

Fachhochschule Aachen
Campus Jülich

Fachbereich 9
Medizintechnik und Technomathematik

Untersuchung der Signalqualität von ballistokardiographischen Signalen mittels Methoden des maschinellen Lernens

Bachelorarbeit
im Studiengang Scientific Programming

von

Cay Jakob Rahn
Matr.-Nr.: 3145495

26. September 2020

1. Prüfer: Prof. Dr. rer. nat. Alexander Voß
2. Prüfer: Dr.-Ing. Christoph Hoog Antink

Erklärung

Diese Arbeit ist von mir selbständig angefertigt und verfasst. Es sind keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt worden.

Ort, Datum

Unterschrift

Abstract

Die Beurteilung der Signalqualität bei ballistokardiographischen Signalen ist für eine Anwendung in der Praxis essentiell, wirft aber besonders bei in Betten aufgenommenen Signalen noch große Fragen auf. Ziel dieser Arbeit ist es, Möglichkeiten der Artefakterkennung bei solchen Signalen mittels maschinellen Lernens zu untersuchen. Grundlage sind bereits entwickelte Verfahren und Domainenexpertise.

Schwerpunkte der Arbeit:

- Recherche zu verschiedenen Verfahren des Maschinellen Lernens
- Beurteilung der Qualität bereits existierender Verfahren für Langzeitaufnahmen von bettlägerigen Patient*innen
- Merkmalskonstruktion auf Basis von Domainenexpertise
- Vergleich verschiedener Verfahren und Eingabeparamater
- Untersuchung des Einflusses der Vorverarbeitung des Signals
- Evaluierung und Validierung der Ergebnisse

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	ix
Abbildungsverzeichnis	xi
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Ziel der Arbeit	2
1.3 Gliederung	2
2 Grundlagen	3
2.1 Medizinische Grundlagen	3
2.1.1 Kardiorespiratorisches System	3
2.1.2 Übersicht Messtechniken	4
2.2 Ballistokardiographie	4
2.2.1 Medizinischer und technischer Hintergrund	4
2.2.2 Einsatzgebiet	5
2.2.3 Signaleigenschaften	6
2.3 Maschinelles Lernen	11
2.3.1 Grundprinzipien	11
2.3.2 Mathematischer Hintergrund	12
2.3.3 Evaluation und Validierung	12
2.3.4 Probleme maschinellen Lernens	14
2.3.5 Lernmodelle überwachten Lernens	14
3 Signalverarbeitung bei ballistokardiographischen Signalen	15
3.1 Vorverarbeitung	15
3.2 Grundsätzliches	15
3.3 Detektion von Herzschlägen	15
3.4 Artefakterkennung	15
3.4.1 Schwellwertbasierte Artefakterkennung	15
3.4.2 Ähnlichkeit der Intervallschätzer von Brüser	15
3.4.3 Maschinelles Lernen mit statistischen Merkmalen	15
3.5 Messdaten	15
3.5.1 Erfassung	15

3.5.2	Vorliegende Form	16
3.5.3	Verarbeitung und Datenstruktur	16
3.5.4	Annotation der Daten	16
4	Analyse	17
4.1	Anwendung existierender Verfahren	17
4.1.1	Ähnlichkeit der Intervallschätzer nach Brüser	17
4.1.2	Schwellwerte für Standardabweichung, Minimum und Maximum	17
4.1.3	Maschinelles Lernen mittels statistischer Merkmale	17
4.2	Datenanalyse und Merkmalskonstruktion	17
5	Synthese	19
5.1	Eingabeform der Daten	19
5.2	Evaluationsmetriken	19
5.3	Modelle	19
6	Evaluierung der Ergebnisse	21
7	Zusammenfassung und Ausblick	23
7.1	Zusammenfassung	23
7.2	Ausblick	23
	Literatur	25

Abkürzungsverzeichnis

BKG Ballistokardiographie

EKG Elektrokardiographie

PPG Photoplethysmographie

SKG Seismokardiographie

HR Herzrate

HRV Herzratenvariabilität

Abbildungsverzeichnis

2.1	Übersicht über die Funktionsweise eines allgemeinen im Bett eingebetteten Ballistokardiographie (BKG)-Systems	6
2.2	Beispiel eines typischen BKG-Signals mit Nomenklatur	7
2.3	Hochpass-gefilterte BKG-Aufnahmen von zwei Herzschlägen zwei verschiedener Personen, jeweils in Rücken- und Seitenlage gemessen, die vertikalen Linien markieren die R-Peaks der EKG-Referenz. ¹	8
2.4	Visualisierung der Variabilität des BKG-Signals	10

1 Einleitung

1.1 Motivation

Der derzeitige demographische Wandel stellt das Gesundheitssystem vor eine große Herausforderung: Immer mehr Patient*innen müssen im Alter überwacht und versorgt werden. Eine kontinuierliche autonome Überwachung von Vitalparametern im Krankenhaus oder auch Zuhause erlaubt es, Erkrankungen frühzeitig zu erkennen oder zu beobachten, ohne dass große Personalkapazitäten von Nöten sind.

