

# **Digitale Biosignalanalyse zur Funktionalisierung von Möbeln im Klinik- und Pflegeumfeld**

Von der Fakultät für Ingenieurwissenschaften,  
Abteilung Elektrotechnik und Informationstechnik  
der Universität Duisburg-Essen

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften

genehmigte Dissertation

von

Andreas Kitzig

aus

Meerbusch

Gutachter: Prof. Dr. rer. nat. Anton Grabmaier

Gutachterin: Prof. Dr.-Ing. Gudrun Stockmanns

Tag der mündlichen Prüfung:

06.07.2023

## Zusammenfassung

Prognosen für die Bevölkerungsentwicklung zeigen seit vielen Jahren auf, dass zukünftig die Anzahl der Einwohner in vielen Industrieländern abnehmen wird und sich die Überalterung der Gesellschaft verstärken wird. So werden im Jahr 2060 6,2 Millionen Pflegebedürftige [Rot21] und 76,1 Millionen Einwohner in Deutschland erwartet [Sta23]. Zum Vergleich waren es 2020 4,6 Millionen Pflegebedürftige [Bun21] bei 83,2 Millionen Einwohnern [Sta21].

Durch diese potentiellen Veränderungen wird es zu neuen Anforderungen im Pflege- und Gesundheitssektor kommen. Zum einen muss weiterhin eine Versorgung der Pflegebedürftigen gewährleistet werden, zum anderen muss der zu erwartende Personalmangel bedingt durch die abnehmende Einwohnerzahl aufgefangen werden. Ein möglicher Lösungsansatz besteht darin, einerseits Patienten und Pflegende durch zusätzliche technische Hilfsmittel zu unterstützen, andererseits bereits frühzeitig auf Verschlechterungen des Patientenzustands zu reagieren und entsprechende Gegenmaßnahmen einzuleiten. Hierzu bietet sich der Einsatz präparationsfreier Messsysteme zur Unterstützung der Patienten an.

Diese Systeme sind in die Alltagsumgebung integriert und ermöglichen ein Langzeitmonitoring, ohne dass der Patient mit Messelektroden und anderen Modulen ausgestattet werden muss. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird hierzu ein präparationsfreies Messsystem basierend auf einem Pflegebett vorgestellt. Durch im Bett integrierte Kraftmesszellen und einer Auswertelektronik werden Auflagemassen und Massenveränderungen über die Zeit erfasst. Die Auswertung der Signale ermöglicht neben der Bestimmung von Basisparametern wie Gewicht, Schwerpunktlage und Bettbelegung auch die Ableitung von Indikatoren für unruhiges Verhalten sowie für eine potentielle Sturzgefahr. Weiterhin werden Verfahren zur Ableitung von Herz- und Atemaktivität des Menschen in dem Pflegebett und zur Bewegungserkennung präsentiert. Der Fokus der Arbeit liegt auf der Unterstützung der Entwicklung von präparationsfreien Monitoringsystemen durch Modellbildung und Simulation. Hierzu wird ein neuer Modellbildungsansatz für ein präparationsfreies Messsystem auf Basis eines funktionalisierten Pflegebetts vorgestellt. Das entwickelte Gesamtmodell ist in drei Untergruppen unterteilt, um den Menschen, das Möbel und die Sensorik zu modellieren. Durch diese Unterteilung werden sowohl die Simulationen des Gesamtsystems, als auch Simulationen basierend auf einzelnen Modellteilen ermöglicht. Neben der Entwicklung des mehrstufigen Modells werden Erweiterungsmöglichkeiten des Modells sowie die Validierung des Gesamtmodells dargestellt und diskutiert.

Die Validierung des Modells zeigt eine universelle Eignung des mehrstufigen Modells zur Simulation von funktionalisierten Pflegebetten. Im Rahmen der Validierung wurden zwei Testsets eingesetzt, einmal basierend auf Daten des eigenen Pflegebetts und einmal basierend auf Daten einer externen Datenbank eines weiteren funktionalisierten Pflegebetts [Car20], die nicht im Rahmen der Modellbildung zu Rate gezogen wurden. Aus den Ergebnissen der Validierung lässt sich ableiten, dass mittels des Modells verschiedene Personen in einem Pflegebett mit unterschiedlichen physiologischen Attributen aus beiden Testsets mit einer hohen Übereinstimmung von simulierten und realen Daten simuliert werden können, ohne dass das Modell auf die jeweilige Testperson angepasst werden muss. Weiterhin wird deutlich, dass eine Anpassung des Modells an fremde Datensätze und Systeme möglich ist und dass anhand des Modells verschiedene Körperlagen und Bewegungen simuliert werden können. Diese lassen sich z.B. in Erkennungsexperimenten verwenden oder für die Erstellung von Datenbanken aus simulierten Daten und tragen dazu bei, die Datenlage bei der Entwicklung und dem Test von Verfahren in der Biosignalverarbeitung zu verbessern.

## Abstract

For many years, forecasts for population development have indicated that the number of inhabitants in many industrialized countries will decline in the future and that the aging of society will increase. Thus, 6.2 million people in need of care [Rot21] and 76.1 million inhabitants are expected in Germany in 2060 [Sta23]. By comparison, in 2020 there were 4.6 million people in need of care [Bun21] with 83.2 million inhabitants [Sta21].

These potential changes will result in new requirements in the healthcare sector. On the one hand, care must continue to be provided for those in need of care, and on the other hand, the expected shortage of personnel due to the declining population must be absorbed. One possible solution is to support patients and caregivers with additional technical aids on the one hand, and to react to deteriorations in the patient's condition at an early stage and initiate appropriate countermeasures on the other. For this purpose, the use of preparation-free measuring systems to support patients is a suitable approach.

These systems are integrated into the everyday environment and enable long-term monitoring without the patient having to be equipped with measuring electrodes and other modules. In the context of the present work, a preparation-free measurement system based on a nursing bed is presented for this purpose. By means of load cells integrated in the bed and evaluation electronics, support masses and mass changes are recorded over time. The evaluation of the signals allows not only the determination of basic parameters such as weight, center of gravity position and bed occupancy, but also the derivation of indicators for restless behavior as well as for a potential risk of falling. Furthermore, methods for deriving cardiac and respiratory activity of the person in the nursing bed and for motion classification are presented. The focus of the work is on supporting the development of preparation-free monitoring systems by modeling and simulation. For this purpose, a new model building approach for a preparation-free monitoring system based on a functionalized nursing bed is presented. The developed overall model is divided into three subgroups to model the human, the furniture and the sensor system. This subdivision enables simulations of the overall system as well as simulations based on individual model parts. In addition to the development of the multistage model, possible extensions of the model as well as the validation of the overall model are presented and discussed.

The validation of the model shows a universal suitability of the multistage model for the simulation of functionalized nursing beds. Two test sets were used in the validation, one based on data from an own nursing bed and one based on data from an external database of another functionalized nursing bed [Car20], which was not consulted in the model building process. From the results of the validation it can be deduced that by means of the model different persons in a nursing bed with different physiological attributes from both test sets can be simulated with a high agreement of simulated and real data without having to adapt the model to the respective test person. Furthermore, an adaptation of the model to foreign data sets and systems is possible and different body positions and movements can be simulated using the model. These can be used, for example, in recognition experiments or for the creation of databases from simulated data and help to improve the data situation in the development and testing of methods in biosignal processing.

# Inhaltsverzeichnis

<b>Vorwort</b>	<b>I</b>
<b>Inhaltsverzeichnis</b>	<b>I</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>IV</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>IX</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Themenschwerpunkt der Arbeit . . . . .	1
1.2 Zielsetzung der Arbeit . . . . .	4
<b>2 Theoretische und methodische Grundlagen</b>	<b>7</b>
2.1 Monitoring-Verfahren . . . . .	7
2.1.1 Invasive Verfahren . . . . .	8
2.1.2 Nichtinvasive Verfahren . . . . .	8
2.1.3 Präparationsfreie Verfahren . . . . .	9
2.2 Modellbildung . . . . .	15
2.2.1 Biomechanische Modellbildung . . . . .	16
2.2.2 Modellierung von Datenreihen . . . . .	20
2.3 Stand der Technik . . . . .	22
<b>3 Referenz-Labormuster</b>	<b>26</b>
3.1 Systemübersicht . . . . .	26
3.1.1 Sensorsysteme . . . . .	28
3.1.2 Detailbetrachtung iBolt-Sensor . . . . .	28
3.2 Möglichkeiten zur Ableitung von Biosignalen . . . . .	29
3.2.1 Basisparameter . . . . .	29
3.2.2 Erweiterte Parameter . . . . .	31
3.3 Zusammenfassung . . . . .	44
<b>4 Modellbildung und Simulation</b>	<b>46</b>
4.1 Modellteil Mensch . . . . .	47
4.1.1 Initiales Menschmodell . . . . .	47
4.1.2 Modell des kardiovaskulären und respiratorischen Systems . . . . .	51
4.1.3 Modell Bewegungsabläufe . . . . .	74
4.2 Modellteil Möbel . . . . .	76
4.2.1 Initialmodell Möbel . . . . .	76

4.2.2	Erweiterung des Möbelmodells . . . . .	77
4.3	Modellteil Sensor . . . . .	82
4.3.1	Basisdaten des Sensors . . . . .	83
4.3.2	Einschwingverhalten . . . . .	83
4.3.3	Messgenauigkeit . . . . .	84
4.3.4	Sensorrauschen . . . . .	84
4.3.5	Hysterese . . . . .	85
4.3.6	Modell des AD Umsetzers . . . . .	88
4.4	Zusammenfassung des Gesamtmodells . . . . .	89
<b>5</b>	<b>Erweiterung und Optimierung im Bereich Modellbildung und Biosignalverarbeitung</b>	<b>91</b>
5.1	Mustererkennungsbasierte Bewegungsanalyse . . . . .	91
5.1.1	Übersicht . . . . .	92
5.1.2	Vorabbetrachtung zu menschlicher Bewegung . . . . .	93
5.1.3	Merkmalsextraktion . . . . .	93
5.1.4	Training der Referenzmuster . . . . .	97
5.1.5	Klassifikation der Bewegungsdaten . . . . .	101
5.1.6	Testdaten . . . . .	104
5.1.7	Experiment . . . . .	105
5.1.8	Ergebnisse . . . . .	108
5.2	Optimierte Bewegungssequenzen zur Modellbildung . . . . .	110
5.2.1	Bewegungsdatenbank MoveHN . . . . .	112
5.2.2	Personenunabhängige Bewegungsdaten . . . . .	115
5.2.2.1	Erzeugung von HMMs aus XSens-Bewegungsdaten . . . . .	116
5.2.2.2	Berechnung von Bewegungsdaten aus HMMs . . . . .	117
5.2.3	Optimierung der gemittelten Bewegungsdaten . . . . .	122
5.2.3.1	Kinematik . . . . .	123
5.2.3.2	Evaluationskriterien . . . . .	129
5.2.3.3	Clusteranalyse . . . . .	134
5.3	Zusammenfassung . . . . .	143
<b>6</b>	<b>Validierung des Gesamtmodells</b>	<b>144</b>
6.1	Theoretische Evaluation . . . . .	146
6.1.1	Vollständigkeit . . . . .	146
6.1.2	Konsistenz . . . . .	148
6.1.3	Aktualität . . . . .	148
6.1.4	Verständlichkeit . . . . .	149
6.1.5	Zusammenfassung . . . . .	149
6.2	Praktische Evaluation . . . . .	149
6.2.1	Eignung . . . . .	149
6.2.2	Plausibilität . . . . .	150
6.2.3	Genauigkeit . . . . .	150
6.3	Anwendung der Evaluationskriterien . . . . .	150
6.3.1	Direkter Vergleich der Daten . . . . .	150
6.3.2	Vergleich der Daten mittels Verfahren zur Signalverarbeitung . . . . .	150

