzahl GTS-Slots	4

B. Anhang zur Bewegungsklassifikation

B.1. Übersicht aller ausgewerteten Feature-Kandidaten

Tabelle B.1.: Liste aller ausgewerteter Feature-Kandidaten zur Bewegungsklassifikation.

Gruppe	Anzahl	Merkmalsbeschreibung / physikalischer Kontext
1	3	Median pro Achse
2	6	Normalisierte Kovarianz pro Achse und Achskombination [xy/xz/yz]
3	3	KKF-Koeffizient (Pearson) pro Achskombination [xy/xz/yz]
4	3	Energie pro Achse (Zeitbereich)
5	35	Verteilungsdichte d. Beschleunigungswerte (Histogramm $\Delta = 0,6$ g)
6	3	Gewöhnliches Moment 1. Ordnung ($\hat{=}$ arithm. Mittel) pro Achse
7	3	Gewöhnliches Moment 2. Ordnung pro Achse
8	3	Gewöhnliches Moment 3. Ordnung pro Achse
9	3	Gewöhnliches Moment 4. Ordnung pro Achse
10	3	Unnormiertes zentrales Moment 2. Ordnung ($\hat{=}$ Varianz) pro Achse
11	3	Normalisierte zentrales Moment 3. Ordnung pro Achse
12	3	Normalisierte zentrales Moment 4. Ordnung pro Achse
13	3	Entropie pro Achse (Zeitbereich)
14	3	Zero Crossing Rate / Nulldurchgänge (0 g) pro Achse
15	3	Aufenthaltsanteil im Toleranzbereich "0 g" pro Achse
16	3	Aufenthaltsanteil im Toleranzbereich "+1 g" pro Achse
17	1	Aufenthaltsanteil im 3D-Toleranzbereich "schwereelos"
18	1	Aufenthaltsanteil im 3D-Toleranzbereich "Oberkörper aufrecht"
19	1	Aufenthaltsanteil im 3D-Toleranzbereich "1 g-Sphäre"
20	1	Aufenthaltsanteil im 3D-Toleranzbereich "2 g-Sphäre"
21	9	Anzahl Beschleunigungsmax. pro Achse (mit $\Delta = 0,2$ g/0,3 g/0,5 g)
22	36	Teilband-Leistung
23	3	Anzahl spektraler Maxima im (dB-)Spektrum pro Achse ($\Delta = 3$ dB)
24	23	Frequenzlagen erster Maxima pro Achse (ohne DC-Anteil)
25	24	Amplitudenwerte [dB] erster Maxima pro Achse (ohne DC-Anteil)
26	24	8 untere Teilbänder (aus 12) des XLDS der Achskombinationen
27	3	KKF-Koeffizient (Pearson) der Spektren der Achskombinationen
28	3	Entropie pro Achse (Spektralbereich)
Σ	212	

B.2. Rangliste der Feature-Kandidaten

Tabelle B.2.: Featuresatz R1 aus dem Feature-Ranking für alle 212 Kandidaten aus dem Zeit- und Frequenzbereich.

R1		
#	Feature	Beschreibung
1	176	Amplitude des 2. spektralen Maximums (Z)
2	3	Median (Z)
3	23	Histogrammwert 8 (X)
4	25	Histogrammwert 10 (X)
5	52	Gewöhnliches Moment 1. Ordnung (Y)
6	209	Spektraler KKF-Koeffizient (YZ)
7	68	Zentrales Moment 3. Ordnung (Z)
8	211	Spektrale Entropie (Y)
9	11	KKF-Koeffizient (XZ)
10	44	Histogrammwert 7 (Z)
11	70	Zentrales Moment 4. Ordnung (Y)
12	69	Zentrales Moment 4. Ordnung (X)
13	77	Nulldurchgangsrate (Z)

Tabelle B.3.: Featuresatz R2 aus dem Feature-Ranking für 41 Kandidaten aus dem Zeitbereich.

R2		
#	Feature	Beschreibung
1	3	Median (Z)
2	89	Maximale Beschleunigung $\Delta = 0,2 \text{ g}$ (Y)
3	44	Histogrammwert 7 (Z)
4	25	Histogrammwert 10 (X)
5	68	Zentrales Moment 3. Ordnung (Z)
6	2	Median (Y)
7	23	Histogrammwert 8 (X)
8	66	Zentrales Moment 3. Ordnung (X)
9	90	Maximale Beschleunigung $\Delta = 0,2 \text{ g}$ (Z)
10	77	Nulldurchgangsrate (Z)
11	71	Zentrales Moment 4. Ordnung (Z)
12	91	Maximale Beschleunigung $\Delta = 0,2 \text{ g}$ (Y)
13	96	Maximale Beschleunigung $\Delta = 0,2 \text{ g}$ (Z)
14	9	Kovarianz (YZ)
15	69	Zentrales Moment 4. Ordnung (X)
16	45	Histogrammwert 8 (Z)
17	67	Zentrales Moment 3. Ordnung (Y)
18	52	Gewöhnliches Moment 1. Ordnung (Y)
19	76	Nulldurchgangsrate (Y)
20	72	Entropie (X)
21	74	Entropie (Z)

Tabelle B.4.: Featuresatz R3 aus dem Feature-Ranking für 93 Kandidaten aus dem Zeitbereich.

R3		
#	Feature	Beschreibung
1	45	Histogrammwert 8 (Z)
2	25	Histogrammwert 10 (X)
3	96	Maximale Beschleunigung $\Delta = 0,2 \text{ g}$ (Z)
4	69	Zentrales Moment 4. Ordnung (X)
5	3	Median (Z)
6	52	Gewöhnliches Moment 1. Ordnung (Y)
7	71	Zentrales Moment 4. Ordnung (Z)
8	88	Maximale Beschleunigung $\Delta = 0,2 \text{ g}$ (X)
9	23	Histogrammwert 8 (X)
10	68	Zentrales Moment 3. Ordnung (Z)
11	91	Maximale Beschleunigung $\Delta = 0,2 \text{ g}$ (X)
12	33	Histogrammwert 6 (Y)
13	86	Aufenthalt Sphäre "1g" (3D)
14	70	Zentrales Moment 4. Ordnung (Y)
15	51	Gewöhnliches Moment 1. Ordnung (X)
16	73	Entropie (Y)
17	76	Nulldurchgangsrate (Y)
18	77	Nulldurchgangsrate (Z)
19	24	Histogrammwert 9 (X)
20	85	Aufenthalt "aufrecht" (3D)
21	53	Gewöhnliches Moment 1. Ordnung (Z)

C. Werkzeuge zur Biosignalverarbeitung

C.1. Vorverarbeitung für die Offlineauswertung

Eine in MATLAB erstellte Benutzeroberfläche erlaubt die Zusammenführung von EKG, PPG und Referenzoximeterdaten, in der alle Datenströme zeitlich aufeinander abgestimmt werden und mit einer einheitlichen Abtastrate von 200 Hz zusammen gefasst werden. Zusätzlich zur Masimo-Referenz ist es möglich, ein zweites PPG-Fingerclip-System für die Erhebung eines ungestörten Signals einzusetzen, dessen Daten ebenfalls mit dem vorgestellten Werkzeug integriert werden.