Für diesen Anwendungszweck eignen sich vor allem Messmethoden, die die Patient*innen im Alltag nicht einschränken und wenig invasiv sind. Im Englischen wird dies mit dem Begriff *unobtrusive* bezeichnet. Da es keine zufriedenstellende deutsche Entsprechung gibt, wird dieser im Folgenden nicht übersetzt verwendet werden. Solche *unobtrusive* Messmethoden beinhalten meist keine Notwendigkeit für direkten Körper- oder Hautkontakt, liefern aber Information über Atmung und Herzschlag. Die Herausforderung bei so ermitteltem Signal besteht in der Signalverarbeitung, da Messungenauigkeiten und Alltagsbewegungen zu Störungen im Signal führen. Nicht informatives, also nicht für die Verarbeitung geeignetes Signal muss aber zwingend identifiziert werden, da die Ergebnisse stark verfälscht werden.

Eine solche *unobtrusive* Messmethode ist die Ballistokardiographie (BKG). Sensoren lassen sich beispielsweise in Betten und Stühlen implementieren. Aufgezeichnet werden Aktivitäten des Herzens und der Atmung. Die Signalmorphologie variiert jedoch sowohl zwischen den Patient*innen als auch innerhalb einer Person sehr stark, wodurch die automatische Beurteilung der Signalqualität erschwert wird. Um eine aussagekräftige Signalverarbeitung zu ermöglichen, ist dies jedoch essentiell. Besonders bei in Betten aufgenommenem Signal ist die Variation des Signals in Kombination mit Artefakten durch Körperbewegungen oder ähnliches problematisch.

1.2 Ziel der Arbeit

Das Ziel dieser Arbeit ist es, Möglichkeiten der Beurteilung der Signalqualität von BKG-Signalen mittels maschinellen Lernens zu untersuchen. Im besonderen Fokus liegen dabei Langzeitaufnahmen von bettlägerigen Patient*innen, da diese sich in der Vergangenheit als besonders anfällig für geringe Signalqualität gezeigt haben.

Dafür werden zunächst existierende Verfahren der Artefakterkennung für die vorliegenden Daten getestet und bewertet. Anschließend wird auf Basis von Domainenexpertise Merkmalskonstruktion betrieben und verschiedene Verfahren und Eingabeparameter verglichen. Auch wird der Einfluss der Vorverarbeitung des Signals untersucht.

Langfristig soll ermöglicht werden, Ballistokardiographie (BKG) im medizinischen Alltag anzuwenden.

1.3 Gliederung

2 Grundlagen

2.1 Medizinische Grundlagen

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Beurteilung der Signalqualität in ballistokardiographischen Signalen. Zum Verständnis der gemessenen Vorgänge und der Problematik in Bezug auf die Signalqualität und dessen Beurteilung ist grundlegendes medizinisches Wissen über die gemessenen Vorgänge und messtechnisches Verständnis nötig. Aufgrund dessen wird hier eine kurze Übersicht über die medizinischen Grundlagen gegeben.

2.1.1 Kardiorespiratorisches System

Das kardiorespiratorische System (zusammengesetzt aus *kardia*, deutsch 'Herz' und *respiratio*, deutsch 'Atmung') setzt sich aus zwei Teilsystemen zusammen, dem kardiovaskulären und dem respiratorischen System, die zusammen die Versorgung der Organe mit sicherstellen.

Das kardiovaskuläre System umfasst das Herz, die Arterien und die Venen. In einem Zyklus wird das sauerstoffreiche Blut von der linken Herzkammer durch die Arterien zu den Organen gepumpt, wo sich der Sauerstoff zur Versorgung dieser vom Blut löst. Die Venen transportieren das nun sauerstoffarme Blut in die rechte Herzkammer. Von dort wird es zur Lunge geführt, mit Sauerstoff angereichert und in die linke Herzkammer geleitet. Damit schließt sich der Zyklus. Die Herzfrequenz ist hierbei und relevanter messbarer Vitalparameter.

Ein Herzschlag selbst besteht aus zwei Phasen: einer füllenden und einer auswerfenden Phase. Während der Diastole, der Erschlaffungs- und Bluteinströmungsphase, füllen sich die Herzkammern mit Blut. Diese Phase endet mit dem Schließen der Herzklappen und die Systole beginnt. Die Systole ist die Anspannungs- und Blutausströmungsphase: Die Herzklappen öffnen sich durch Kontraktion des Herzmuskels und das Blut kann ausströmen.

Das respiratorische System umfasst die Lungen und den Lungenkreislauf. In einem Atemzyklus wird durch gezielte Muskelbewegungen Luft aus der Umgebung eingeatmet. Mit dem eingeatmeten Sauerstoff wird sauerstoffarmes Blut angereichert und anschließend die nun sauerstoffarme Luft ausgeatmet. Hier ist der Vitalparameter der Atemfrequenz messbar.

2.1.2 Übersicht Messtechniken

Die untersuchte BKG wird zur Untersuchung oft mit anderen Messmethoden als Referenz aufgenommen. Im Folgenden werden diese kurz vorgestellt. BKG selbst wird im nächsten Abschnitt separat betrachtet.

Die Elektrokardiographie (EKG) zeichnet die elektrischen Aktivitäten des Herzmuskels auf, indem mit mehreren Elektroden die Spannungsänderung gemessen wird. Hier ist die Herzfrequenz sehr gut ablesbar.

Die Photoplethysmographie (PPG) ist ein optisches Messverfahren, bei dem die Menge des von der Haut reflektierten bzw. transmittierten Lichtes gemessen wird. Dadurch kann die Änderung des Blutvolumens gemessen werden; die Lichtmenge nimmt bei Durchlaufen einer Pulswelle durch die Arterie deutlich ab. Dieses Signal bietet Rückschluss auf Atmung und Herzschlag.