6.4	Testdaten für die Evaluation . . . . .	151
6.4.1	Testsets . . . . .	151
6.4.2	Datenbank der Kansas State University . . . . .	152
6.5	Experimentelle Evaluation . . . . .	154
6.5.1	Evaluation Testset A . . . . .	155
6.5.1.1	Rahmenbedingungen . . . . .	155
6.5.1.2	Ergebnisse . . . . .	156
6.5.1.3	Zusammenfassung . . . . .	165
6.5.2	Evaluation Testset B . . . . .	165
6.5.2.1	Rahmenbedingungen . . . . .	165
6.5.2.2	Ergebnisse . . . . .	167
6.5.2.3	Zusammenfassung . . . . .	174
6.5.3	Verwendung des mehrstufigen Modells zur Erzeugung von Referenzmustern in einem Mustererkennungssystem . . . . .	174
6.5.3.1	Rahmenbedingungen . . . . .	175
6.5.3.2	Ergebnisse . . . . .	175
6.5.3.3	Zusammenfassung . . . . .	176
6.6	Bewertung des Modells . . . . .	176
<b>7</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>178</b>
	<b>Veröffentlichungen im Rahmen der Arbeit</b>	<b>R 1</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>L 1</b>

# Abbildungsverzeichnis

1.1.1	Durch präparationsfreie Sensorsysteme ableitbare Parameter . . . . .	3
1.2.1	Beispiel für einen allgemeinen Entwicklungsprozess in den Ingenieurwissenschaften und anderen Bereichen . . . . .	4
1.2.2	mehrstufiges Modell . . . . .	6
2.1.1	MB-1 Ballistokardiograph, kommerzielles System der Firma Nihon Kohden – Japan von 1953 [Pin10] . . . . .	10
2.1.2	Statistik der Veröffentlichungen zum Thema Ballistokardiographie seit 1946 (Quelle:pubmed.gov, Suchworte: ballistocardiogram; ballistocardiography) . . . . .	10
2.1.3	theoretisches BKG Signal, nach [Sca56] . . . . .	11
2.1.4	Vergleich der Signalverläufe EKG - BKG nach [Ina08] . . . . .	12
2.1.5	Signalverlauf des Differenzsignals von vier Kraftmesszellen (Oben), nach einer Tiefpass-Filterung (Mitte), nach einer Bandpass-Filterung (Unten) . . . . .	13
2.1.6	Aufbau des "Static charge sensitiv bed" [Ali79] . . . . .	14
2.2.1	Grundprinzip Modellbildung, nach [Alt03] . . . . .	15
2.2.2	Modellhafte Beschreibung eines funktionalisierten Betts [Nuk12] . . . . .	17
2.2.3	Beispiele für biomechanische Mehrkörpermodelle (links [Han64], rechts [Nik08]) . . . . .	18
2.2.4	Beispiele für Parameterberechnung von Kopf und Torso [Han64] . . . . .	19
2.2.5	Beispiele für FEM Ansätze [Tam00] . . . . .	19
2.2.6	Beispiele für ein überwachtes ML-System . . . . .	20
2.2.7	Beispiele für ein unüberwachtes ML-System . . . . .	21
2.3.1	Links: BAM Labs "Smart Bed Technology" [Lab15], rechts: SleepIQ Informationssystem [Num15] . . . . .	25
2.3.2	EarlySense System [Ear15] . . . . .	25
3.1.1	Labormuster des funktionalisierten Pflegebetts, links: fotografische Darstellung im einsatzbereiten Zustand, rechts: schematische Übersicht der Sensorpositionen . . . . .	26
3.1.2	Übersicht der Sensoren und der ADCs des funktionalisierten Pflegebetts . . . . .	27
3.2.1	Geometrischer Zusammenhang zur Bestimmung der Schwerpunktlage . . . . .	30
3.2.2	Differenzsignal des Labormusters mit Testperson AM001 auf der Liegefläche, Oben vollständiger Signalverlauf, unten 30s Ausschnitt . . . . .	33
3.2.3	Ergebnisse der Auswertung der Atemraten für die iBolt Sensoren . . . . .	34
3.2.4	Ergebnisse der Auswertung der Atemraten für die Zemic Sensoren . . . . .	35
3.2.5	Oben: Differenzsignal des Labormusters mit Testperson auf der Liegefläche, Unten: Signalverlauf des PPG Systems als Referenz . . . . .	36
3.2.6	Oben: Differenzsignal des Labormusters mit Testperson auf der Liegefläche, Mitte: bearbeitetes Signal, Unten: Energiesignal mit berechneten lokalen Maxima . . . . .	38

3.2.7	Ergebnisse der Auswertung der Herzraten für die iBolt Sensoren . . . . .	40
3.2.8	Ergebnisse der Auswertung der Herzraten für die Zemic Sensoren . . . . .	40
3.2.9	Blockschaltbild - Signalverarbeitung zur Bestimmung der Atemrate . . . . .	42
3.2.10	Ergebnisse Bestimmung der Atemrate . . . . .	44
4.0.1	Prinzipielle Struktur des Modells . . . . .	46
4.1.1	Körperstruktur (Links), Aufbau Stickman (Mitte) und Massenmodell mit Masse- elementen (Rechts), Teilgrafik der Körperstruktur nach [Joh19] . . . . .	48
4.1.2	Beispiel Kugelkoordinaten (links) und initialer „Stickman“ (rechts) . . . . .	50
4.1.3	Skizze BKG System und Grafik nach [Bur56a] . . . . .	52
4.1.4	BKG Modell und Grafik nach [Bur56b] . . . . .	53
4.1.5	BKG Modell und Grafik nach [Bur57] . . . . .	54
4.1.6	Adaptiertes BKG Modell . . . . .	55
4.1.7	Verhältnis der Überschwingweite nach [Bur53] . . . . .	59
4.1.8	Prozesskette Atmung . . . . .	60
4.1.9	Mechanisches BKG Modell mit Atemaktivität, nach Winter et al. [Win66] . . . . .	61
4.1.10	Adaptiertes Massenmodell des respiratorischen Systems . . . . .	63
4.1.11	Simulationsmodell, erstellt mit MathWorks Simulink . . . . .	66
4.1.12	Simuliertes BKG Signal $xh'$ , mit $m_s = 75kg, m_h = 0,08kg$ . . . . .	67
4.1.13	Simuliertes Atemsignal $xr'$ , mit $m_s = 75kg, m_r = 0,5kg$ . . . . .	68
4.1.14	Evaluation des simulierten BKG Signal . . . . .	70
4.1.15	Simulierte Bewegung des Diaphragma[Luj99] . . . . .	72
4.1.16	Vergleich der simulierten Bewegungen . . . . .	72
4.1.17	Beispiel Bewegungsablauf „Rückenlage“ in „Sitzen“ - Links: Ausgangslage und Endlage im Vergleich, Rechts: Bildüberlagerung mit angedeuteten linearen Ände- rungen der einzelnen Koordinaten für einzelne beispielhafte Knoten . . . . .	74
4.1.18	Zeitliches Gefüge der Bewegungsabläufe . . . . .	75
4.2.1	Liegefläche mit Lagerpunkten $LPx$ . . . . .	76
4.2.2	Initiale Kräftebetrachtung . . . . .	78
4.2.3	Simulierter Einschwingvorgang . . . . .	79
4.2.4	Modell des Bettgestells . . . . .	80
4.2.5	Bewegung des Bettgestells (oben), die Geschwindigkeit der Bewegung (mitte) so- wie die Beschleunigung (unten) bei Belastung mit 30kg . . . . .	82
4.3.1	Links: Kraft-Spannungskennlinie des iBolt Sensors (ideal), rechts: Skizze des iBolt Sensors mit Bezugssystem (oben) und den Anschlüssen (unten) aus [Bos13a] . . . . .	83
4.3.2	Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung (blau) und Wahrscheinlichkeiten für die ein- zelnen Intervalle (rot) (reale Daten, iBolt Sensor aus Bettaufbau (links), simulierte Daten mit $\mu_{noise} = 2,4619V, \sigma_{noise} = 652,05 * 10^{-6}V$ (rechts) . . . . .	85
4.3.3	Betrachtung der Hysterese eines iBolt Sensors (Fußteil, links): Übersicht über alle Messfahrten mit dem Instron Zugmessgerät sowie über die theoretisch ermittelten Ergebnisse. Links: Gesamtdarstellung, Rechts: Ausschnitt zur Visualisierung der Abweichungen . . . . .	86
4.3.4	Betrachtung der simulierten Hysterese eines iBolt Sensors: Übersicht über einen Belastungsverlauf für vier ideale und vier reale simulierte Sensoren. Ausschnitt zur Visualisierung der Abweichungen . . . . .	88