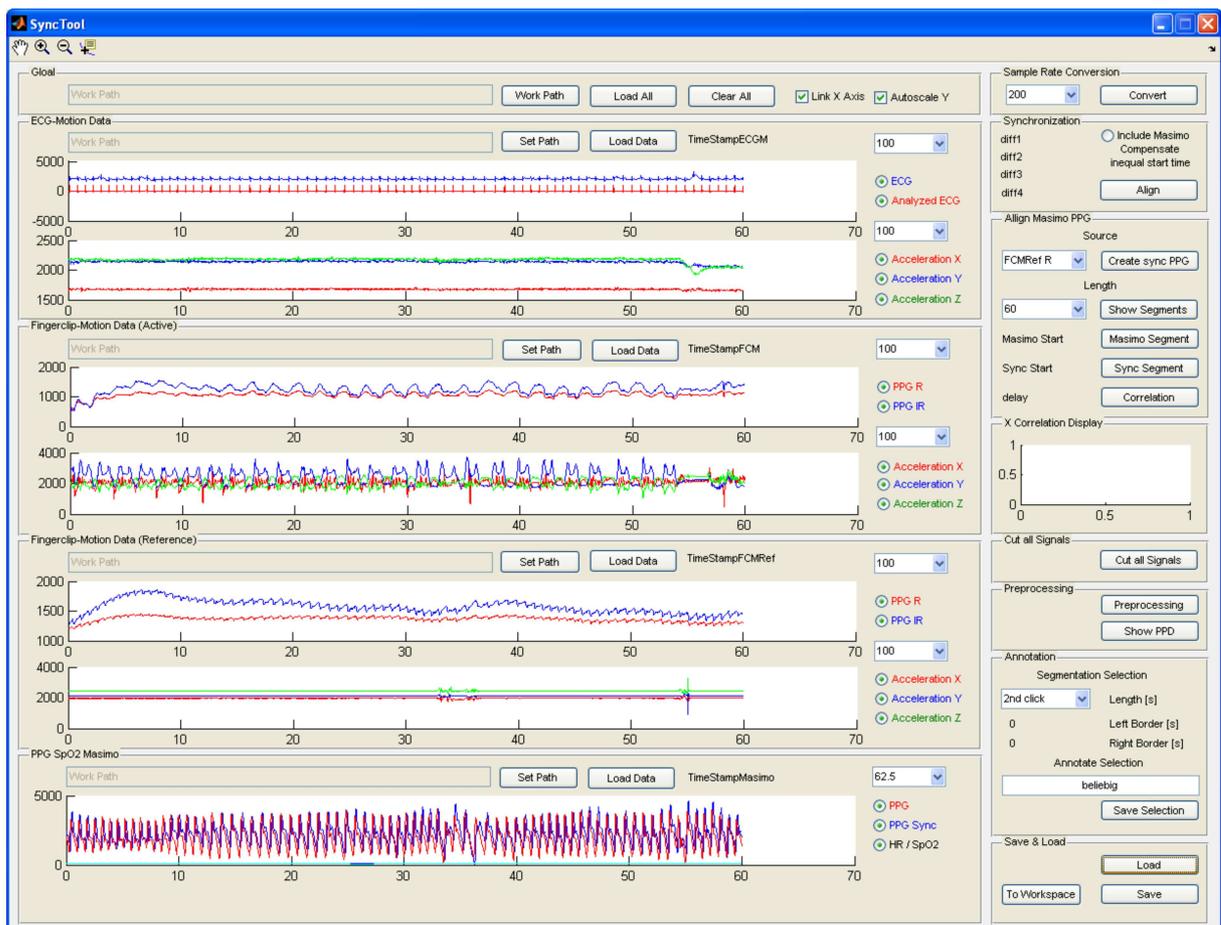


Abbildung C.1.: Werkzeug zur Synchronisation von EKG, PPG und Referenzoximeter.

D. Ergebnisse des RSCD-Verfahrens

D.1. Rekonstruktion des PPG-Signals

Dieser Anhang liefert weitere Ergebnisse der RSCD-Methode aus Abschnitt 6.9 und zeigt ergänzend zu Abschnitt 6.9.5 das Potential der Rekonstruktion des PPG-Signals für weitere typische Bewegungsformen wie: periodisches Schwingen nach oben und unten, sprunghaft rückwärts, sprunghaft vorwärts, horizontales sowie vertikales Kreisen und die Ergebnisse ohne Bewegung.

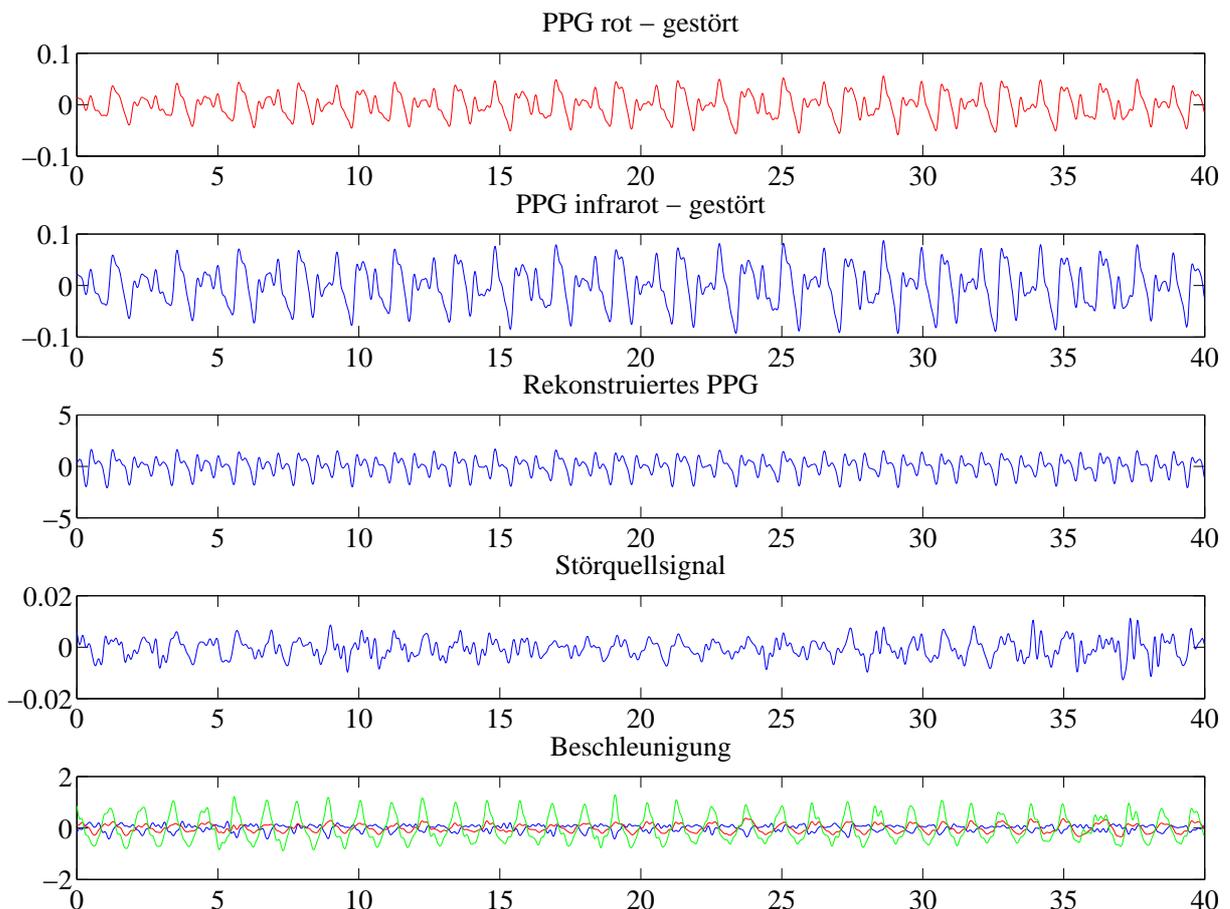


Abbildung D.1.: Periodisches Schwingen nach oben und unten (p-oben-unten).