Oft gemeinsam mit dem BKG betrachtet wird die Seismokardiographie (SKG), bei der die Vibration der Wand des Brustkorbs durch den Herzschlag aufgezeichnet wird.

2.2 Ballistokardiographie

Im Folgenden wird die Ballistokardiographie eingeführt. Das beinhaltet den medizinischen und technischen Hintergrund, das Einsatzgebiet und die Signaleigenschaften. Des Weiteren wird näher beleuchtet, welche Probleme sich bei der Beurteilung der Signalqualität durch die Eigenschaften des Signals ergeben.

2.2.1 Medizinischer und technischer Hintergrund

Ballistokardiographie (zusammengesetzt aus altgriechisch *ballein*, deutsch ‘werfen’, *kardía*, deutsch ‘Herz’ und *graphein*, deutsch ‘schreiben’) ist die graphische Darstellung der wiederholten, durch den Herzschlag verursachten Bewegungen des menschlichen

Körpers. Erstmals schon im 19. Jahrhundert beobachtet¹, ermöglicht der technische Fortschritt in der Sensortechnik heute aussagekräftige Messungen. Das BKG liefert durch die Aufzeichnung von zirkulierendem Blut und mechanischer Herzaktivität Informationen über die Gesamtleistung des kardiovaskulären Systems.² Konkret gemessen wird eine Massenbewegung, die durch die schnelle Beschleunigung des Blutes entsteht, wenn es während des Herzschlages durch die großen Arterien bewegt wird: Bei der Verteilung des Bluts in die peripheren Blutgefäße verschiebt sich das Zentrum der Körpermasse in Richtung der Füße und während der atrialen Systole Richtung Körpermitte. Die BKG-Wellenform entsteht durch diese Schwerpunktverschiebung.

Die Messung dieser Bewegung ist mit verschiedenen Sensortypen, die z.B. hydraulisch oder elektromechanisch auf Druck reagieren, möglich. Sensoren können unter anderem in Waagen, Stühlen und Betten eingebaut werden. Besonders bei im Bett gemessenen Signalen kann oft nicht klar zwischen SKG und BKG unterschieden werden, da sich myokardiale Vibrationen und Massverschiebungen durch den Blutfluss überlagern. Diese gemischten Signale werden in der Literatur teils auch als *cardiac vibration signals* bezeichnet.³ Da im Bereich der Signalverarbeitung oft nicht zwischen reinem BKG und gemischten Signalen unterschieden wird, wird dies in der vorliegenden Arbeit ebenfalls nicht.

Verschiedene Studien kommen zu unterschiedlichen Ergebnissen bezüglich der Frage, welchen kardiovaskulären Ursprung die einzelnen Signalteile haben. Aufgrund dessen gestaltet sich die detaillierte Interpretation des BKG-Signals als schwierig. Da es neben Informationen zur Herzrate (HR) und Herzratenvariabilität (HRV) ein genauerer Indikator für das Alter des Herzens als Lebensalter ist, hat es trotzdem klinische Relevanz. Außerdem lassen sich durch abnormale Ballistokardiogramme Herzerkrankungen voraussagen, bevor Symptome auftreten. Besonders bei älteren Personen sind diese also eine wichtige Warnung.⁴

2.2.2 Einsatzgebiet

Durch diese Beschreibung wird schon deutlich, dass BKG anders als das sehr bekannte EKG ist. Der entscheidende Vorteil des BKGs liegt darin, dass kein einschränkender Körperkontakt wie z.B. aufgeklebte Elektroden nötig ist: Es lässt sich in Alltagsgegenständen wie Stühlen aber vor allem auch Betten implementieren, ohne dass während der

¹Vgl. Gordon 1877.

²Vgl. Pinheiro et al. 2010.

³Vgl. Brüser et al. 2013.

⁴Vgl. zu diesem Absatz Pinheiro et al. 2010.

Messung zu Einschränkungen im alltäglichen Leben kommt oder medizinisches Fachpersonal anwesend sein muss. Damit gehört es zu den *unobtrusive* Messmethoden und eignet sich gut zur Langzeit- und Trendbeobachtung des Gesundheitszustandes - sowohl im klinischen Kontext als auch Zuhause. Besonders für Patient*innen mit chronischen Krankheiten und zur Früherkennung krankhafter Veränderungen bietet eine gesundheitliche Überwachung von Zuhause großes Potential.⁵ Zusätzlich zu Informationen der Herzaktivitäten bietet in Betten eingebautes BKG auch Informationen über das allgemeine Aktivitätslevel und somit auch über die Schlafqualität.⁶ In dieser Arbeit wird es um die Aufzeichnung von BKG-Signalen in Betten gehen.

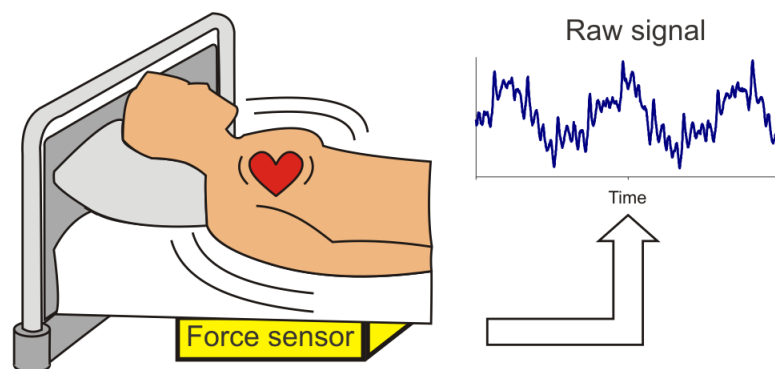


Abbildung 2.1: Übersicht über die Funktionsweise eines allgemeinen im Bett eingebetteten BKG-Systems.⁷

Allerdings ergeben sich neben diesen umfassenden Möglichkeiten auch Nachteile gegenüber konventionellen Messmethoden. Die größte Herausforderung ist eine stark variierende Signalqualität, die sich durch das unkontrollierte Umfeld und die Art der Messung ergibt.