4.4.1	Gesamtübersicht Modell . . . . .	89
5.1.1	Übersicht Erkennungssystem . . . . .	92
5.1.2	Merkmalsextraktionsschema . . . . .	94
5.1.3	Blockschaltbild „HMM-Training“ . . . . .	98
5.1.4	Blockschaltbild „HInit“nach [You06] . . . . .	98
5.1.5	Zuordnung von Unterabschnitten zu einzelnen States nach [You06] . . . . .	99
5.1.6	Blockschaltbild „HRest“nach [You06] . . . . .	100
5.1.7	Blockschaltbild „HRest“nach [You06] . . . . .	101
5.1.8	Blockschaltbild Klassifizierung . . . . .	101
5.1.9	Parametrierung des Erkennungssystems . . . . .	102
5.1.10	Modell der Erzeugung und Erkennung von Aktionen und Lagen des menschl. Körpers, nach [Fin03] . . . . .	103
5.1.11	Verwechslungsmatrix für Experiment 17 von 41 . . . . .	107
5.2.1	Bewegungsmodelle – Links: linearer Bewegungsablauf als Initialmodell, Rechts: beispielhafter Bewegungsablauf zur Verdeutlichung realer Bewegungsabläufe . . .	111
5.2.2	Testperson mit XSens-System (links) und Übersicht über die verschiedenen Sen- soren (rechts) . . . . .	112
5.2.3	Beispiel für vier unterschiedliche Positionen der Datenbank . . . . .	114
5.2.4	Bewegungsablauf der Datenbank . . . . .	115
5.2.5	Verfahren zur Erzeugung gemittelter Bewegungsdaten([Kit18]) . . . . .	116
5.2.6	Beispielhaftes lineares HMM mit vier States ohne Sprünge . . . . .	117
5.2.7	Bestimmung der zeitlichen Struktur aus einem HMM . . . . .	118
5.2.8	Distanzen zwischen HMM und dem entsprechenden Ursprungsdatensatz für die Bewegungen „auf den Bauch drehen“ (oben) und „auf die rechte Seite drehen“ (unten), Links: x-Koordinate, Mitte: y-Koordinate und Rechts: z-Koordinate . . .	121
5.2.9	Beispielhafter Bewegungsverlauf des rechten Schultergelenks der Testperson NH001 bei einem Wechsel der Lage von Rückenlage über Sitzen in Rückenlage . . . . .	123
5.2.10	Vergleich der Winkel im Bewegungsverlauf des rechten Schultergelenks, Links: gemittelter Verlauf, Rechts: Originaldaten der Testperson NH001 . . . . .	124
5.2.11	Verfahren zur Kombination und Optimierung gestörter Bewegungsdaten . . . . .	125
5.2.12	Bewegungsmöglichkeiten von Schulter und Ellbogen nach [Sch14] . . . . .	129
5.2.13	Bewegungsmöglichkeiten von Knie und Hüftgelenk nach [Sch14] . . . . .	130
5.2.14	Beispiel Körpervektor . . . . .	132
5.2.15	Ausschnitt des zeitlichen Verlaufs des Körpervektors $P_k$ für die Bewegungssequenz „Rückenlage-Sitzen-Rückenlage“ . . . . .	133
5.2.16	Ausschnitt Volumenausnutzung VA für die Bewegungssequenz „Rückenlage-Sitzen- Rückenlage“ . . . . .	133
5.2.17	Rauigkeit und Geschwindigkeit für die Bewegungssequenz „Rückenlage-Sitzen- Rückenlage“ . . . . .	135
5.2.18	Übersicht: Clustering Ansatz zur Optimierung gemittelter Bewegungsdaten (nach [Dem19]) . . . . .	136
5.2.19	Beispiel für die Datenstruktur nach der TWED Analyse für das Beispiel „Hinsetzen“137	
5.2.20	Dendrogramm, average linkage . . . . .	139
5.2.21	Ergebnisse TWED für die Bewegung „Hinsetzen“ - Baseline HMM . . . . .	141

5.2.22	Ergebnisse TWED für die Bewegung „Hinsetzen“ - Cluster HMM 1 bis 3 . . . . .	141
5.2.23	Ergebnisse TWED für die Bewegung „Hinsetzen“ - Cluster „Garbage“ HMM . . . . .	142
6.1.1	Übersicht der Modellbestandteile . . . . .	146
6.4.1	Übersicht und Fotos des funktionalisierten Betts der Kansas State University [Car20] . . . . .	152
6.4.2	Anpassung der Sensoranordnung des Modells an das funktionalisierte Bett der Kansas State University [Car20] (oben in blau: Anordnung der iBolt Sensoren, unten in grün: Anordnung der Sensoren LC des Kansas Betts) . . . . .	154
6.5.1	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Gewicht Rückenlage . . . . .	157
6.5.2	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Gewicht Seitenlage links . . . . .	157
6.5.3	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Standardabweichung Gewicht Seitenlage links . . . . .	158
6.5.4	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Körperschwerpunkt Rückenlage . . . . .	159
6.5.5	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Körperschwerpunkt Seitenlage links . . . . .	159
6.5.6	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Sensorspannungen Rückenlage . . . . .	160
6.5.7	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Sensorspannungen Seitenlage links . . . . .	160
6.5.8	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Übereinstimmung pro Sensor Rückenlage . . . . .	161
6.5.9	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Übereinstimmung pro Sensor Seitenlage links . . . . .	162
6.5.10	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Herzrate Rückenlage . . . . .	162
6.5.11	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Herzrate Seitenlage links . . . . .	163
6.5.12	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Atemrate Rückenlage . . . . .	164
6.5.13	Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Atemrate Seitenlage links . . . . .	164
6.5.14	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Gewicht Rückenlage . . . . .	168
6.5.15	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Körperschwerpunkt Rückenlage . . . . .	168
6.5.16	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Sensorspannungen Rückenlage . . . . .	169
6.5.17	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Herzrate Rückenlage . . . . .	170
6.5.18	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Atemrate Rückenlage . . . . .	170

6.5.19	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Abweichung Gewicht Rückenlage - modifizierte Verstärkungsfaktoren . . . . .	171
6.5.20	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Abweichung Körperschwerpunkt Rückenlage - modifizierte Verstärkungsfaktoren . . . . .	172
6.5.21	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Abweichung Sensorspannungen Rückenlage- modifizierte Verstärkungsfaktoren . . . . .	173
6.5.22	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Herzrate Rückenlage - modifizierte Verstärkungsfaktoren . . . . .	173
6.5.23	Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Atemrate Rückenlage - modifizierte Verstärkungsfaktoren . . . . .	174

# Tabellenverzeichnis

3.1	Übersicht Testpersonen . . . . .	31
3.2	Mittlere Abweichungen und Streuung der Atemrate . . . . .	36
3.3	Bereiche des menschl. Herzschlags [Sch97b] . . . . .	39
3.4	Mittlere Abweichungen und Streuung der Herzrate . . . . .	41
3.5	Übersicht Testpersonen . . . . .	43
4.2	Anthropometrische Basisdaten: Aufteilung der Teilmassen des Körpergewichtes und der Länge und Breite der Körperteile . . . . .	48
4.1	Zuordnung der Knotenpunkte zu Körperteilen und Massen . . . . .	49
4.3	Numerische Werte zur Simulation der BKG Parameter [Bur57] . . . . .	57
4.4	Numerische Werte zur Simulation der Atemmechanik [Jod66] . . . . .	65
4.5	Numerische Werte zur Simulation der Brustkorbkompensation[Del11] . . . . .	66
4.6	Intervalldauer und Amplitudenverhältnisse für ein BKG Signal [Jon50] . . . . .	69
4.7	Intervalldauer und Amplitudenverhältnisse des simulierten BKG Signals im Vergleich mit Daten aus [Jon50] . . . . .	71
4.8	Experimentell ermittelte Parameter für $\beta_{bed}$ und $D_{bed}$ des Bettgestells, Last 30kg . .	81
4.9	Hysteresemodell: Spannungswerte für die Simulation für beide Lastrichtungen der Sensoren . . . . .	87
5.1	Rahmenbedingungen für das HMM-Training . . . . .	97
5.2	Körperpositionen der iBolt Körperpositions-Datenbank . . . . .	105
5.3	Aktionen der iBolt Körperpositions-Datenbank . . . . .	105
5.6	Gesamtergebnisse Experiment 1 - 41 . . . . .	108
5.4	Ergebnisse Experiment 1 - 20 . . . . .	109
5.5	Ergebnisse Experiment 21 - 41 . . . . .	110
5.7	Aktionen und Körperpositionen der MoveHN Datenbank . . . . .	114
5.8	Parameter für die HMM Mittelung . . . . .	117
5.9	Zuordnung der Körperteile zu den Beschriftungen in den Abbildungen . . . . .	120
6.1	Validierungs- und Verifikationskriterien, nach [Rab08] . . . . .	145
6.2	Testset A: Übersicht Testpersonen für Simulation . . . . .	155
6.3	Testset A: Übersicht Parameter Testpersonen für Simulation . . . . .	156
6.4	Testset B: Übersicht Testpersonen für Simulation . . . . .	166
6.5	Testset B: Übersicht Parameter der Testpersonen für Simulation . . . . .	167
6.6	Übersicht Verstärkungsfaktoren . . . . .	171
6.7	Übersicht Erkennungsergebnisse simulierte Daten . . . . .	176

# Kapitel 1

## Einleitung

Das Bundesinstitut für Bevölkerungsforschung (BIB) prognostiziert im Pflegereport 2021 der Barmer GEK [Rot21] 6,2 Millionen Pflegebedürftige für das Jahr 2060. Diese Zahl ist wesentlich höher als die Summe der Einwohnerzahlen von Hamburg, München und Köln (ca. 4,4 Millionen Einwohner, Stand Ende 2020 [Sta22]). Weiterhin wird in [Rot15] angenommen, dass sich die Pflegedauer des Einzelnen erhöht und teilweise viele Jahre betragen kann. Neben der Überalterung der Gesellschaft werden auch kritische und chronische Zivilisationskrankheiten weiterhin ein Problem darstellen, welches in den letzten Jahren rapide zugenommen hat [Fuh14]. Das Ergebnis dieser Entwicklungen ist eine extrem hohe Anforderung an den Krankenhaus- und Gesundheitssektor, der eine Versorgung der steigenden Anzahl an Patienten bei gleichbleibender oder fallender Mitarbeiterzahlen im Bereich der Pflegekräfte gewährleisten muss. Gestützt wird diese Tatsache durch den aktuellen Bericht des Instituts der deutschen Wirtschaft [Hüt19], in dem auf den erhöhten Pflegebedarf einzelner Regionen in der BRD hingewiesen wird. Die Aufgabe, welche die Gesellschaft in den nächsten Jahren in diesem Bereich erwartet, ist klar formuliert. Es muss zeitnah an alternativen Lösungsansätzen gearbeitet werden, die eine Unterstützung von Patienten aber auch von Pflegekräften ermöglichen. Ein Lösungsansatz stellt die zeitnahe Detektion der Verschlechterung von Patientenzuständen dar, um diesen frühzeitig entgegen arbeiten zu können. Dazu muss der Fokus im Krankenhaus- und Gesundheitssektor weiter auf Präventionen gerichtet werden. Eine mögliche Vorgehensweise auf dem Weg zur Lösung des Problems stellt die Verwendung von Langzeitmonitoring-Systemen dar.