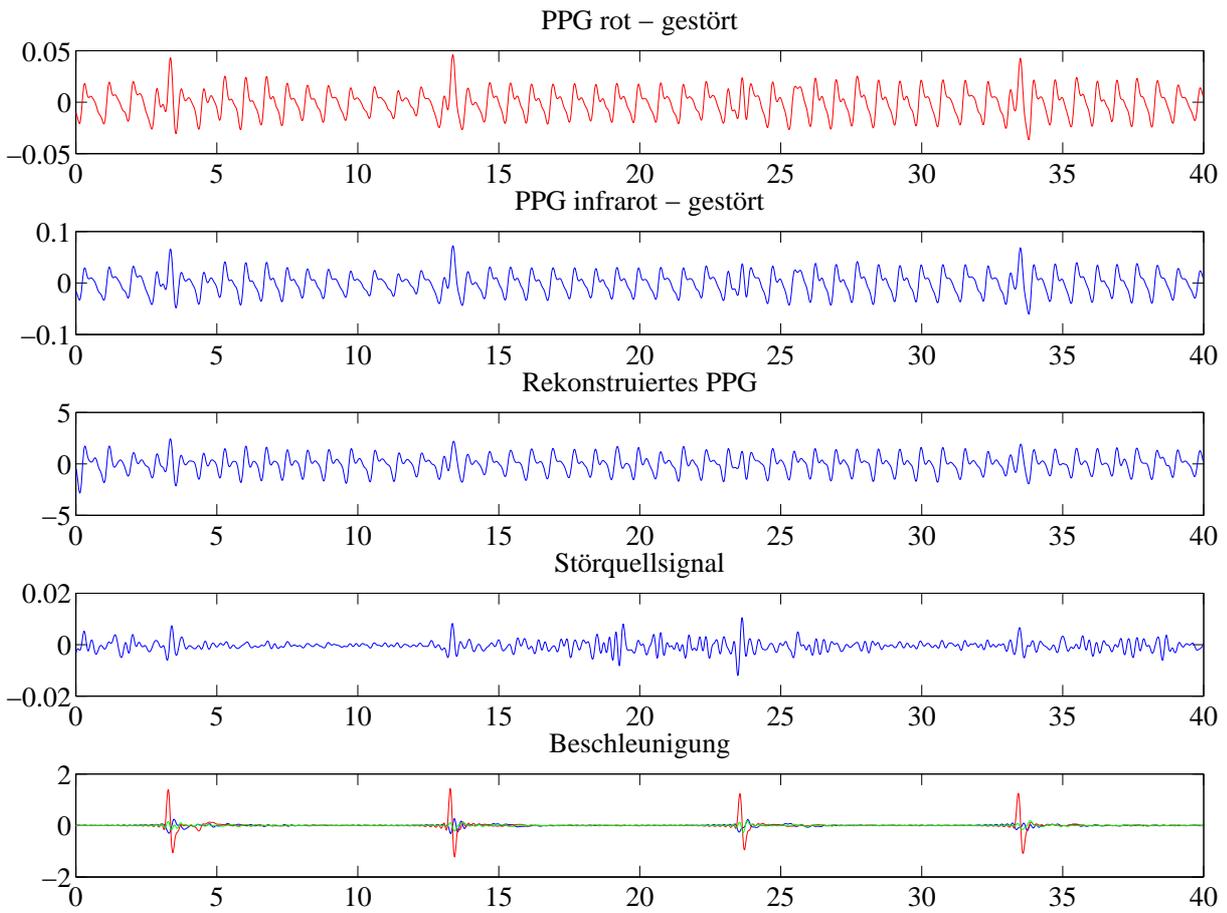


Abbildung D.2.: Sprunghafte Bewegung rückwärts (sp-rückwärts).

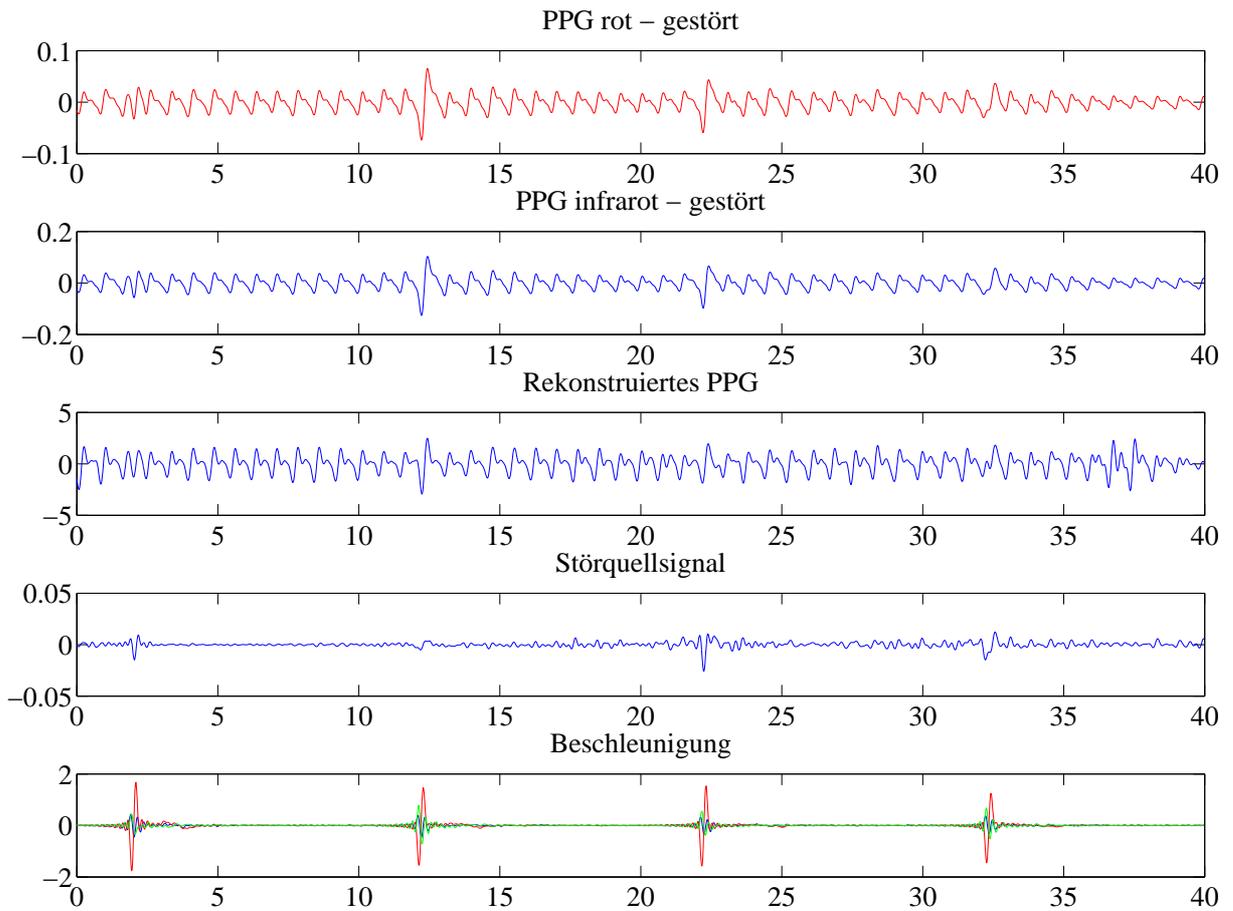


Abbildung D.3.: Sprunghafte Bewegung vorwärts (sp-vorn).

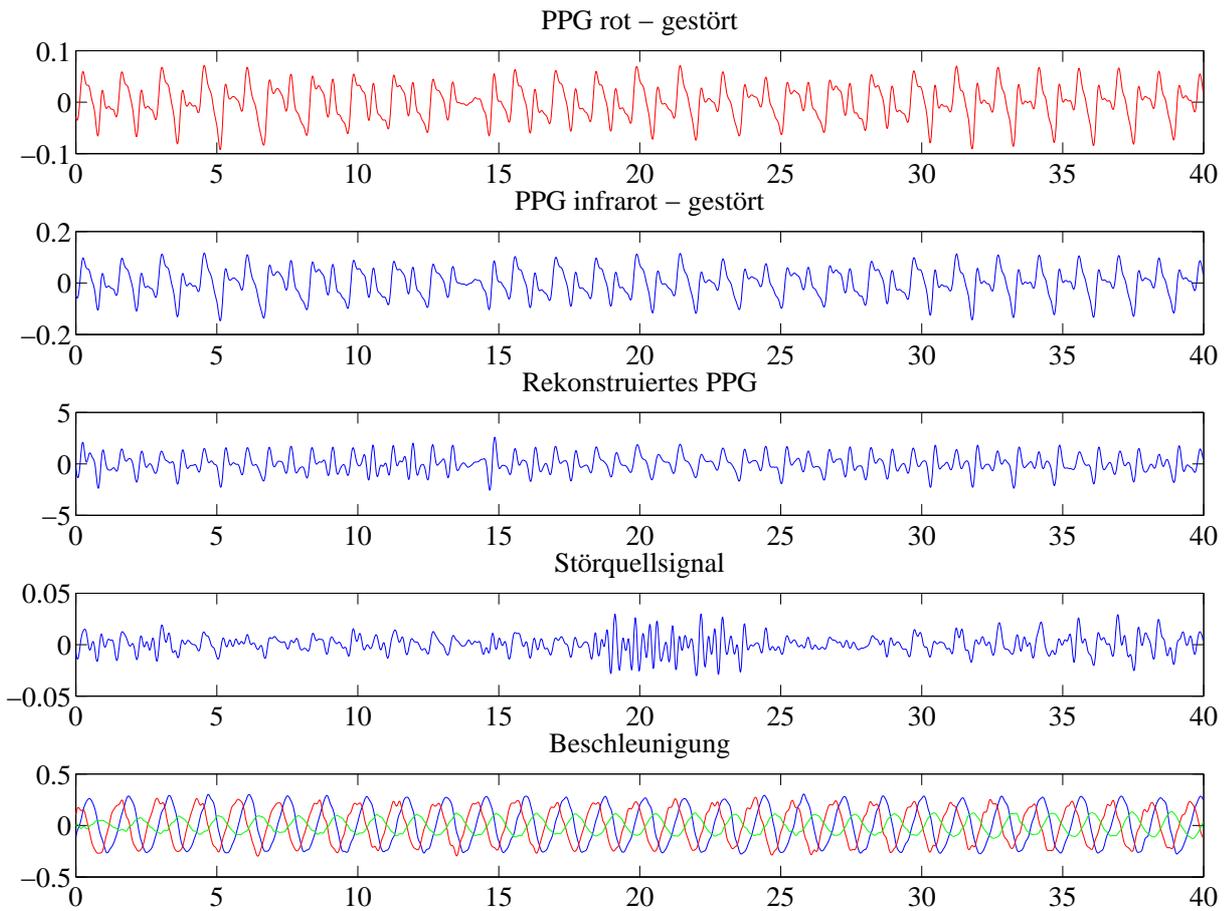


Abbildung D.4.: Horizontales Kreisen in der x-y-Ebene (kreisen-xy-schnell).