2.2.3 Signaleigenschaften

Das gemessene BKG-Signal setzt sich aus Herzaktivitäten, Atmungsaktivitäten und Körperbewegungen zusammen. Gegebenenfalls wird es noch durch Störungen der Messung beeinflusst. Bei einer gesunden Person ohne Störeinflüsse wird die in 2.2 abgebildete Wellenform erwartet. Diese Idealform lässt sich in 3 Gruppen unterteilen: Die präsysstolische, wobei diese häufig nicht beachtet wird, die systolische und die diastolische Gruppe unterteilen. Die mit H bis K markierten Extremwerte gehören bei dieser Unterteilung zur

⁵Vgl. Inan et al. 2015.

⁶Vgl. Brüser et al. 2011.

⁷Entnommen aus Brüser et al. 2011

systolischen Gruppe, die Wellen L bis N zur diastolischen Gruppe. Die präsysstolische Gruppe, die aus den Wellen F und G besteht, ist in hier nicht abgebildet. I und J werden auch als *ejection waves* bezeichnet. In Bezug auf andere Messmethoden ist zu bemerken, dass die H-Welle nahezu synchron mit dem ersten Herzgeräusch ist. Der Abstand des R-Peaks, des Hochpunkts eines EKGs zur H-Welle variiert im Bereich von 0,2 bis 0,3 Sekunden.⁸ Die Amplitude der Wellen ohne Störeinflüsse ist hauptsächlich abhängig von dem Herzzeitvolumen, der Herzkraft und der Geschwindigkeit des Auswurfs.⁹

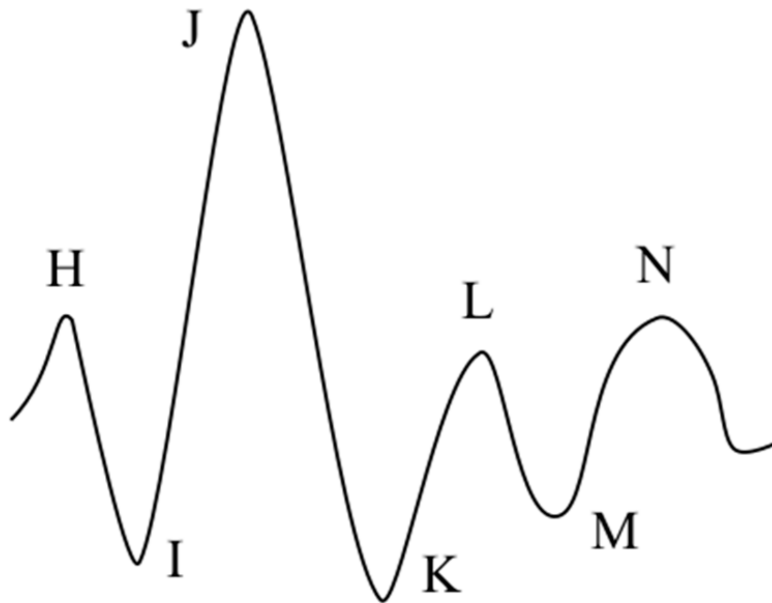


Abbildung 2.2: Beispiel eines typischen BKG-Signals mit Nomenklatur¹⁰

Im Idealfall wird zwar die oben beschriebene Wellenform erwartet, bei der die Wellen H bis L eine deutliche W-Form bilden, allerdings ist es trotz dieser typischen Form selten, dass alle nicht-systolischen Komponenten sichtbar sind.¹¹ Es gibt eine starke Variation der Signalmorphologie sowohl zwischen als auch innerhalb von Individuen. Der größte Einfluss ergibt sich durch die verwendeten Sensoren und die Position der Person, also zum Beispiel ob im Stehen, Sitzen oder Liegen gemessen wird.¹² Es gibt Studien die zeigen, dass die intraindividuelle Varianz über serielle Messungen hinweg niedrig ist.¹³ Allerdings gilt das nicht, wenn sich die Position der Person verändert. Hierbei reicht es schon, wenn die Person in Rückenlage statt Seitenlage liegt.¹⁴ Aufgrund dieser Variationen in der Signalmorphologie wurden schon in den 1950er Jahren 3 Achsen für die

⁸Vgl. de Lalla et al. 1950.

⁹Vgl. Pinheiro et al. 2010.

¹⁰Entnommen aus Albukhari et al. 2019 nach Starr et al. 1939.

¹¹Vgl. Pinheiro et al. 2010.

¹²Vgl. Sadek, Biswas und Abdulrazak 2019.

¹³Vgl. Inan et al. 2015.

¹⁴Vgl. Brüser et al. 2011.