### 1.1 Themenschwerpunkt der Arbeit

Grundsätzlich liegt der thematische Schwerpunkt dieser Arbeit auf Verfahren und Systemen für ein präparationsfreies Langzeitmonitoring. Allgemein betrachtet ist das Monitoring eine lückenlose Überwachung der Vitalfunktionen eines Patienten, welches im Bereich der Medizin nicht nur in der Intensiv- und Notfallmedizin [Lis98, Fri13, Koc15] üblich ist, sondern auch bei chronisch kranken Patienten, die z.B. zyklisch den Blutdruck, den Blutzucker oder die Sauerstoffsättigung des Blutes etc. ermitteln und dokumentieren müssen [Fal18]. Eine Orientierung an bereits existierenden Verfahren zur apparativen und kontinuierlichen Ableitung von Patientenparametern führt primär in den Bereich der Intensiv- und Notfallmedizin [Lis98, Fri13, Koc15]. Hierbei sieht die erste Stufe als so genannte Routineüberwachung im intensivmedizinischen Monitoring zunächst die Erstellung eines Elektrokardiogramms, kurz EKG [Kli07, Fri13] vor.

Anhand des EKG wird die Summe der elektrischen Aktivitäten aller Herzmuskelfasern aufgezeichnet, um nachfolgend z.B. Herzrhythmus und Herzfrequenz zu beurteilen. Weiterhin werden

der Blutdruck [Koc15], die Sauerstoffsättigung des Blutes sowie die Atemaktivität mittels Pulsoxymetrie [Mat35, Lis98] sowie die Körpertemperatur [Drä13] erfasst.

Die Ableitung dieser Parameter würden sich ebenfalls für ein Langzeitmonitoring im nicht intensivmedizinischen Bereich anbieten. Doch lassen sich diese Parameter, je nach Art der Messung, nicht ohne spezifisches Equipment und sachkundiges Personal erfassen. Daraus ergibt sich für ein Langzeitmonitoring, das auch außerhalb des intensivmedizinischen Bereich Anwendung finden soll, der Bedarf an alltagstauglicher Ableitungsmethoden, wobei mit Einbußen bei der Güte der Messung gerechnet werden muss.

Dies sei kurz am Beispiel der Blutdruckmessung dargestellt. Im intensivmedizinischen Bereich wird der Blutdruck invasiv mittels arterieller Messung vorgenommen [Koc15], in nicht intensivmedizinischen Bereichen wird ein nicht-invasives Manschetten-Messsystem an Oberarm oder Handgelenk eingesetzt [Koc15].

Hierbei handelt es sich um ein weit verbreitetes und für den Anwender gut handhabbares Verfahren für das Langzeitmonitoring, welches jedoch, was die Genauigkeit betrifft, nicht mit dem invasiven Verfahren verglichen werden kann. Die Messung wird von vielen Menschen zyklisch durchgeführt [Kyl21] und neben dem Blutdruck kann auch die Herzfrequenz erfasst und je nach Art des Messgeräts kann zusätzlich vor Arrhythmien und Extrasystolen gewarnt werden. Eine absolute Priorität hat bei dieser Art des Monitorings eine regelmäßige und korrekt durchgeführte Messung und Protokollierung der Daten, um Veränderungen frühzeitig erkennen zu können. Hier liegt jedoch die Schwachstelle der nicht-invasiven Monitoring Systeme: Wird die Messung nicht korrekt durchgeführt und/oder nicht entsprechend dokumentiert, können fehlerhafte Einschätzungen des Patientenzustands entstehen.

Ein gemeinsamer Aspekt bei den Beispielen aus dem intensivmedizinischen, aber auch aus dem nicht intensivmedizinischen Bereich ist, dass in den meisten Fällen der Zustand des Patienten bereits einen schlechten oder ggf. sogar kritischen Status erreicht hat, der ein Monitoring unbedingt erforderlich macht.

Ein sinnvoller Ansatz besteht in einer langfristigen Begleitung eines Menschen, um eine eventuell auftretende Verschlechterung des Zustands frühzeitig zu detektieren bevor ein kritischer Zustand erreicht wird [Hei21]. Dies kann zum einen durch Vorsorgeuntersuchungen [Wel20] geschehen aber auch durch Gesundheitsmonitoring [Sta06]. Dadurch wird es möglich, bereits in einem frühen Stadium Maßnahmen zu ergreifen und so bestimmte Krankheitsverläufe positiv zu beeinflussen.

Da jedoch, wie bereits angemerkt, eine zyklische Messung und Dokumentation von Veränderungen im Bereich von z.B. Herz- und Atemrate, des Körpergewichts usw. über einen Zeitraum von Monaten oder Jahren nicht sinnvoll manuell und fehlerfrei durchführbar ist, bietet es sich an, alternative Messsysteme zu schaffen, die diese Funktionalität zuverlässig und fehlertolerant umsetzen.

Ein Ansatz für ein Messsystem, das für den Patienten eine unauffällige und präparationsfreie Messung ermöglicht, kann z.B. ein Möbel sein, in welchem mittels integrierter Sensoren entsprechende Parameter abgeleitet und anschließend ausgewertet werden können.

Als „präparationsfrei“ werden an dieser Stelle Monitoringsysteme verstanden, die ohne Vorbereitung des Patienten zur Ableitung von Patientenparametern verwendet werden können. Dabei ist es durchaus möglich, dass die Systeme kontaktbehaftet arbeiten, wie z.B. bei der Messung in einem Bett auf der Matratze (ohne jedoch Elektroden, Leitungen, Sensoren etc. am Körper anzubringen).

Nun muss herausgearbeitet werden, welche Parameter im Vergleich zu den im intensivmedizinischen Monitoring beschriebenen Parametern der ersten Stufen der Routineüberwachung mit

einem funktionalisierten Möbel präparationsfrei abgeleitet werden können. Ein Überblick zu den Möglichkeiten, die ein präparationsfreies System bietet, ist in Abbildung 1.1.1 dargestellt.

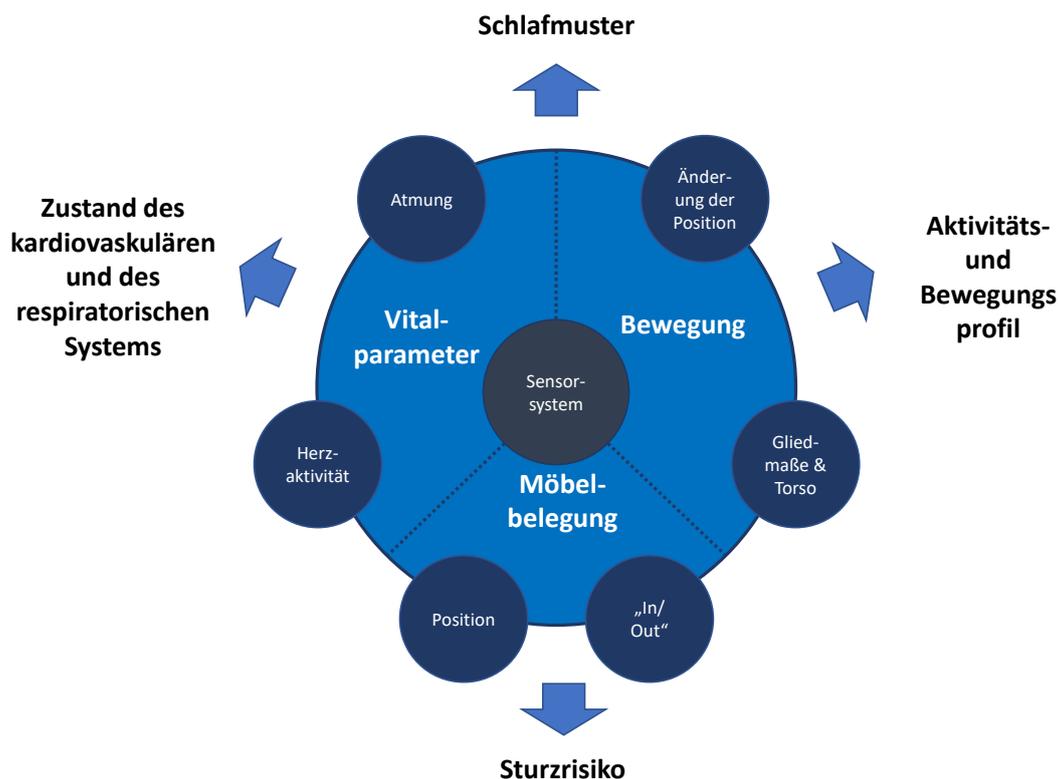


Abbildung 1.1.1: Durch präparationsfreie Sensorsysteme ableitbare Parameter

Die Grundparameter in Abbildung 1.1.1 können grob in die drei Bereiche „Bewegung“, „Belegung des Möbels“ und „Vitalparameter“ unterteilt werden. Aus diesen Parametern lassen sich dann z.B. das Schlafverhalten, Aktivitäts- und Bewegungsprofile z.B. zur Dekubitusprävention, die Sturzgefahr und der Zustand des kardiovaskulären und respiratorischen Systems ableiten. Dies ermöglicht es, Veränderungen des Patientenstatus durch die Aufzeichnung und Auswertung von Unregelmäßigkeiten automatisch zu erfassen, über einen langen Zeitraum auftretende Verschlechterung des allgemeinen Zustands des Patienten zu detektieren und entsprechend frühzeitig Gegenmaßnahmen einzuleiten.

So kann ein solches System zur Erhöhung der Sicherheit für den Patienten beitragen sowie das Pflegepersonal unterstützen, in dem z.B. durch eine Ermittlung des Dekubitusrisikos im Bereich der Dekubitusprävention ein automatisiertes Wenden des Patienten bedarfsgerecht durchgeführt werden kann, was zeitaufwändige und gegebenenfalls unnötige Arbeitsschritte optimiert.

Ähnliches gilt für die Sturzprävention, bei der frühzeitig eine Aufstehtendenz ermittelt wird und so z.B. ein Sturz aus dem Bett mittels Unterstützung durch die Pflegekraft verhindert werden kann. Generell trägt das Monitoring zur Entlastung des Pflegepersonals durch Vermeidung von automatisierten und fehleranfälligen Kontrollgängen durch zeitnahe und gezielte Meldung bei.

Zusammenfassend wird deutlich, dass im Vergleich zur intensivmedizinischen Routineüberwachung neben der Herz- und Atemaktivität keine weiteren Parameter der erste Stufe mit einem präparationsfreien System abgeleitet werden können. Jedoch bietet ein funktionalisiertes Möbel zusätzliche sinnvolle Parameter, die abgeleitet werden können und die im nicht intensivmedizinischen Bereich einen Mehrwert schaffen, gerade im Hinblick auf das Ungleichgewicht „Pflegende zu Patienten“, um Patienten und Pflegekräfte zu unterstützen.

Die Aufgabe von Seiten der Technik besteht nun darin, für die korrekte präparationsfreie Ableitung der Parameter zu sorgen. Hierzu werden neben geeigneten Messsystemen und Algorithmen entsprechend Daten für die Entwicklung und die Evaluation entwickelter Verfahren benötigt.