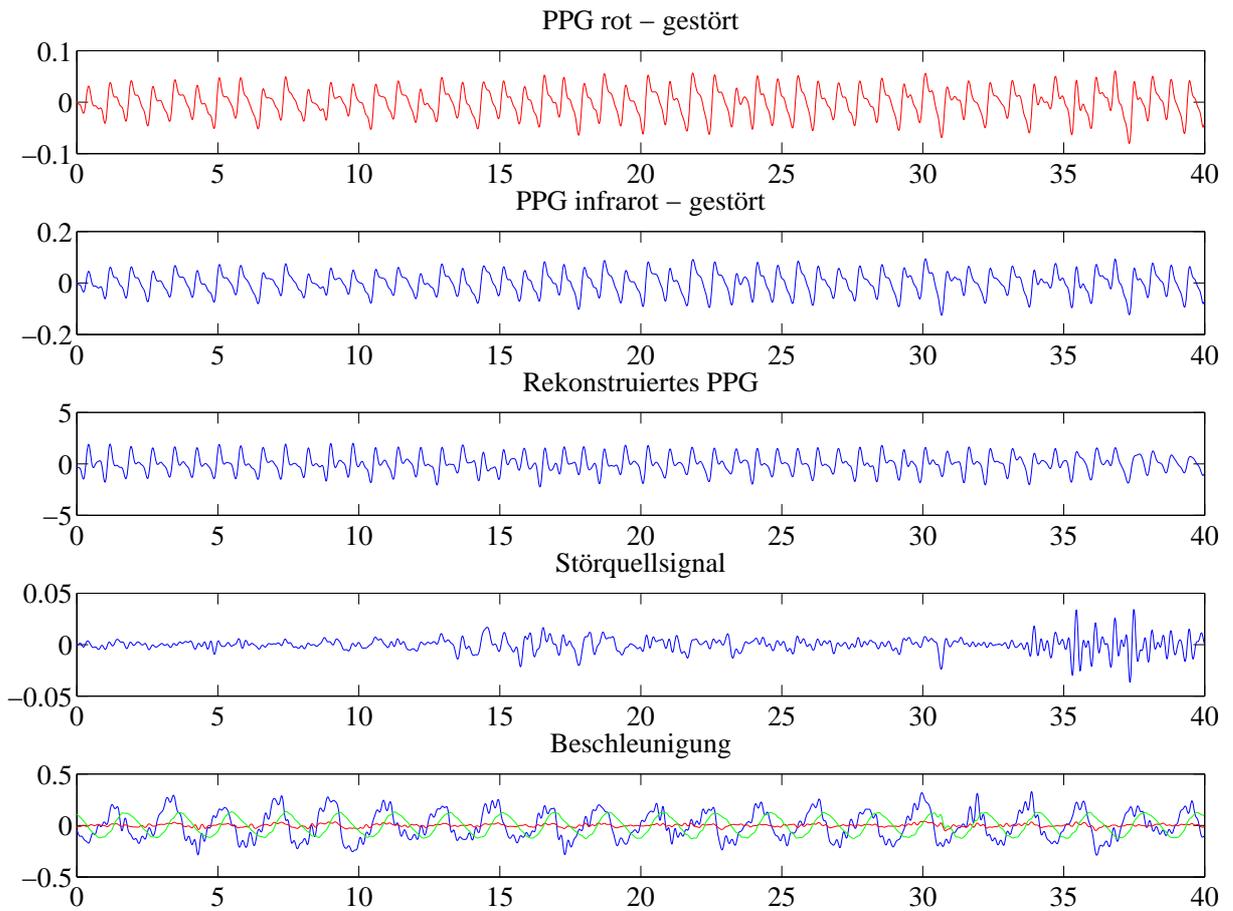


Abbildung D.5.: Vertikales Kreisen in der y-z-Ebene (kreisen-yz-schnell)

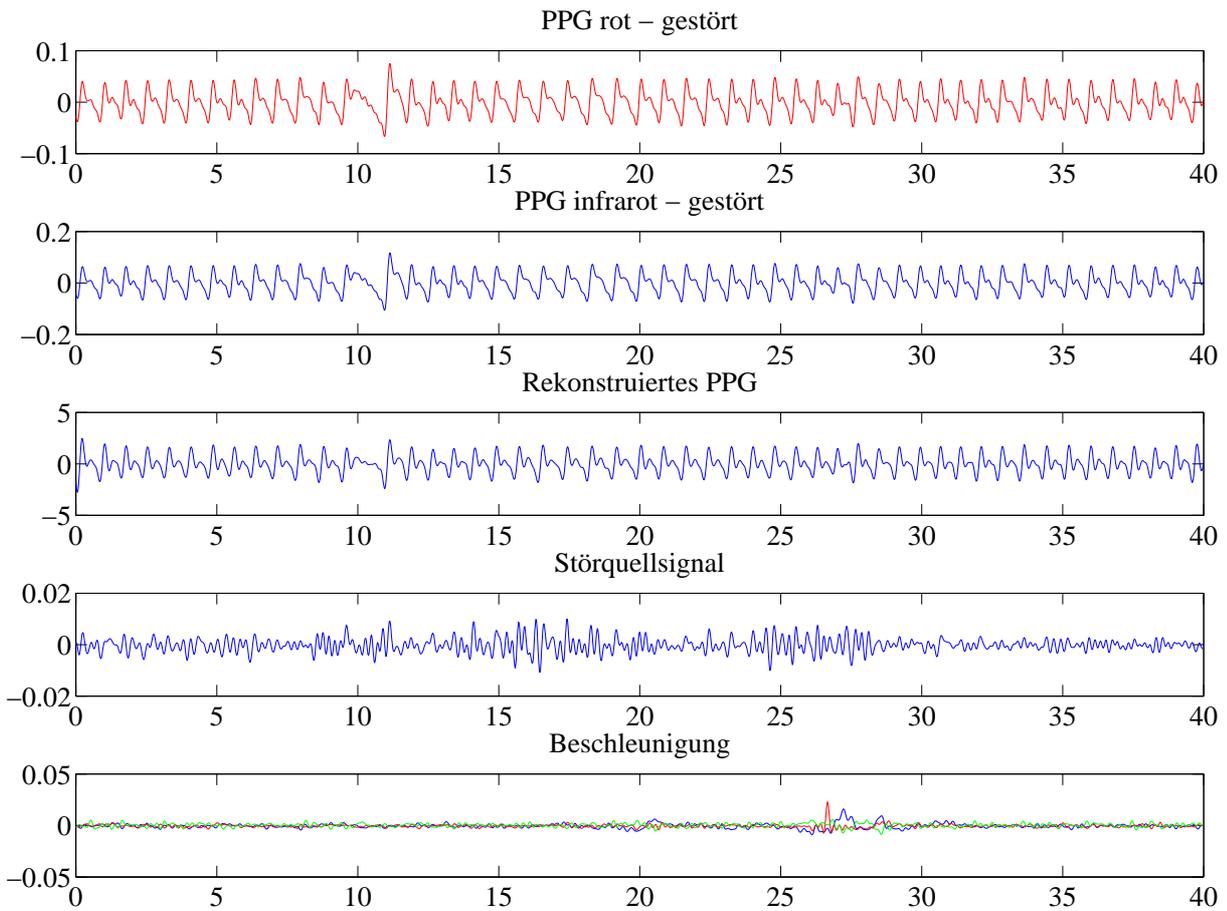


Abbildung D.6.: Ohne Bewegung.