Aufzeichnung des BKGs definiert: Die longitudinale (Kopf-Fuß), die transversale (Seite-Seite) und die dorsoventrale (Rücken-Brust).¹⁵ Zu Beginn maßen die meisten Systeme entlang der longitudinalen Achse, die z.B. der Messung auf einer Waage entspricht. *Unobtrusive* Messsysteme, wie die hier betrachtete Messung in Betten, messen entlang einer Kombination der transversalen und der dorsoventralen Achse - abhängig von der Position der Person. Besonders diese Kombination sorgt für eine große intra- und individuelle Variation des Signals. Abbildung 2.3 verdeutlicht dies durch den direkten Vergleich von BKG-Aufzeichnungen zweier Herzschläge von 2 Personen. Bei jedem Proband wurde in 2 verschiedenen Positionen gemessen.¹⁶ Auch der Ursprung des Signals ist abhängig von der Messachse. Bei longitudinale gemessenem BKG ist der Einfluss des Herzzeitvolumens schon seit 1929 beobachtet.¹⁷ Im Gegensatz dazu ist der Ursprung des in Betten gemessenen BKG-Signals nicht genau bekannt. Das liegt unter anderem daran, dass mechanische Komponenten wie z.B. die Matratze einen schwer zu modellierenden Einfluss haben.

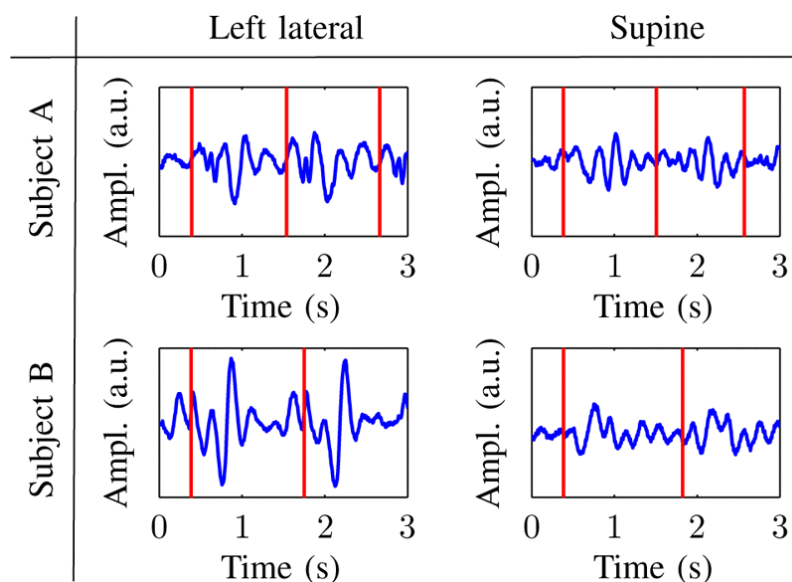


Abbildung 2.3: Hochpass-gefilterte BKG-Aufnahmen von zwei Herzschlägen zweier verschiedener Personen, jeweils in Rücken- und Seitenlage gemessen. die vertikalen Linien markieren die R-Peaks der EKG-Referenz.¹⁸

Neben Einflüssen der verwendeten Messachse und der Körperposition beeinflusst auch die Atmung die Signalform. Normale Atmung beeinflusst die Amplitude der *ejection waves* I und J. Bei Atemstillstand dagegen werden die H und J Wellen verzerrt. Auch bei einer gesunden, sich nicht bewegenden Person, die ihre Atmung kontrolliert, wird kein

¹⁵Brüser et al. 2011; Inan et al. 2015, Vgl.

¹⁶Brüser et al. 2011.

¹⁷Vgl. Starr et al. 1939.

¹⁸Entnommen aus Brüser et al. 2011.

exakt Schlag für Schlag reproduzierbares Signal erzeugt werden.¹⁹ Von Zink et al. werden die Einflüsse der Atmung in der vertikalen Achse eines dorsoventralen BKGs als große Schwingungen einer Wellenlänge von fünf bis zehn Sekunden beschrieben. Innerhalb dieser sind kleinere Schwingungen mit höherer Frequenz sichtbar, die jedoch keiner bestimmten Sequenz folgen.²⁰ Zusätzlich zu dieser schon beschriebenen Variabilität kommt es sehr leicht zum Entstehen von Artefakten. Ursprung ist entweder das Messsystem selbst oder Körperbewegungen. Insgesamt führt Bewegung der Patient*innen, auch die der Atmung, zu einem *baseline drift*. Stärkere Bewegungen führen zu einer Massenschiebung, die um ein Vielfaches größer als die gemessenen Vorgänge ist. Aufgrund dessen führt sie immer dazu, dass das Signal stark verzerrt oder sogar vollständig überlagert wird.

Besonders im Vergleich zu anderen kardiorespiratorischen Signalen wie dem EKG und PPG wird deutlich, dass BKG-Signale auch in konsekutiven Messungen deutlich variabler sind. Abbildung 2.4 zeigt dies am Beispiel von BKG-Aufnahmen eines im Bett integrierten Messsystems im Vergleich zum parallel aufgenommenen EKG. Es zeigt sich, dass selbst nach Entfernung von Überlagerungen von Atmung und Bewegung das BKG-Signal eine höhere Variabilität in Bezug auf Amplitudenhöhe, Reihenfolge der Extremwerte und der gesamten Form aufweist.²¹ Es wird allerdings angenommen, dass aufeinander folgende Herzschläge sich ähneln. Diese Eigenschaft wird Selbstähnlichkeit genannt. Brüser et al. nennt als eine mögliche Ausnahme den Fall, dass ein unregelmäßiger Herzschlag mit sehr niedrigem Schlagvolumen einem regulären Herzschlag folgt. In dem Fall ist es möglich, dass die Amplitude im Vergleich so klein ist, dass sie verdeckt wird. Dies ist z.B. bei Vorhofflimmern möglich. Eine Untersuchung von Rosales et al. zeigt dieses Verhalten der Selbstähnlichkeit nicht bei den kleineren Extremwerten die J umgeben. Dass die Ähnlichkeit um J am größten ist zeigt auch Abbildung 2.4.