## 1.2 Zielsetzung der Arbeit

Die vorangegangene Betrachtung macht deutlich, dass es aktuell und zukünftig einen erheblichen Personalbedarf im Klinik- und Pflegeumfeld gibt. Weiterhin wird auch deutlich, dass dieser Bedarf nicht ausschließlich durch Personal gedeckt werden kann. Um dennoch eine Balance zwischen pflegebedürftigen Menschen und Pflegekräften, sowohl mit professionellem als auch mit informellem Hintergrund zu schaffen, bietet es sich daher an, in einigen Bereichen präparationsfreie Messsysteme zur Unterstützung einzusetzen.

Hierzu wurden und werden im Bereich der Forschung eine Vielzahl an neuen Systemen und Verfahren entwickelt. Erste kommerzielle Messsysteme sind bereits auf den sich gerade aufbauenden Markt, gekommen. Diese werden im Detail in Abschnitt 2.3 vorgestellt.

Die vorliegende Arbeit setzt im Vergleich zu aktuellen Verfahren und Systeme noch einen Schritt früher an und behandelt Ansätze zur modellgestützten Entwicklung, die im Rahmen der Entwicklung von präparationsfreien Messsystemen und deren Verfahren genutzt werden können.

Allgemeine lässt sich der Entwicklungsprozess in den Ingenieurwissenschaften, aber auch in anderen Disziplinen, wie in Abbildung 1.2.1 dargestellt, beschreiben. Die allgemeine Vorgehensweise „von der Idee zum Produkt“ besteht, grob gesehen, aus den dargestellten sieben Phasen.

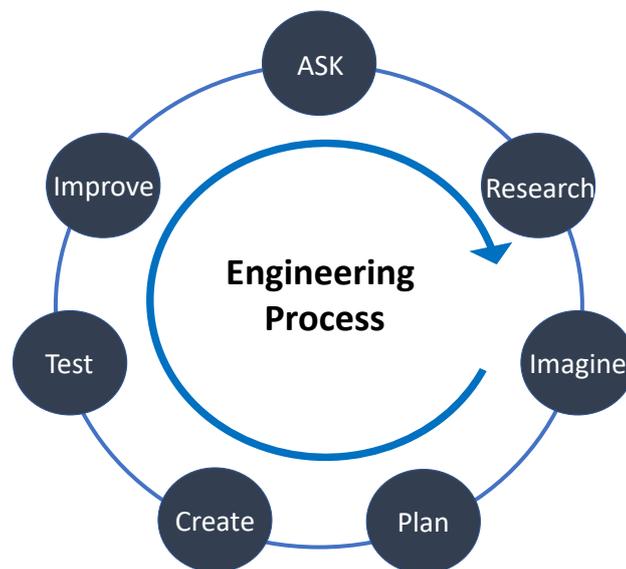


Abbildung 1.2.1: Beispiel für einen allgemeinen Entwicklungsprozess in den Ingenieurwissenschaften und anderen Bereichen

Diese Phasen werden nacheinander durchlaufen, wobei je nach genutztem Entwicklungskonzept auch Sprünge zurück in vorherige Phasen und Iterationen innerhalb einzelner Phasen möglich sind. Als Beispiel für häufig eingesetzte Vorgehensweisen im Bereich System- und Software-Engineering sind hier ISO/IEC/IEEE 15288:2015 [ISO15] und ISO/IEC 29110-4-1:2018 [ISO18] als modifizierte Version zu nennen. Die Einzelheiten dieses Themenbereichs sollen an dieser Stelle nicht weiter vertieft werden, hierzu wird auf entsprechende Literatur hingewiesen [Sey20].

Ein wichtiger Punkt, der an dieser Stelle jedoch verdeutlicht werden soll, sind die notwendigen Grundlagen für eine erfolgreiche Entwicklung. Neben den üblichen Informationen zu bereits bestehenden Systemen, die vor Beginn einer Entwicklung eingeholt werden (Punkt „Research“ in Abbildung 1.2.1) bedingen gerade Signalverarbeitungs- oder Mustererkennungssysteme weitere Informationen im Hinblick auf das fokussierte Entwicklungsziel in Form von Daten, wie z.B. Sprachdaten, Fotos, Videos oder Daten von medizinischen Systemen im Bereich der Biosignalverarbeitung.

Eine Möglichkeit besteht darin, Daten von bereits bestehenden Systemen zu nutzen, um das neue System damit zu entwickeln. In einigen Bereichen wie z.B. der Spracherkennung oder der Bildverarbeitung existieren mittlerweile große Datenbanken, die eingesetzt werden können.

Im Bereich der Biosignalverarbeitung ist die Datenlage hingegen oft nicht ausreichend. Dies liegt zum einen daran, dass Daten von realen Testpersonen nur mit erheblichem zeitlichen und dadurch auch finanziellen Einsatz, entsprechenden Freigaben von Ethikkommissionen und teilweise nur von geschultem Fachpersonal abgeleitet werden können. Zum anderen ist es mit sehr hohem Aufwand und erneutem Einsatz von geschultem Fachpersonal verbunden, diese Daten mit den entsprechenden Zusatzinformationen zu versehen (z.B. die korrekte Zuordnung der einzelnen Phasen des EKGs, Klassifizierung von Atevents etc.).

Eine Möglichkeit Informationen im Rahmen der Entwicklung zu beschaffen, ist die Nutzung von Referenzwerten aus medizinischer Fachliteratur, die jedoch wenig dynamisch und zu Teilen auch nicht ausreichend sind.

Ein weiterer Ansatz, der bereits in anderen Entwicklungsbereichen zum Einsatz kommt, stellt das modellbasierte Engineering dar. Dieser Ansatz wird von dem Model Based Engineering Subcommittee der NDIA [NDI11] wie folgt beschrieben:

„Modellbasiertes Engineering (MBE): Ein Engineering-Ansatz, der Modelle als einen integralen Bestandteil der technischen Basis nutzt. Dies beinhaltet Anforderungen, Analyse, Design, Implementierung und Verifikation einer Fähigkeit, eines Systems und/oder eines Produkts während des gesamten Lebenszyklus.“

Zusammenfassend ermöglicht das modellbasierte Engineering eine frühzeitige Annäherung an Fragestellungen und Probleme während der Entwicklung und damit ein besseres Verständnis für die eigentliche Aufgabe. Des Weiteren ermöglicht diese Vorgehensweise, Entwicklungen, die einer große Menge an Basisdaten bedürfen und die aus den bereits genannten Gründen nicht zur Verfügung stehen, trotzdem durchzuführen. Ein weiterer positiver Aspekt ist es, dass durch eine modellgestützte Entwicklung Zeit und Geld gespart werden kann, da sich der gesamte Entwicklungsprozess dynamischer gestalten lässt. So kann z.B. begleitend während der Recherche mit Simulationen begonnen werden, das Warten auf erste Funktionsmuster entfällt. Ein großer Nachteil dieser Methode jedoch ist, dass die Modelle für den jeweiligen Ansatz zunächst erstellt und verifiziert werden müssen.

An diesen Punkt knüpft die vorliegende Arbeit mit dem Ziel an, einen Modellbildungsansatz für ein präparationsfreies Messsystem auf Basis eines funktionalisierten Möbels, in diesem Fall ein Pflegebett, zu erstellen. Hierbei ist es vorgesehen das Gesamtmodell in drei Untergruppen zu unterteilen, um den Menschen, das Möbel und die Sensorik zu modellieren und diese Teilmodelle final zu einem mehrstufigen Modell zu kombinieren. Durch die Unterteilung werden sowohl die Simulationen des Gesamtsystems, als auch einzelne Simulationen auf Basis der Modellteile ermöglicht. Der schematische Aufbau des Modells ist in Abb. 1.2.2 dargestellt.

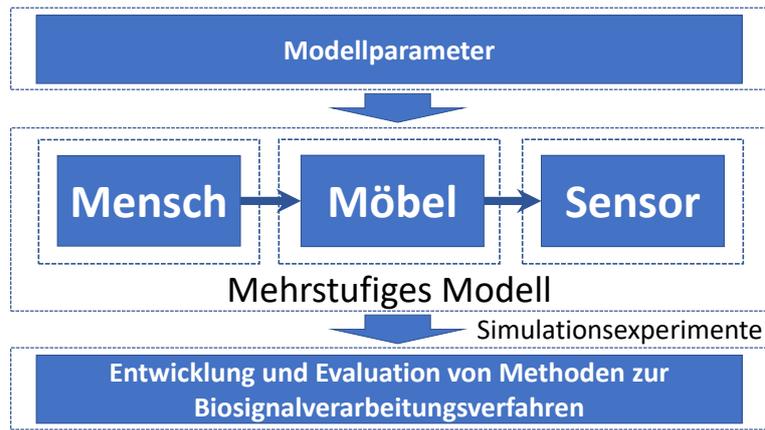


Abbildung 1.2.2: mehrstufiges Modell

Die Arbeit gliedert sich hierbei wie folgt. In Kapitel 2 werden die Grundlagen aus den Bereichen Modellbildung und Monitoring-Verfahren sowie der Stand der Technik dargestellt. In Kapitel 3 folgt anschließend die Vorstellung des entwickelten Prototyps eines funktionalisierten Pflegebetts als Grundlage für die Modellbildung. In Kapitel 4 wird das eigentliche mehrstufige entwickelte Modell mit initialen Evaluationen präsentiert. Kapitel 5 beschäftigt sich mit der Erweiterung und Optimierung des Modells. In Kapitel 6 folgt die Validierung des Modells. Die Arbeit endet in Kapitel 7 mit einer Zusammenfassung der Inhalte sowie einer Schlussfolgerung und Ausblicken.

## Kapitel 2

# Theoretische und methodische Grundlagen

Im folgenden Kapitel werden die Grundlagen für die Bereiche, die im Rahmen dieser Arbeit bearbeitet und betrachtet wurden, vorgestellt. Das Kapitel beginnt mit einer allgemeinen Übersicht über aktuelle Monitoring Verfahren. Darin wird an Beispielen gezeigt, wie der Goldstandard in Form eines optimalen Monitoring-Verfahrens aufgebaut ist und welche Parameter für eine Anwendung in den Bereich des präparationsfreien Monitoring übernommen werden können. Weiterhin werden grundlegenden Betrachtungen zur Modellbildung und Mustererkennung dargestellt. Das Kapitel schließt mit einer Übersicht des Stands der Technik im Bereich der Monitoring Verfahren.

### 2.1 Monitoring-Verfahren

Das Patienten-Monitoring ist eines der zentralen Elemente dieser Arbeit auf der die Verfahren und Modelle aufbauen. Aus diesem Grund werden im nachfolgenden Abschnitt aktuell verwendete Monitoring-Verfahren aus den Bereichen Intensiv- und Notfallmedizin sowie aus den Bereichen des herkömmlichen medizinischen und pflegerischen Alltags vorgestellt.