Literaturverzeichnis

- [AAGZYL09] ATALLAH, L.; AZIZ, O.; GUANG-ZHONG YANG LO, B.: Detecting Walking Gait Impairment with an Ear-worn Sensor. In: *International Conference on Body Sensor Networks* (2009), S. 175–180
- [Abi03] ABICHT, J.-M.: *Computerunterstützte Analyse photoplethysmographischer Signale*, Ludwig-Maximilians-Universität München, Diss., 2003
- [ADB06] ANDREAIO, R. V.; DORIZZI, B.; BOUDY, J.: ECG signal analysis through hidden Markov models. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 53 (2006), Nr. 8, S. 1541–1549
- [Aff06a] AFFELD, K.: *Skript für die Vorlesung Strömungsmechanik in der Medizin - Biofluidmechanik I*. Charité Berlin, 2006
- [Aff06b] AFFELD, K.: *Skript für die Vorlesung Strömungsmechanik in der Medizin - Biofluidmechanik II*. Charité Berlin, 2006
- [AJG04] ASADA, H. H.; JIANG, H.-H.; GIBBS, P.: Active noise cancellation using MEMS accelerometers for motion-tolerant wearable bio-sensors. In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* Bd. 1, 2004, S. 2157–2160
- [All07] ALLEN, J.: Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. In: *Physiological Measurement* 28 (2007), S. R1–R39
- [AM02] ALLEN, J.; MURRAY, A.: Age-related changes in peripheral pulse timing characteristics at the ears, fingers and toes. In: *J Hum Hypertens* 16 (2002), Oct, Nr. 10, S. 711–717
- [Ana05] ANALOG DEVICES: *AD8553, 1.8 V to 5 V Auto-Zero, In-Amp with Shutdown*. <http://www.analog.com/en/amplifiers-and-comparators/current-sense-amplifiers/ad8553/products/product.html>. Version: 2005
- [Ana06] ANALOG DEVICES: *ADXL330, Small, Low Power, 3-Axis 3 g i MEMS Accelerometer*. http://www.analog.com/static/imported-files/data_sheets/ADXL330.pdf. Version: 2006
- [And08] ANDERSEN, A.: *Small Size 2.4 GHz PCB antenna - SWRA117d*. <http://focus.ti.com/lit/an/swra117d/swra117d.pdf>. Version: 2008

- [ASR⁺03] ASADA, H; SHALTIS, P.; REISNE, A.; R., Sokwoo; HUTCHINSON, R. C.: Mobile Monitoring with Wearable Photoplethysmographic Biosensors. In: *IEEE Engineering in Medicine and Biology* 22 (2003), Nr. 3, S. 28–40
- [ATNL99] AFONSO, V. X.; TOMPKINS, W. J.; NGUYEN, T. Q.; LUO, Shen: ECG beat detection using filter banks. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 46 (1999), Feb., Nr. 2, S. 192–202
- [AWL07] ALEKSANDROWICZ, A.; WALTER, M.; LEONHARDT, S.: Ein kabelfreies, kapazitiv gekoppeltes EKG-Messsystem. In: *Proceedings Biomedizinische Technik, VDE* Bd. 52. Berlin, New York: Walter de Gruyter, 2007, S. 185–192
- [BAMCM97] BELOUCHRANI, A.; ABED-MERAIM, K.; CARDOSO, J. F.; MOULINES, E.: A blind source separation technique using second-order statistics. In: *IEEE Transactions on Signal Processing* 45 (1997), Nr. 2, S. 434–444
- [Bau05] BAUMANN, W.: *Optimierung frequenzvarianter Nullbeamformer für akustische Signale mittels Statistik höherer Ordnung - Anwendungen im Kfz und in Büroräumen*, Technische Universität Berlin, Diss., 2005
- [Bel01] BELLANGER, M. G.: *Adaptive Digital Filters*. New York/Basel: Dekker, M., 2001
- [BG00] BURKE, M.J.; GLEESON, D.T.: A micropower dry-electrode ECG preamplifier. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 47 (2000), Nr. 2, S. 155–162. – ISSN 0018–9294
- [BI04] BAO, L.; INTILLE, S. S.: Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data / Massachusetts Institute of Technology. 2004. – Forschungsbericht
- [Bis95] BISHOP, C. M.: *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, 1995
- [Bis06] BISHOP, C. M.: *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer, 2006
- [BJ05] BULUSU, N. (Hrsg.); JHA, S. (Hrsg.): *Wireless Sensor Networks*. Boston/London: Artech House, 2005
- [BLPY04] BAEK, J.; LEE, G.; PARK, W.; YUN, B.-J.: Accelerometer Signal Processing for User Activity Detection. In: *Lecture Notes in Computer Science 3215*, Springer, 2004 (KES 2004), S. 610–617
- [Bro00] BRONZINO, J. D. (Hrsg.): *The Biomedical Engineering Handbook*. CRC/Taylor & Francis, 2000
- [BTM⁺04a] BRAECKLEIN, M.; TCHOUDOVSKI, I.; MOOR, C.; EGOROUCHKINA, K.; PANG, L. P.; S., Carlson; BOLZ, A.: Schritte zu einem umfassenden telekardiologischen Alarm- und Monitoringsystem. (2004)

- [BTM⁺04b] BRAECKLEIN, M.; TCHOUDOVSKI, I.; MOOR, C.; WERTHMANN, M.; CARLSON, S.; BOLZ, A.: Drahtlose kardiologische Überwachung von Risikopatienten in häuslicher Umgebung. In: *Health Academy* 1 (2004), S. 188–195
- [CA02] CICHOCKI, A.; AMAR, S.: *Adaptive Blind Signal and Image Processing*. Wiley & Sons, 2002
- [CAM06] CLIFFORD, G. D. (Hrsg.); AZUAJE, F. (Hrsg.); MCSHARRY, P. E. (Hrsg.): *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. Artech House, 2006
- [CBP⁺07] CHUNG, W.-Y.; BHARDWAJ, S.; PURWAR, A.; LEE, D.-S.; MYLLYLAE, R.: A Fusion Health Monitoring Using ECG and Accelerometer sensors for Elderly Persons at Home. In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, S. 3818–3821
- [CH06] CHUA, C. P.; HENEGHAN, C.: Continuous Blood Pressure Estimation using Pulse Arrival Time and Photoplethysmogram. In: *Proceedings of the IET 3rd International Conference On Advances in Medical, Signal and Information Processing*, 2006, S. 1–5
- [CKI⁺00] CHEN, W.; KOBAYASHI, T.; ICHIKAWA, S.; TAKEUCHI, Y.; TOGAWA, T.: Continuous estimation of systolic blood pressure using the pulse arrival time and intermittent calibration. In: *Medical and Biological Engineering and Computing* 38 (2000), Nr. 5, S. 569–574
- [CLPK07] CHEE, Y.; LEE, J.; PARK, H.; KIM, I.: Baroreflex Sensitivity with Pulse Arrival Time. In: *Proceedings of the 6th International Special Topic Conference on Information Technology Applications in Biomedicine*, 2007, S. 67–69
- [CM06] COMTOIS, G.; MENDELSON, Y.: A Wearable Wireless Reflectance Pulse Oximeter for Remote Triage Applications. In: *Proceedings of the IEEE 32nd Annual Northeast Bioengineering Conference*, 2006, S. 53–54
- [CSCB90] COAST, D. A.; STERN, R. M.; CANO, G.G.; BRILLER, S. A.: An Approach to Cardiac Arrhythmia Analysis Using Hidden Markov Models. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 37 (1990), Nr. 9, S. 826–836
- [Döb09] DÖBLER, J.: *Adaptive Filterung zur Unterdrückung von Bewegungsartefakten*, Technische Universität Berlin, Diplomarbeit, 2009
- [DHS01] DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G.: *Pattern Classification*. New York: Wiley & Sons, 2001
- [Dia07] DIAB, M. K.: *US Patent: Signal Processing Apparatus*. Irvine, 2007
- [DXZL05] DONG, J.; XU, M.; ZHU, H.-H.; LU, W.-F.: Wearable ECG Recognition and Monitor. In: *Proceedings of the 18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, 2005