¹⁹Vgl. Pinheiro et al. 2010.

²⁰Vgl. Zink et al. 2017.

²¹Vgl. Zink et al. 2017.

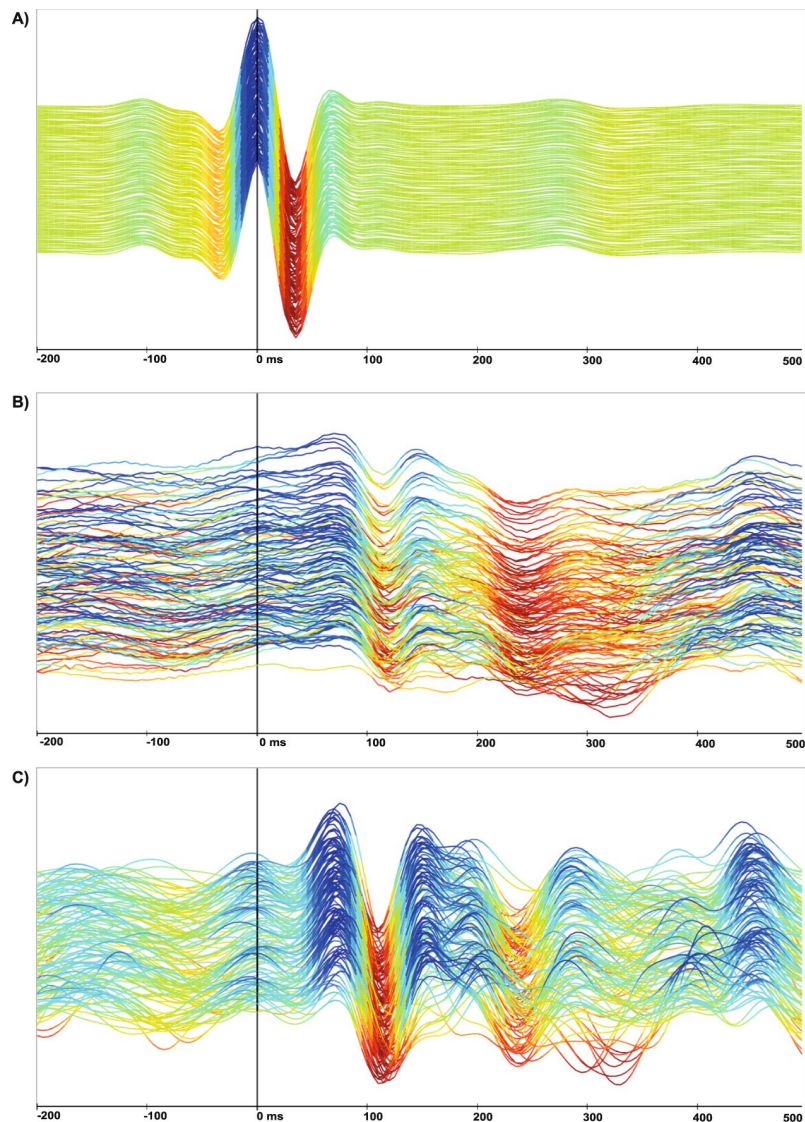


Abbildung 2.4: Diagramm aus 128 konsekutiven Herzschlägen im EKG (A) und BKG (B,C), segmentiert durch das EKG. Die Farben dienen der besseren Visualisierung der Amplituden. (A) EKG-Signal; (B) BKG-Signal mit Überlagerungen durch Atmung und Bewegung; (C) BKG-Signal ohne Bewegungsartefakte und Atmung.²²

Zusammengefasst lässt sich sagen, dass es sich bei ballistokardiographischen Signalen um nichtlineare, nichtstationäre Signale handelt, dessen Ursprung nicht genau bekannt ist. Die Signalform wird von der Messachse, der Position und Körperhaltung der Proband*innen und dem Messsystem selbst beeinflusst. Besonders bei dem hier im Fokus liegenden Anwendungsfall Bett kommt es sowohl durch die unkontrollierbare Umgebung als auch die Signaleigenschaften selbst zu einer starken Variation der Morphologie und vielen Artefakten im Signal. Trotz dieser Einschränkungen ist die Ballistokardiographie

²²Entnommen aus Zink et al. 2017.

eine Messtechnik, die sich einfach *unobtrusive* in den Alltag einbauen lässt und Aussagen über die Herzrate und die Herzratenvariabilität ermöglicht.