Medizinische Verfahren für das Patienten-Monitoring ermöglichen, wenn benötigt, eine nahezu lückenlose Überwachung der Vitalfunktionen eines Patienten und schaffen dadurch die Grundlage, um Rückschlüsse auf den Zustand und auf Änderungen des Zustands des Patienten zu ziehen.

Ausgangspunkt der Betrachtung ist die manuelle Krankenbeobachtung, die wohl älteste Methode des Monitoring. Von dieser Methode wurden viele, wenn nicht sogar alle, neuzeitlichen Monitoring-Verfahren abgeleitet bzw. durch diese weiterentwickelt. Allgemein kann festgehalten werden, dass der Umfang des Monitoring in erster Linie stark vom Zustand und der Erkrankung des Patienten abhängig ist. Somit richtet sich auch die Art, die Dauer und die Vielfalt der angewendeten Monitoring-Verfahren danach.

Grundlegend können Monitoring-Verfahren in invasive bzw. minimal-invasive Verfahren (d.h. Verfahren, bei denen für das Monitoring in den Körper der Patienten, ggf. auch verletzend, eingedrungen wird) und nicht-invasive Verfahren (Anwendungen, bei denen die für das Monitoring notwendigen Sensoren, Elektroden etc. an der Körperoberfläche der Patienten platziert werden können) unterteilt werden. Ergänzende Sonderformen stellen hierbei die so genannten präparationsfreien Verfahren dar (Monitoring-Systeme, die den Patienten aufnehmen bzw. umschließen und bei denen der Patient keine oder eine minimale Vorbereitung erfährt).

Alle Verfahren haben gemeinsam, dass die jeweiligen Messwerte über entsprechende Wandler in elektrische Signale gewandelt werden und mittels A/D Umsetzung in einem geeigneten Rechnersystem weiterverarbeitet werden können. Somit wird es möglich, mittels geeigneter Methoden retrospektive und aktuelle Daten zu fusionieren und entsprechend aufbereitet als Unterstützung für medizinisches und/oder pflegerisches Personal nutzbar zu machen.

### 2.1.1 Invasive Verfahren

Invasive Monitoring-Verfahren kommen häufig zum Einsatz, wenn zum einen hohe Anforderungen an Genauigkeit und Häufigkeit der Messung gestellt werden und zum anderen der Zustand des Patienten kein anderes Verfahren erlaubt.

Wird zum Beispiel eine fortwährende Blutdruckmessung benötigt, kann mittels der arteriellen Blutdruckmessung [Koc15] eine kontinuierliche Messung des arteriellen Blutdrucks erfolgen. Diese ermöglicht auch eine genaue Messung bei Hypotension, Arrhythmie und bei nicht pulsatilem Blutfluss. Bei nicht-invasiven Verfahren werden hingegen keine sinnvollen Ergebnisse geliefert. Die Grundvoraussetzung für die invasive Messung des arteriellen Blutdrucks ist ein intraarterieller Gefäßzugang bei dem nach Punktion von einer geeigneten Arterie ein Katheter in das Gefäß eingebracht wird. Anschließend wird der Katheter mittels einer Druckleitung an einen Druckwandler angebunden, um die Blutdruckwerte entsprechend in ein digitales Signal zu wandeln und in einer entsprechenden Rechneinheit weiter zu verarbeiten.

Auch die Messung der Atemgaszusammensetzung z.B. mittels Bronchoskop, welches in die Bronchien der Lunge eingeführt wird, fällt in den Bereich der invasiven Monitoring-Methoden. Das Verfahren wird hauptsächlich zur Konzentrationsbestimmung verschiedener Gase wie Sauerstoff und Kohlendioxid in der Atemluft verwendet. Es lässt aber auch eine Bestimmung von Anästhetika zu, und erhöht so den Sicherheitsstandard bei Narkosen [Koc15].

Weitere invasive Monitoring-Verfahren sind die invasive Messung der Körperkerntemperatur [Drä13], sowie die Messung des zentral-venösen-Drucks, die Pulmonal arterielle Druckmessung [Koc15] und die Messung des Hirndrucks und Bestimmung des Herzminutenvolumen, um einige Anwendungen zu nennen.

Da invasive Monitoring-Verfahren nicht im Fokus dieser Arbeit liegen wird im weiteren Verlauf nicht weiter auf invasive Monitoring-Verfahren eingegangen.

### 2.1.2 Nichtinvasive Verfahren

Die Anwendung von nichtinvasiven Verfahren fällt auch in den Anwendungsbereich des Langzeit-Monitorings und wird nachfolgend näher betrachtet. Allgemein gesehen sind alle technischen Geräte und Verfahren, die im Bereich Monitoring zur Diagnostik oder Therapie eingesetzt werden, aber nicht in den Körper des Patienten eingebracht werden, zu den nichtinvasiven Verfahren zu zählen.

Das können zum Beispiel EKG-Elektroden, Ultraschallköpfe oder Monitore am Patientenbett oder in Funktionsabteilungen sein. [Kra17]. Nachfolgend sind die gängigsten Verfahren aufgelistet.

- **Pulsoxymetrie:** Das Verfahren ermöglicht eine Messung der arteriellen Sauerstoffsättigung durch die Bestimmung der Farbe des Blutes zwischen einer Lichtquelle und einem Photodetektor und basiert auf der Messung der Lichtabsorption im durchstrahlten Gewebe bei der sich die Lichttransmission umgekehrt proportional zur Konzentration des Hämoglobins verhält [Lis98]. Als Messorte war zunächst das Ohr vorgesehen [Mat35] und wurde später auf

die Finger erweitert [Lis98].

- **Elektrokardiographie (EKG):** Das EKG dient zur Ableitung der Summe der Herzaktionspotenziale, die von spontan aktiven spezialisierten Muskelzellen des menschlichen Herzens ausgelöst werden. Hierbei ermöglicht das EKG eine Erfassung der Veränderungen der elektrischen Potenziale des Herzens im zeitlichen Verlauf [Fri13]. Das EKG wird über Hautelektroden am Oberkörper mittels einer Zwölfkanalableitung erfasst [Kli07].
- **Blutdruckmessung:** Das Messprinzip beruht darauf, dass eine am Oberarm angelegte Manschette aufgepumpt wird, bis die Arterie am Oberarm durch den Manschettendruck komplett verschlossen ist. Anschließend erfolgt ein langsames und kontrolliertes Ablassen der Luft aus der Manschette. Der Wert des systolischen Blutdrucks richtet sich nach dem Manschettendruck, bei dem ein erster Puls wieder tastbar wird. Der Wert des diastolischen Blutdrucks wird anhand des Manschettendrucks festgelegt, wenn der Blutstrom durch die Manschette über den ganzen Herz-Zyklus nicht mehr unterbrochen wird. [Koc15]
- **Körpertemperaturmessung:** Das Messprinzip beruht auf einer Messung der Hauttemperatur im Bereich der Stirn mittels Temporalarterienthermometer oder im Bereich der Achsel. Die axillare Temperaturmessung ist, obwohl die Messung als unzuverlässig gilt, eine der am häufigsten angewendeten Messmethoden [Drä13]. Hierbei wird ein Thermometer in der Nähe der Arteria axillaris in die Achselhöhle eingelegt. Die Messdauer beträgt einige Minuten, dabei wird das Thermometer über ein Anpressen des Oberarmes in der Achselhöhle des Patienten fixiert [Drä13]. Das Verfahren gilt als langsam, anfällig für Messfehler und ungenau.
- **Elektroenzephalographie (EEG):** Die EEG wird zur Überwachung des zentralen Nervensystems z.B. beim Narkosemonitoring verwendet. Hierbei wird mittels EEG die spontane elektrische Aktivität an der Oberfläche des Skalpels abgebildet die sich aus muskulären Anteilen und elektrischer Aktivität des Gehirns, insbesondere des Kortex zusammensetzt [Lis98].
- **Oberflächen-Elektromyographie (OEMG):** Mittels OEMG werden elektrische Vorgänge in der Muskulatur erfasst. Dazu werden durch Elektroden an der Hautoberfläche Summenaktionspotentiale, die bei einer Aktivierung des zu beobachteten Muskels entstehen, abgeleitet. [DGA13]

### 2.1.3 Präparationsfreie Verfahren

Die präparationsfreie Ableitung von Patientenparametern stellt eine Sonderform der nicht-invasiven Verfahren dar und wird nachfolgend am Beispiel der Ballistokardiographie, welche den Ursprung der präparationsfreien Messsysteme darstellt, als exemplarisches Verfahren im Detail vorgestellt und betrachtet. Da die Ballistokardiographie, kurz BKG, ein zentrales Element der vorliegenden Arbeit darstellt, wird diese detaillierter betrachtet.

#### **Ballistokardiografie**

Die Ballistokardiografie ist eine nicht- invasive und präparationsfreie Technik zur Aufzeichnung der Herzaktivität. Die Grundlage dieser Technik bildet die Ableitung der Kräfte des Herzens, welche durch myokardiale Wandbewegung und die Beschleunigung des Blutes in den großen Gefäßen des Körpers während der Systole und Diastole verursacht werden.

Als Einleitung in das Thema ist zur Anschauung ein kommerzielles BKG System aus der Hochphase der Ballistokardiographie um 1953 in Abb. 2.1.1 dargestellt (siehe auch Abbildung 2.1.2, 1). Dieses gegebenenfalls etwas antiquiert anmutende System entsprach dem damaligen Stand der Technik und repräsentiert sehr gut die Basisidee des BKG in Form einer hängenden Messplattform. Die Funktionalität des Systems wird nachfolgend beschrieben und in Kapitel 4 noch einmal im Rahmen der Modellbildung aufgegriffen.