- [Elt01] ELTER, P.: *Methoden und Systeme zur nichtinvasiven, kontinuierlichen und belastungsfreien Blutdruckmessung*, Universität Fridericiana Karlsruhe, Diss., 2001
- [Fee08] FEESE, S.: *Implementierung und Erprobung von Algorithmen zu Fusion und Rekonstruktion gestörter Vitaldaten*, Technische Universität Berlin, Diplomarbeit, 2008
- [FEED06] FALCK, T.; ESPINA, J.; EBERT, J. P.; DIETTERLE, D.: BASUMA - the sixth sense for chronically ill patients. In: *Proceedings of the International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, 2006, S. 57–60
- [FHH⁺05] FISCHER, W.; HEY, S.; HOMBERG, B.; KORB, H.; LÜHRS, C.; NORGALL, T.; RUMM, P.; SCHMIDT, S.; STREHLAU-SCHWOLL, H.; STETTIN, J.: *Thesenpapier Telemonitoring*. November Frankfurt am Main: VDE, 2005
- [FJJ⁺90] FRIESEN, G. M.; JANNETT, T. C.; JADALLAH, M. A.; QATES, S. L.; QUINT, S. R.; NAGLE, H. T.: A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 37 (1990), S. 85–98
- [FJWW04] FULFORD-JONES, T. R. F.; WEI, G.-Y.; WELSH, M.: A Portable, Low-Power, Wireless Two-Lead EKG System. In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2004, S. 2141–2144
- [Fri07] FRIEDRICH, O.; PRIEWE, J. (Hrsg.); TÜMMERS, D. (Hrsg.): *Physiologie – GK 1*. Heidelberg: Springer Medizin Verlag, 2007
- [Fuk91] FUKUNAGA, K.: *Statistical Pattern Recognition*. Academic Press, 1991
- [Fut09] FUTURE TECHNOLOGY DEVICES INTERNATIONAL LTD: *FT232R USB UART IC*. http://www.ftdichip.com/Documents/DataSheets/DS_FT232R_V204.pdf. Version: 2009
- [GA05] GIBBS, P.; ASADA, H. H.: Reducing Motion Artifact in Wearable Bio-Sensors Using MEMS Accelerometers for Active Noise Cancellation. In: *American Control Conference (2005)*, S. 1581–1586
- [GBT99] GLENTIS, G. O.; BERBERIDIS, K.; THEODORIDIS, S.: Efficient least squares adaptive algorithms for FIR transversal filtering. In: *IEEE Signal Processing Magazine* 16 (1999), S. 13–41
- [GP04] GRAYBEAL, J. M.; PETERSON, M. T.: Adaptive Filtering and Alternative Calculations Revolutionizes Pules Oximetry Sensitivity and Specificity During Motion and Low Perfusion. In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2004, S. 5363–5366
- [GZR⁺07] GARCIA, G.A.; ZACCONE, F.; RUFF, R.; MICERA, S.; HOFFMANN, K.-P.; DARIO, P.: Characterization of a New Type of Dry Electrodes for Long-Term Recordings

- of Surface-Electromyogram. In: *Proceedings of the IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics ICORR*, 2007, S. 849–853
- [Ham02] HAMILTON, P.: Open Source ECG Analysis. In: *Computers in Cardiology* 29 (2002), S. 101–104
- [Hay01] HAYKIN, S.: *Adaptive Filter Theory (4th Edition)*. Prentice Hall, 2001. – ISBN 0130901261
- [HC97] HAMILTON, P. S.; CURLEY, M. G.: Adaptive Removal of Motion Artifact. In: *Proceedings of the 19th International Conference - IEEE/EMBS*, 1997, S. 297–299
- [HCASH00] HAMILTON, P. S.; CURLEY, M. G.; AIMI, R. M.; SAE-HAU, C.: Comparison of Methods for Adaptive Removal of Motion Artifact. In: *Computers in Cardiology* 27 (2000), S. 383–386
- [HCT06] HE, T.; CLIFFORD, G.; TARASSENKO, L.: Application of ICA in Removing Artefacts from the ECG. In: *Neural Computation and Application* 15 (2006), S. 105–116
- [HH05] HUANG, H.-P.; HSU, L.-P.: Development of a wearable biomedical health-care system. In: *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2005, S. 1760–1765
- [HKK07] HAN, H.; KIM, M.-J.; KIM, J.: Development of real-time motion artifact reduction algorithm for a wearable photoplethysmography. In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, S. 1538–1541
- [HKO01] HYVÄRINEN, A.; KARHUNEN, J.; OJA, E.: *Independent Component Analysis*. New York: John Wiley & Sons, 2001
- [HKS⁺03] In: HEINZ, E. A.; KUNZE, K. S.; SULISTYO, S.; JUNKER, H.; LUKOWICZ, P.; TRÖSTER, G.: *Experimental Evaluation of Variations in Primary Features Used for Accelerometric Context Recognition*. Bd. 2875/2003. Berlin/Heidelberg: Springer, 2003, S. 252–263
- [HR07] HOFFMANN, K.-P.; RUFF, R.: Flexible dry-electrodes for ECG long-term monitoring. In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, S. 5739–5742
- [HS01] HAYES, J. M.; SMITH, P. R.: A New Method for Pulse Oximetry Possessing Inherent Insensitivity to Artifact. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 48 (2001), Nr. 4, S. 452–461
- [HT86] HAMILTON, P. S.; TOMPKINS, W. J.: Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 12 (1986), S. 1157–1164

- [IEE03] IEEE COMPUTER SOCIETY: *Standard for Information technology Telecommunications and information exchange between systems Local and metropolitan area networks Specific requirements. Part 15.4: Wireless Medium Access Specifications for Low-Rate Wireless Personal Area Networks (LR-WPANs)*. <http://www.ieee802.org/15/pub/TG4.html>. Version: 2003
- [IS07] ICHIHASHI, F.; SANKAI, Y.: Development of a Portable Vital Sensing System for Home Telemedicine. In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007. – ISSN 1557–170X, S. 5872–5877
- [JM88] JAGO, J. R.; MURRAY, A.: Repeatability of peripheral pulse measurements on ears, fingers and toes using photoelectric plethysmography. In: *Clinical Physics & Physiological Measurement* 9 (1988), S. 319–330
- [KAW⁺10] KING, R.C.; ATALLAH, L.; WONG, C.; MISKELLY, F.; YANG, G.-Z.: Elderly Risk Assessment of Falls with BSN. In: *International Conference on Body Sensor Networks* (2010), S. 30 – 35
- [Köh05] KÖHLER, Bert-Uwe: *Konzepte der statistischen Signalverarbeitung*. Springer Berlin Heidelberg New York, 2005
- [KHM05] KARILAINEN, A.; HANSEN, S.; MÜLLER, J.: Dry and Capacitive Electrodes for Long-Term ECG-Monitoring. In: *8th Annual Workshop on Semiconductor Advances for Future Electronics and Sensors*, 2005, S. 155–161
- [KHO02] KÖHLER, B.-U.; HENNING, C.; ORGLMEISTER, R.: The Principles of Software QRS Detection. In: *IEEE Engineering in Medicine and Biology* January/February (2002), S. 42–57
- [KKO07] KISHIMOTO, Y.; KUTSUNA, Y.; OGURI, K.: Detecting Motion Artifact ECG Noise During Sleeping by Means of a Tri-axis Accelerometer. In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, S. 2669–2672
- [Kos07] KOSCHEL, L.: *Design and Implementation of a Portable Low-Power ECG-Device Using an Accelerometer for Adaptive Motion Artifact Cancellation*, Technische Universität Berlin, Diplomarbeit, 2007
- [KPS05] KLINKE, R. (Hrsg.); PAPE, H.-C. (Hrsg.); SILBERNAGL, S. (Hrsg.): *Physiologie*. Stuttgart: Georg Thieme Verlag, 2005
- [Krü09] KRÜGER, N.: *Erkennung menschlicher Bewegungsmuster aus Beschleunigungsdaten tragbarer Sensorsysteme*, Technische Universität Berlin, Diplomarbeit, 2009
- [KRB07] KIM, S. H.; RYOO, D. W.; BAE, C.: Adaptive Noise Cancellation Using Accelerometers for the PPG Signal from Forehead. In: *Proceedings of the 29th Annual*