2.3 Maschinelles Lernen

2.3.1 Grundprinzipien

- „künstliche“ Generierung von Wissen auf Basis von Erfahrung: Lernen aus Beispielen -> verallgemeinern (Erkennung von Mustern, statistisches Modell basierend auf Daten mit denen trainiert wurde)
- 3 Arten: supervised, unsupervised, reinforcement
- Trainingsdaten X : Merkmale in Vektoren $x \in X \subseteq \mathbb{R}^n$
- supervised, zB für Klassifizierung von Daten
- Ziel Y bekannt
- Daten sind Eingabe-Ausgabe-Paare $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, x_i element X
- nur Funktion $f: X \rightarrow Y$ unbekannt
- gesucht: g dass f approximiert
- Abbildung Supervised Learning
- Entscheidungsfunktion
- Unterscheidung zwischen Regression und Klassifikation
- einfachstes Modell für linear separierbare Daten: Perzeptron
- Komponenten Merkmalsvektor x unterschiedlich gewichtet
- mit Gewichtungsvektor w element \mathbb{R}^n
- Ausgabe binärer Klassifikator y element $Y = \{-1, 1\}$
- Ermittlung Schwellwert b mit $y = +1$ falls $\sum w_i \cdot x_i > b$, $y = -1$ falls $\sum w_i \cdot x_i < b$
- wenn $w_0 = b$ und $x_0 = 1$ durch Umformen Perzeptron Gleichung $h(x) = \text{sign}(w^T x)$
- w so gewählt, dass Daten korrekt klassifiziert
- Bild lineare Separierung

- unsupervised, Beschreibung von Daten
- keine Labels -> Form der Eingabedaten (x_1, \dots, x_n)
- $f: X \rightarrow Y$
- gesucht: f , das Daten gut beschreibt
- -> erstellt selbstständig Klassifikationen
- Beispiel: Clustering zur Einteilung der Daten in Kategorien
- reinforcement: Strategie gesucht, die eine Belohnung maximiert
- in Arbeit supervised Learning betrachtet -> Daten müssen annotiert sein

2.3.2 Mathematischer Hintergrund

- Minimierungsproblem?
- Kerneltrick bei nicht linear separierbaren Daten

2.3.3 Evaluation und Validierung

- Modell auf unbekannten Daten validieren
- Hold-Out-Validierung: zufällige Verteilung in Trainings- und Testset
- Kreuzvalidierung
- Daten werden auf v gleich große Mengen (Folds) verteilt
- V Modelle auf allen möglichen Folds trainiert
- validierung auf ausgeschlossenen Fold
- extrem: Leave-One-Out Kreuzvalidierung mit $v = n$ (Menge der Datenpunkte)
- üblich: v -fache Kreuzvalidierung
- typische Werte $v=5$ oder 10
- auch abhängig von verfügbarer Rechenleistung
- Wofür
- Schätzung von Fehler auf unbekannten Daten
- Wahl von Modellen/Bestimmung von Hyperparametern

- Parameter, die Modellarchitektur bestimmen
- Parameter, die Lernalgorithmus betreffen
- Regularisierungsparameter
- Ergebnis: 3 Datensets
- training, validierung, test
- Validierungsset beeinflusst Lernalgorithmus
- Testset nachdem alle Entscheidungen getroffen wurden
- typisch: Validierung durch zB Kreuzvalidierung auf Testset
- Retraining auf ganzem Trainingsset
- Ablaufdiagramm
- dafür evaluationsmetrik nötig -> Übergang
- verschiedenste Metriken
- begriffe TP, FP, TN, FN
- Accuracy $ACC = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP}$ einfaches Gütemaß, problematisch bei ungleich großen Klassen, da eine hohe Genauigkeit erreicht wird, wenn immer die größere Klasse vorausgesagt wird
- Precision, "bestraft" Falsch-Positive $PPV = \frac{TP}{TP+FP}$
- Recall, auch Sensitivity genannt, "bestraft" Falsch-Negative $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$
- Oft Recall und Precision in einem Maß zusammengefasst: F1 score harmonisches Mittel aus beiden $F_1 = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$
- nicht balancierte Datensets
- balanced accuracy
- roc kurz für Receiver Operating Characteristic. basiert auf True Positive Rate TPR und False Positive Rate FPR, charakterisiert, wie gut beide Verteilungen durch Schwellwert trennbar sind
- auc Fläche unter der ROC Kurve

2.3.4 Probleme maschinellen Lernens

2.3.5 Lernmodelle überwachten Lernens

- offensichtlich: Underfitting
- Overfitting -> gute Approximation aber schlechte Generalisierung auf unbekannte Daten
- Einfluss von: Komplexität des Lernmodells, Datenmenge, Kontamination der Daten mit Rauschen
- mehr Datenpunkte mehr gut, Rauschen und Komplexität schlecht
- TODO: Bild
- Regularisierung gegen Overfitting: TODO näher nachlesen
- Stichprobenverzerrung

$$y = +1, \text{ falls } \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i > b$$

$$y = -1, \text{ falls } \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i < b$$

$$qSQI = \begin{cases} \text{excellent (E)} & \text{wenn alle 4 } SQI_i \geq 0,9 \\ \text{acceptable (A)} & \begin{cases} \text{wenn 3 der 4 } SQI_i \geq 0,9 \text{ oder} \\ \text{wenn alle 4 } SQI_i \geq 0,7 \text{ oder} \\ \text{wenn } \text{median}(SQI_1, SQI_2, SQI_3) \geq 0,8 \\ \text{und } SQI_1 \geq 0,5 \text{ und } SQI_4 \geq 0,7 \end{cases} \\ \text{untrustworthy (U)} & \text{sonst} \end{cases}$$

3 Signalverarbeitung bei ballistokardiographischen Signalen

3.1 Vorverarbeitung

3.2 Grundsätzliches

3.3 Detektion von Herzschlägen

3.4 Artefakterkennung

3.4.1 Schwellwertbasierte Artefakterkennung

3.4.2 Ähnlichkeit der Intervallschätzer von Brüser

3.4.3 Maschinelles Lernen mit statistischen Merkmalen

Ein Algorithmus zur Beurteilung der Signalqualität mittels maschinellen Lernens wird von Sadek, Biswas, Yongwei et al. im Paper „Sensor data quality processing for vital signs with opportunistic ambient sensing“ beschrieben. Betrachtet werden BKG-Signale, die in einem Massagesessel aufgenommen werden.