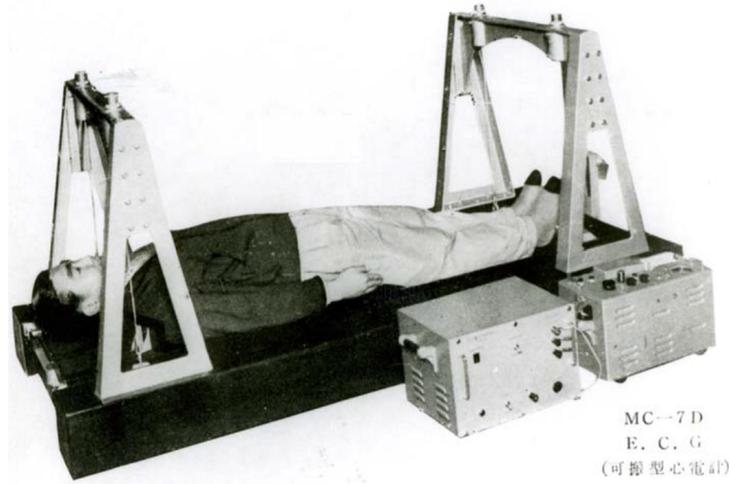


Abbildung 2.1.1: MB-1 Ballistokardiograph, kommerzielles System der Firma Nihon Kohden – Japan von 1953 [Pin10]

Zunächst soll die Historie der BKG betrachtet werden. Dazu ist in Abbildung 2.1.2 eine Statistik der Veröffentlichungen zum Thema Ballistokardiographie seit 1946 (Quelle:pubmed.gov, Suchworte: ballistocardiogram; ballistocardiography) zusammen mit einigen ausgewählten Systemen dargestellt. Das dieser Arbeit zugrunde liegende entwickelte System, welches in Kapitel 3 beschrieben wird, ist zur zeitlichen Einordnung in Abbildung 2.1.2 unter Nummer 4 abgebildet.

Aus dem zeitlichen Verlauf in Abbildung 2.1.2 ist deutlich zu erkennen, dass das wissenschaftliche Interesse an BKG-Systemen seine Hauptzeit in den Jahrzehnten von 1950 bis etwa 1975 hatte, dann abfiel und erst ab etwa 2006 wieder aufkam. Die Gründe dafür sind nachfolgend dargestellt.

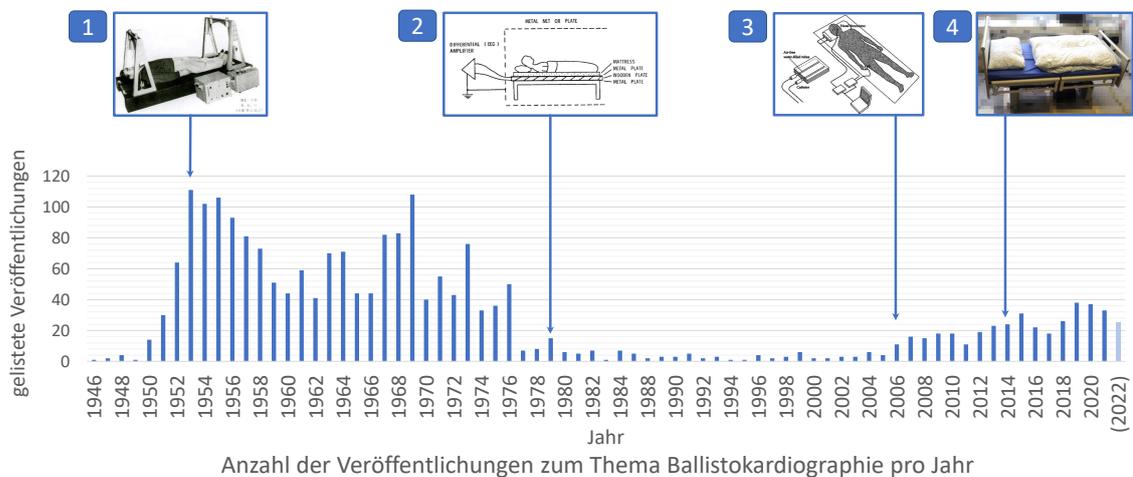


Abbildung 2.1.2: Statistik der Veröffentlichungen zum Thema Ballistokardiographie seit 1946 (Quelle:pubmed.gov, Suchworte: ballistocardiogram; ballistocardiography)

Das erste bzw. älteste System zur präparationsfreien Ableitung der Herzaktivität stellten Gordon et al. [Gor77] 1877 vor, welches aus einem Bett, das mit Seilen an der Decke befestigt war, bestand und in das eine Person hineingelegt wurde. Gordons Theorie besagte, dass das Bett durch die auftretenden Kräfte des Herzens gemäß dem dritten newtonsche Axiom (Wechselwirkungsprinzip) synchron zur Herzaktivität entgegen der Beschleunigungsrichtung des Blutes bewegt wird. Die durch die Bewegung auftretende Auslenkung des Betts wurde aufgezeichnet und ausgewertet.

Das Ausgangssignal eines Ballistokardiographen ist nachfolgend in Abbildung 2.1.3 dargestellt. Hierbei handelt es sich um den theoretischen Verlauf nach [Sca56]. Dieser ist messtechnisch aus Gründen von begrenzter Auflösung und Überlagerungen mit Störanteilen unter Umständen nicht vollständig erfassbar.

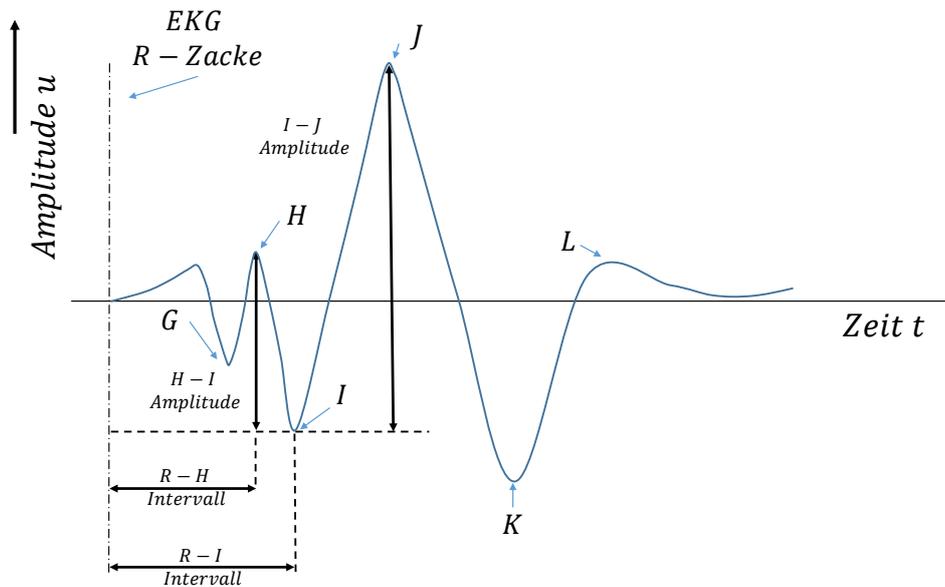


Abbildung 2.1.3: theoretisches BKG Signal, nach [Sca56]

Der Signalverlauf eines BKG kann in drei Phasen der Herzaktivität unterteilt werden [Pin10]. Diese sind die eher vernachlässigte prä-Systole, die Systole und die Diastole. Die Signalanteile der Systole und Diastole werden nachfolgend im Detail dargestellt und die Herzaktivität wird mit der Auslenkung des BKG korreliert.

- Systolische Wellen

- H Welle: Die H-Welle korreliert mit dem Start des Blut-Auswurfes aus dem Herzen und erzeugt eine Verschiebung des Körpers in Kopfrichtung des Menschen - dies lässt sich nach [Pin10] durch einen schlagartige Verlangsamung des Blutflusses im Herzen erklären. Es kommt mit dem Einsetzen der Systole zu einem schnellen Anstieg des intraventrikulären Drucks und der Blutfluss in die Ventrikel wird abrupt gestoppt. Dieser Effekt wird durch die H-Welle wiedergespiegelt.
- I Welle: Während der frühen Systole kommt es zu einem Rückstoß des Körpers in Fußrichtung während der Austreibungsperiode, was zu der steilen I Welle in Abbildung 2.1.3 führt. Dieser Effekt wird durch die Beschleunigung des Blutes sowohl in die Lungenarterie als auch in den Aorten-Bogen hervorgerufen.

- J-Welle: In der späten Systole prallt das ausgeworfene Blut an die Krümmung der Aorta an, es kommt zu einer abrupten Umkehr der Flussrichtung und erzeugt so die größte, in Kopfrichtung verlaufende Welle des Ballistokardiogramms.
- K-Welle: Vor dem Ende der Systole tritt die K-Welle auf. Diese verläuft in Fußrichtung des Menschen und ist nach [Pin10] auf eine Verlangsamung des Blutes durch den peripheren Widerstand in der absteigenden Aorta und durch eine Reduktion der Auswurfgeschwindigkeit am Ende der Systole zurückzuführen.
- Diastolische Wellen (nicht vollständig dargestellt)
  - L- und N-Wellen: Diese Wellen treten als zwei kleinere Ablenkung in Kopfrichtung auf.
  - M-Welle: Die M-Welle tritt als Verschiebung in Fußrichtung auf.
  - Die L,M und N Wellen basieren auf Aortenkräften die Ihre Ursache in verschiedenen, an dieser Stelle nicht weiter diskutierten Phänomenen des menschlichen Blutkreislaufsystems haben [Pin10].

Während der Hauptphase der Kontraktion werden ca. 80 g Blut aufwärts (in Kopfrichtung) mit einer Geschwindigkeit von 30 cm/s gepumpt, die dann zu den beiden dominanten Wellen I und J führen. Die R-Zacke des EKG kann zur Synchronisierung genutzt werden, wie in Abbildung 2.1.3 dargestellt ist. Aus den zeitlichen Beziehungen und den Beziehungen der Amplitudenwerte der jeweiligen Minima- oder Maxima der Wellen können, wie Eingangs bereits dargestellt wurde, verschiedene Zusammenhänge im Bezug zur Herzaktivität abgeleitet werden. Dies wird an dieser Stelle jedoch nicht weiter betrachtet. Die Grundlagen des BKG Systems werden für die Modellbildung an späterer Stelle noch einmal aufgegriffen und modellhaft beschrieben. Nachfolgend ist noch einmal der Signalverlauf der BKG im Vergleich zur EKG in Abb. 2.1.4 dargestellt.