-
- International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, S. 2564–2567
- [Kun05] KUNZE, C.: *Ubiquitous Healthcare: Anwendung ubiquitärer Informationstechnologien im Telemonitoring*, Universität Fridericiana Karlsruhe, Diss., 2005
- [KXL05] KIM, J. G.; XIA, M.; LIU, H.: Extinction coefficients of hemoglobin for near-infrared spectroscopy of tissue. In: *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 24 (2005), Nr. 2, S. 118–121
- [KY06] KIM, B. S.; YOO, S. K.: Motion Artifact Reduction in Photoplethysmography Using Independent Component Analysis. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 53 (2006), S. 566–568
- [LKA06] LINZ, T.; KALLMAYER, C.; ASCHENBRENNER, H. R. and R. R. and Reichel: Fully Integrated EKG Shirt based on Embroidered Electrical Interconnections with Conductive Yarn and Miniaturized Flexible Electronics. In: *Proceedings of the International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, 2006, S. 23–26
- [LT08] LI, H.; TAN, J.: ECG segmentation in a body sensor network using Hidden Markov Models. In: *Proceedings of the 5th International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors*, 2008, S. 285–288
- [LZT95] LI, C.; ZHENG, C.; TAI, C.: Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transform. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 42 (1995), S. 21–28
- [Mas06] *Signal Extraction Technology*. www.masimo.com. Version: 2006
- [MCLG05] MORON, M. J.; CASILARI, E.; LUQUE, R.; GAZQUEZ, J. A.: A Wireless Monitoring System for Pulse-oximetry Sensors. In: *Proceedings of the 2005 Systems Communications (ICW'05)* (2005), S. 79–84
- [Mic00] MICROSOFT: *Microsoft Extensible Firmware Initiative FAT32 File System Specification, FAT: General Overview of On-Disk Format*. <http://www.microsoft.com/whdc/system/platform/firmware/fatgen.msp>. Version: 2000
- [MKRC02] MILLASSEAU, S. C.; KELLY, R. P.; RITTER, J. M.; CHOWIENCZYK, P. J.: Determination of age-related increases in large artery stiffness by digital pulse contour analysis. In: *Clinical Science* 103 (2002), Nr. 4, S. 371–377
- [MOL00] MARTINEZ, J. P.; OLMOS, S.; LAGUNA, P.: Evaluation of a Wavelet-Based ECG Waveform Detector on the QT Database. In: *Computers in Cardiology* (2000), S. 81–84
- [Moy02] MOYLE, J. T. B.: *Pulse Oximetry*. Second edition. London: Bmj Publishing Group, 2002

- [MRH08] MCCOMBIE, D.; REISNER, A. T.; H., Asada.: Motion based adaptive calibration of pulse transit time measurements to arterial blood pressure for an autonomous, wearable blood pressure monitor. In: *Proceedings of the 30th IEEE EMBS Annual International Conference* (2008), S. 989–992
- [MS04] MUHLSTEFF, J.; SUCH, O.: Dry electrodes for monitoring of vital signs in functional textiles. In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* Bd. 1, 2004, S. 2212–2215
- [MW85] MEYER-WAARDEN, K.: *Bioelektrische Signale und ihre Ableitverfahren*. Stuttgart/New York: Schattauer, 1985
- [Nie83] NIEMANN, H.: *Klassifikation von Mustern*. Berlin: Springer, 1983
- [NSS00] NG, J.; SAHAKIAN, A. V.; SWIRYN, S.: Sensing and Documentation of Body Position During Ambulatory ECG Monitoring. In: *Computers in Cardiology 27* (2000), S. 77–80
- [NW90] NEUMANN, M. R.; WANG, N.: Motion Artifact in Pulse Oximetry. In: *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* 12 (1990), Nr. 5, S. 2007–2008
- [OSB04] OPPENHEIM, Alan V.; SCHAFER, Ronald W.; BUCK, John R.: *Zeitdiskrete Signalverarbeitung*. Pearson Studium, 2004
- [Par03] PARADISO, R.: Wearable Health Care System for Vital Signs Monitoring. In: *Proceedings of the 4th Annual IEEE Conference on Information Technology Applications in Biomedicine*, 2003, S. 283–286
- [PDR06] PARADISO, R.; DE ROSSI, D.: Advances in textile technologies for unobtrusive monitoring of vital parameters and movements. In: *Proceedings of the 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006, S. 392–395
- [PKK⁺06] PUURTINEN, M. M.; KOMULAINEN, S. M.; KAUPPINEN, P. K.; MALMIVUO, J. A. V.; HYTTINEN, J. A. K.: Measurement of noise and impedance of dry and wet textile electrodes, and textile electrodes with hydrogel. In: *Proceedings of the 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006. – ISSN 1557–170X, S. 6012–6015
- [PM07] PROAKIS, J. G.; MANOLAKIS, D. G.: *Digital Signal Processing - Principles, Algorithms and Applications*. Pearson Education, 2007
- [Poh10] POH, M.-Z.: Motion Tolerant magnetic Earring Sensor and Wireless Earpiece for Wearable Photoplethysmography. In: *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* (2010)

-
- [Pol09] POLAR DEUTSCHLAND: *WearLink® Brustgurt*. http://www.polar-deutschland.de/de/products/accessories/WearLink_Strap.
Version: 2009
- [PT85] PAN, J.; TOMPKINS, W. J.: A Real-Time QRS Detection Algorithm. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 32 (1985), Nr. 3, S. 230–235
- [PV07] POLA, T.; VANHALA, J.: Textile Electrodes in ECG Measurement. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information ISSNIP 2007*, 2007, S. 635–639
- [PY10] PATTERSON, J. A. C.; YANG, G.-Z.: Radiometric Artefact Reduction in Low Power, Discrete-Time, Reflective Photoplethysmography. In: *International Conference on Body Sensor Networks* (2010)
- [Rab04] RABINER, L.: The chirp z-transform algorithm—a lesson in serendipity. In: *Signal Processing Magazine, IEEE* 21 (2004), S. 118–119
- [RLBC08] REDMOND, S. J.; LOVELL, N. H.; BASILAKIS, J.; CELLER, B. G.: ECG quality measures in telecare monitoring. In: *Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008, S. 2869–2872
- [RR05] RAHBAR, K.; REILLY, J. P.: A Frequency Domain Method for Blind Source Separation of Convolutional Audio Mixtures. In: *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing* 13 (2005), Nr. 5, S. 832–844
- [RS02a] RAYA, M. A. D.; SISON, L. G.: Adaptive Noise Cancelling for Motion Artifact in Stress ECG Signals Using Accelerometer. In: *Proceedings of the Second Joint EMBS/BMES Conference*, 2002, S. 1756–1757
- [RS02b] RELENTE, A. R.; SISON, L. G.: Characterization and Adaptive Filtering of Motion Artifacts in Pulse Oximetry using Accelerometers. In: *Proceedings of the Second Joint EMBS/BMES Conference*, 2002, S. 1769–1770
- [RSR69] RABINER, L. R.; SCHAFER, R. W.; RADER, C. M.: The Chirp z-Transform Algorithm. In: *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics* 17 (1969), Nr. 2, S. 86–92
- [Sat08] SATTLER, M.: *Low-Power-Modul zur mobilen Erfassung der Sauerstoffsättigung und der Herzrate (Pulsoximeter)*, Technische Universität Berlin, Diplomarbeit, 2008
- [Say08] SAYED, A. H.: *Adaptive Filters*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2008
- [Sch91] SCHMITT, J. M.: Simple photon diffusion analysis of the effects of multiple scattering on pulse oximetry. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 38 (1991), Nr. 12, S. 1194–1203. – ISSN 0018–9294
-