3.5 Messdaten

3.5.1 Erfassung

- aufgenommen in der Gefäßstation des Universitätskrankenhauses in Tampere in Finnland

- 14 Patient*innen wurden bis zu 24 h überwacht
- 2 weiblich, 12 männlich
- Durchschnittsalter: 69,57 Jahre
- nach verschiedenen gefäßchirurgischen Eingriffen
- durchschnittliche Messdauer: 17.7 h, range 4,46 bis 22,96 h
- EMFit QS Bettsensor, zwischen Matratze des Krankenhausbettes und Bettgestehl positioniert
- Samplingrate des EMFit QS Systems: 100 Hz, Bandpass-limitiert auf 1 bis 5 Hz
- Referenz EKG: Faros 360 5 lead Holter monitor, 1 kHz Abtastrate
- variabler Drift zwischen beiden Signalen

3.5.2 Vorliegende Form

- unbearbeitetes BKG-Signal, abgesehen von der Bandpasslimitierung auf 1 bis 5 Hz
- unbearbeitetes 3-Kanal EKG Signal
- mit CLIE-Algorithmus detektierte Herzschläge, schon nach Qualität gefiltert mit-samt Brüser SQL, Länge und Länge des Herzschlages der EKG Referenz
- Vektoren, die den Drift der beiden Signale beschreiben, Form Sekunde BKG-Signal und entsprechende Sekunde in EKG-Referenz

3.5.3 Verarbeitung und Datenstruktur

- Datensatz von einem Patient besteht aus BKG Signal und EKG Referenz
- beides wird eingelesen, geprüft ob schon Detektion von Herzschlägen (Erkennen von R-Peaks bzw. CLIE Algorithmus schon durchgeführt wurde und als csv-Datei existiert

3.5.4 Annotation der Daten

Die vorliegenden Daten sind nicht annotiert. Es ist im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich, die Annotation durch Expert*innen durchführen zu lassen, weshalb auf das parallel aufgenommene EKG zurückgegriffen wird.

4 Analyse

4.1 Anwendung existierender Verfahren

- gibt einige Verfahren
- Vermutung, dass nicht hinreichend für unsere Daten aus Gründen

4.1.1 Ähnlichkeit der Intervallschätzer nach Brüser

4.1.2 Schwellwerte für Standardabweichung, Minimum und Maximum

4.1.3 Maschinelles Lernen mittels statistischer Merkmale

4.2 Datenanalyse und Merkmalskonstruktion

5 Synthese

5.1 Eingabeform der Daten

5.2 Evaluationsmetriken

5.3 Modelle

6 Evaluierung der Ergebnisse

7 Zusammenfassung und Ausblick

7.1 Zusammenfassung

7.2 Ausblick

Literatur

- Albukhari, Almothana, Frederico Lima und Ulrich Mescheder (2019). „Bed-embedded heart and respiration rates detection by longitudinal ballistocardiography and pattern recognition“. In: *Sensors (Switzerland)* 19.6.
- Brüser, C., S. Winter und S. Leonhardt (2013). „Robust inter-beat interval estimation in cardiac vibration signals“. In: *Physiological Measurement* 34.2, S. 123–138.
- Brüser, Christoph et al. (2011). „Adaptive beat-to-beat heart rate estimation in ballistocardiograms“. In: *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 15.5, S. 778–786.
- de Lalla, V., M. A. Epstein und H. R. Brown (1950). „Analysis of H wave of ballistocardiogram.“ In: *Circulation* 2.5, S. 765–769.
- Gordon, J W (1877). „Certain Molar Movements of the Human Body produced by the Circulation of the Blood.“ In: *Journal of anatomy and physiology* 11.Pt 3, S. 533–6.
- Inan, Omer T. et al. (2015). „Ballistocardiography and Seismocardiography: A Review of Recent Advances“. In: *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* 19.4, S. 1414–1427.
- Pinheiro, Eduardo, Octavian Postolache und Pedro Girão (2010). „Theory and Developments in an Unobtrusive Cardiovascular System Representation: Ballistocardiography“. In: *The Open Biomedical Engineering Journal* 4.1, S. 201–216.
- Rosales, Licet et al. (2012). „Heartbeat detection from a hydraulic bed sensor using a clustering approach“. In: *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, S. 2383–2387.
- Sadek, Ibrahim, Jit Biswas und Bessam Abdulrazak (2019). „Ballistocardiogram signal processing: a review“. In: *Health Information Science and Systems* 7.1. eprint: 1807.00951.
- Sadek, Ibrahim, Jit Biswas, Zhu Yongwei et al. (2016). „Sensor data quality processing for vital signs with opportunistic ambient sensing“. In: *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. Bd. 2016-October. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., S. 2484–2487.

- Starr, Isaac et al. (1939). „Studies on the Estimation of Cardiac Ouptut in Man, and of Abnormalities in Cardiac Function, From the Heart’S Recoil and the Blood’S Impacts; the Ballistocardiogram“. In: *American Journal of Physiology-Legacy Content* 127.1, S. 1–28.
- Zink, Matthias Daniel et al. (2017). „Unobtrusive Nocturnal Heartbeat Monitoring by a Ballistocardiographic Sensor in Patients with Sleep Disordered Breathing“. In: *Scientific Reports* 7.1.