- [Sch96] SCHÜRMAN, J.: *Pattern Classification - A Unified View of Statistical and Neural Approaches*. Wiley, 1996
- [Sch00] SCHÖLLER, B.; MCC GMBH (Hrsg.): *Pulsoximetrie - Fibel Theorie zur Pulsoximetrie Kalibrierung und Meßstabilität von Pulsoximetern*. MCC GmbH, 2000
- [Sch08] SCHLOEGL, A.: *BioSig: An open source software library for biomedical signal processing*. <http://biosig.sourceforge.net/>. Version: 2008
- [SCL⁺05] SHNAYDER, V.; CHEN, B.; LORINCZ, K.; FULFORD-JONES, T. R. F.; WELSH, M.: *Sensor Networks for Medical Care / Division of Engineering and Applied Sciences Harvard University*. 2005. – Forschungsbericht
- [SG05] SIKORA, A.; GROZA, V.F.: Coexistence of IEEE802.15.4 with other Systems in the 2.4 GHz-ISM-Band. In: *Proceedings of the Instrumentation and Measurement Technology Conference - IMTC 2005*, 2005, S. 1786–1791
- [Sil07] SILBERNAGL, S.: *Taschenatlas Physiologie*. Stuttgart: Georg Thieme Verlag, 2007
- [SL07] SCHMIDT, R. F. (Hrsg.); LANG, F. (Hrsg.): *Physiologie des Menschen mit Pathophysiologie*. Heidelberg: Springer Medizin Verlag, 2007
- [SM06] SUCH, O.; MUEHLSTEFF, J.: The Challenge of Motion Artifact Suppression in Wearable Monitoring Solutions. In: *Proceedings of the 3rd IEEE/EMBS International Summer School on Medical Devices and Biosensors*, 2006, S. 49–52
- [Ste04a] STETSON, P. F.: Independent Component Analysis of Pulse Oximetry Signals. In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2004, S. 231–234
- [Ste04b] STETSON, P. F.: Independent Component Analysis of Pulse Oximetry Signals Based on Derivative Skew. In: *Proceedings of the fifth International Conference, ICA 2004*, 2004, S. 1072–1078
- [Ste04c] STETSON, P. F.: Independent Component Analysis of Pulse Oximetry Signals Based on Derivative Skew. In: *Proceedings of ICA 2004* 1 (2004), S. 1072–1078
- [Ste04d] STETSON, P. F.: *US Patent: Blind Source Separation of Pulse Oximeter Signals*. United States Patent, 2004
- [Sto05] STOJIMENOVIC, I. (Hrsg.): *Handbook of Sensor Networks - Algorithms and Architectures*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2005
- [TBH02] TONG, D. A.; BARTELS, K. A.; HONEYAGER, K. S.: Adaptive Reduction of Motion Artifact in the Electrocardiogram. In: *Proceedings of the Second Joint EMBS/B-MES Conference*, 2002, S. 1403–1404
- [Tex04] TEXAS INSTRUMENTS: *OPA381, Precision, Low Power, 18MHz Transimpedance Amplifier*. <http://focus.ti.com/lit/ds/symlink/opa381.pdf>. Version: 2004

-
- [Tex06a] TEXAS INSTRUMENTS: *MSP430x15x, MSP430x16x, MSP430x161x Mixed Signal Microcontroller - SLAS368E*. <http://focus.ti.com/lit/ds/slas368e/slas368e.pdf>. Version: 2006
- [Tex06b] TEXAS INSTRUMENTS: *MSP430x1xx Family User's Guide - SLAU049F*. <http://focus.ti.com/lit/ug/slau049f/slau049f.pdf>. Version: 2006
- [Tex07] TEXAS INSTRUMENTS: *CC2420, 2.4 GHz IEEE 802.15.4 / ZigBee-ready RF Transceiver - SWRS041B*. <http://focus.ti.com/lit/ds/symlink/cc2420.pdf>. Version: 2007
- [VFO09] VOLMER, A.; FEESE, S.; ORGLMEISTER, R.: Kompensation von Bewegungsartefakten in Langzeit-PPG-Signalen mittels adaptiver Filterung. In: THOMAS SCHAUER, Marc K. Henning Schmidt S. Henning Schmidt (Hrsg.): *Automatisierungstechnische Verfahren für die Medizin*, 2009 (Fortschritt-Berichte VDI Reihe 17 Nr. 274), S. 9–10
- [VHH⁺09] VOGEL, S.; HÜLSBUSCH, M.; HENNIG, T.; BLAZEK, V.; LEONHARDT, S.: In-Ear Vital Signs Monitoring Using a Novel Microoptic Reflective Sensor. In: *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 13 (2009), Nr. 6, S. 882–889
- [VHSL07] VOGEL, S.; HÜLSBUSCH, M.; STARKE, D.; LEONHARDT, S.: Multichannel Reflective PPG Earpiece Sensor With Passive Motion Cancellation. In: *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems* 1 (2007), S. 235–241
- [VHSL08] VOGEL, S.; HÜLSBUSCH, M.; STARKE, D.; LEONHARDT, S.: A system for assessing motion artifacts in the signal of a micro-optic in-ear vital signs sensor. In: *Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008, S. 510–513
- [VKO07] VOLMER, A.; KOSCHEL, L.; ORGLMEISTER, R.: Telemonitoring-EKG-Sensor mit integrierter adaptiver Filterung zur Unterdrückung von Bewegungsartefakten. In: DGBMT (Hrsg.): *Proceedings: Biomedizinische Technik*, VDE, 2007
- [VKO09] VOLMER, A.; KRÜGER, N. T.; ORGLMEISTER, R.: Posture and Motion Detection Using Acceleration Data for Context Aware Sensing in Personal Healthcare Systems. In: DÖSSEL, Olaf (Hrsg.); SCHLEGEL, Wolfgang C. (Hrsg.): *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering* Bd. 25/V, Springer, 2009 (IFMBE Proceedings), S. 71–74
- [VO08] VOLMER, A.; ORGLMEISTER, R.: Wireless Body Sensor Network for low-power motion-tolerant synchronized vital sign measurement. In: *Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008. – ISSN 1557–170X, S. 3422–3425
- [WA05] WOOD, L. B.; ASADA, H. H.: Active Motion Artifact Reduction for Wearable Sensors Using Laguerre Expansion and Signal Separation. In: *Proceedings of the*
-

- 2005 *IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual conference*, 2005, S. 3571–3574
- [WA06] WOOD, L. B.; ASADA, H. H.: Noise Cancellation Model Validation for Reduced Motion Artifact Wearable PPG Sensors Using MEMS Accelerometers. In: *Proceedings of the 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006, S. 3525–3528
- [WA07] WOOD, L. B.; ASADA, H. H.: Low Variance Adaptive Filter for Cancelling Motion Artifact in Wearable Photoplethysmogram Sensor Signals. In: *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007. – ISSN 1557–170X, S. 652–655
- [Web97] WEBSTER, J. G. (Hrsg.): *Design of Pulse Oximeters*. Bristol: Institute of Physics Publishing, 1997
- [Web06] WEBSTER, J. G. (Hrsg.): *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. John Wiley & Sons, 2006
- [WGM⁺75] WIDROW, B.; GLOVER, JR. J.R.; MCCOOL, J.M.; KAUNITZ, J.; WILLIAMS, C.S.; HEARN, R.H.; ZEIDLER, J.R.; EUGENE DONG, Jr.; GOODLIN, R.C.: Adaptive noise cancelling: Principles and applications. In: *Proceedings of the IEEE* 63 (1975), Nr. 12, S. 1692–1716. – ISSN 0018–9219
- [Wik09] *Wikipedia: Herz*. <http://de.wikipedia.org/wiki/Herz>. Version: April 2009
- [WWM03] WINTERS, J. M.; WANG, Y.; M., Winters J.: Wearable Sensors and Telerehabilitation. In: *IEEE Engineering in Medicine and Biology* (2003), S. 56–65
- [XHT92] XUE, Q.; HU, Y. H.; TOMPKINS, W. J.: Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 39 (1992), April, Nr. 4, S. 317–329
- [Yan06] YANG, G.-Z. (Hrsg.): *Body Sensor Networks*. London: Springer, 2006
- [Yoo08] YOO, S. K.: *US Patent: Photoplethysmography (PPG) Device and the Method thereof*. 2008
- [ZBM91] ZIJLSTRA, W.G.; BUURSMA, A.; MEEUWSEN-VAN DER ROEST, W.P.: Absorption spectra of human fetal and adult oxyhemoglobin, de- oxyhemoglobin, carboxyhemoglobin, and methemoglobin. In: *Clinical Chemistry* 37 (1991), S. 1633–1638

Lebenslauf

Persönliches

Name: Achim Volmer
Geburtsdatum: 10.04.1977
Geburtsort: Lippstadt
Adresse: Adlerstraße 6
23554 Lübeck
Familienstand: verheiratet,
1 Kind

Berufliche Tätigkeiten

2004-2010 Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet
Elektronik und medizinische Signalverarbeitung
an der TU Berlin
2004 Wissenschaftliche Hilfskraft am Institut für
Stromrichtertechnik und Elektrische Antriebe
an der RWTH Aachen
1999-2003 Studentische Hilfskraft am Institut für Technische
Akustik an der RWTH Aachen

Studium

1997-2004 Studium der Elektrotechnik und Informationstechnik
an der RWTH Aachen
Abschluss: Diplom-Ingenieur

Zivildienst

1996-1997 Vinzenz-von-Paul Schule für geistig Behinderte

Schulbildung

1987-1996 Gymnasium Johanneum in Wadersloh
Abschluss: Abitur
1983-1987 Wilhelm-Hüffer Grundschule in Liesborn

Berlin, November 2010