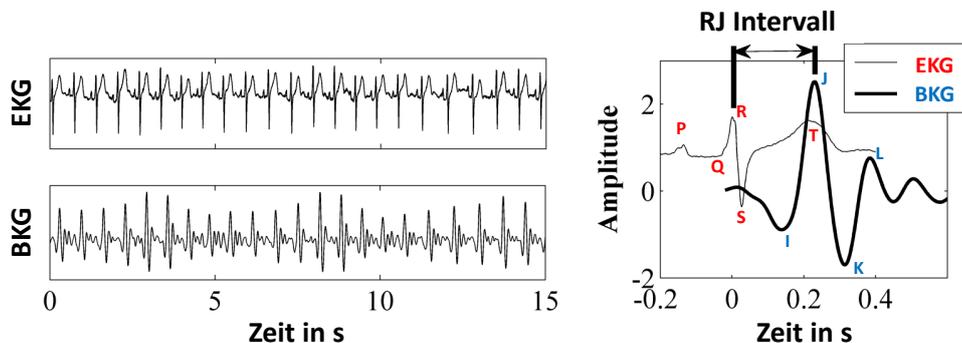


Abbildung 2.1.4: Vergleich der Signalverläufe EKG - BKG nach [Ina08]

Hierbei wird deutlich, dass die R-Zacke des EKG sowie der J Komplex des BKG den markantesten Teil der Verläufe darstellen und z.B. zur Ermittlung der Herzfrequenz (Abstand RR, Abstand JJ) verwendet werden kann. Gordon hatte bei seinem Aufbau neben einer unpraktischen Messanordnung und ungenauen Messergebnissen das Problem, dass das Signal durch Störanteile, bedingt durch die Atemaktivität, überlagert wird. Auch durch die Atmung tritt zusätzlich eine Massenverschiebung des Körpers [Win66] auf, die zeitgleich mit dem Ballistokardiographen erfasst und aufgezeichnet wird. Um einen besseren Überblick zu ermöglichen ist in Abb. 2.1.5 beispielhaft der Verlauf eines BKG Signals eines aktuellen Systems als Rohsignal (Oben) und nach einer Filterung

zur Signaltrennung (Mitte und Unten) dargestellt. In dem gefilterten Signalverlauf in der Mitte lässt sich gut der durch die Atemaktivität resultierende sinusförmige Signalverlauf erkennen. In dem gefilterten Signalverlauf unten wird eine Folge von BKG-typischen Komplexen, bedingt durch die Herzaktivität, deutlich.

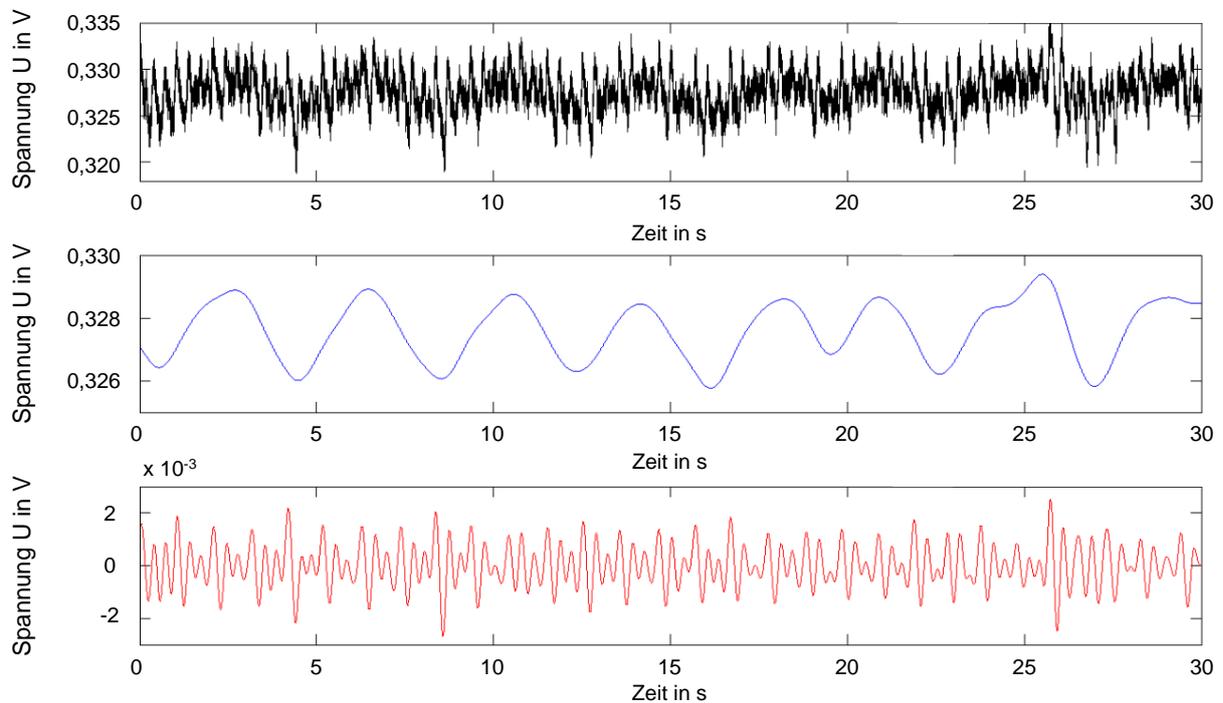


Abbildung 2.1.5: Signalverlauf des Differenzsignals von vier Kraftmesszellen (Oben), nach einer Tiefpass-Filterung (Mitte), nach einer Bandpass-Filterung (Unten)

Die Überlagerung beider Signalanteile ist in Abbildung 2.1.5 oben zu erkennen und vermittelt einen Eindruck, auf welche Probleme Gordon bei der Verwendung seines Systems stieß. Da das primäre Interesse Gordons der Herzaktivität galt, wurden die Testpersonen als initiale Kompensationsmaßnahme dazu angehalten während der Messung den Atem anzuhalten [vW52]. Jedoch wurden die Restriktionen des Systems schnell deutlich. So wurde nach der Legung des Grundsteins für ein präparationsfreies Verfahren im Jahr 1877 erst 1939 von Isaac Starr et al. [Sta39] der Aufbau eines so genannten „Ballistokardiographen“ vorgestellt, welcher als Beginn der modernen Ballistokardiografie [Pol57] gesehen werden kann.

Weitere Systeme wurden von Nickerson [Nic44] und Dock [Doc49] realisiert, die die Probleme des Starr Systems beheben sollten. Jedoch waren bei allen bis dato entwickelten Systemen durch die verfügbaren Technologien elektrische und mechanische Restriktionen vorhanden [Pin10] und die physiologische Interpretation der Signale war nicht eindeutig geregelt. Dies wurde erst 1956 vom Komitee für BKG Terminologie [Vog12] basierend auf einer Arbeit von Starr aus dem Jahr 1939 festgelegt und regelt die Standard-Nomenklatur, sowie die Identifikation der einzelnen Anteile des BKG Signals. Die Ballistokardiografie konnte, im Gegensatz zum EKG, keine breite Anwendbarkeit als Diagnoseverfahren erreichen. Das war bedingt durch wirtschaftliche Gründe sowie durch Schwierigkeiten bei der klinischen Anwendung und Interpretation. So verlor das Forschungsfeld der BKG in der wissenschaftlichen Gemeinschaft an Interesse.

Erst Anfang 1980 wurde die BKG wiederentdeckt, nachdem ein gesteigertes Interesse an prä-

parationsfreien und für den Patienten unaufdringlichen Messsystemen bestand und sich der Fokus von der Diagnose und Prognose von kardiovaskulären Erkrankungen [Gio11] in Richtung der Monitoringsysteme verschob. Des Weiteren wurde die Überlagerung des BKG Signals durch Anteile der Atmung mittlerweile als sinnvolles Nutzsignal betrachtet, da die beiden Signalanteile automatisch verarbeitet [Sal86] und mittels Methoden der digitalen Signalverarbeitung aus dem Rohsignal separiert werden konnten. So wurde es möglich, gezielt Parameter, die z.B. Aussagen zu Herz- und Atemraten ermöglichen, abzuleiten [Pin12]. Ein früherer Ansatz zur Durchführung einer „modernen“ BKG wurde 1981 von Alihanka et al. [Ali81] vorgestellt, dieser basiert auf einem kapazitiven Sensor. Durch Massenänderungen wird eine Kapazitätsänderung verursacht, die über die Zeit ausgewertet werden kann, um Herz- und Atemaktivität abzuleiten. Das System ist schematisch in Abb. 2.1.6 dargestellt (siehe auch Abbildung 2.1.2, 2).

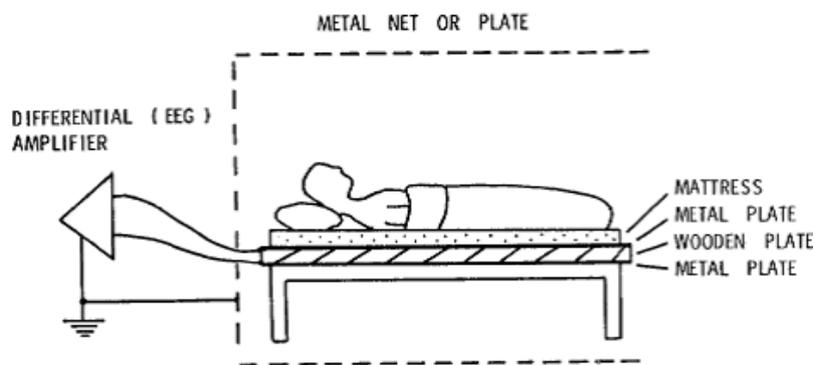


Abbildung 2.1.6: Aufbau des "Static charge sensitiv bed" [Ali79]

Ein Durchbruch bei der Realisierung der BKG gelang Koivistoinen et al. 2004 [Koi04] mit der Entwicklung eines „funktionalisierten“ Stuhls. Hierbei wurde in die Sitz- und Lehnfläche eines Stuhls ein elektromechanischer Filmsensor (EmFi) eingearbeitet. Der Sensor basiert auf einem elastischen permanent geladenen elektrischen Film, bei dem die Ausübung einer Kraft eine Ladungsänderung proportional zur angelegten Kraft bewirkt. Ein Anwendungsbeispiel zeigen Kim et al. [Kim07] 2007 bei der Integration eines EmFi Sensors in einem Rollstuhl zur Durchführung von Langzeitmessungen als Unterstützung für Menschen mit Behinderung. Auch das Bett bietet sich, wie bereits von Alihanka gezeigt wurde, für eine Langzeitmessung an, da hier eine Aufenthaltsdauer von 6 Stunden und mehr für eine Messung zur Verfügung steht. Shin et al. stellen 2006 einen Messaufbau [Shi06] vor, der als Sensor eine Luftmatte in einem Bett verwendet. Aus der durch Masseverschiebung bedingten Luftdruckänderung in den einzelnen Zellen kann die Herz- und Atemaktivität abgeleitet werden. Ein weiteres BKG-System stellen Zhu et al. 2006 vor [Zhu06], bei dem mit einem prototypischen Sensor unter dem Kopfkissen, welcher aus zwei wassergefüllten Kunststoffrohren besteht, die Herz- und Atemaktivität abgeleitet wird (siehe auch Abbildung 2.1.2, 3).

Neben Sensortypen die auf der Detektion von Ladungs- oder Druckänderungen beruhen werden Kraftmesszellen zur BKG Ableitung eingesetzt. Diese werden z.B. im Bettgestell oder unter die Füße des Bettes integriert [Bea09] oder in Form einer modifizierten Badezimmerwaage [Wil90] genutzt. Beattie et al. beschreiben 2009 ein System, das Kraftmesszellen unter den Bettfüßen zur Klassifizierung von Atevents [Bea09] in Form von zentralen Apnoe und obstruktiven Apnoe/Hypopnoe verwendet. Etemadi zeigte in einer Untersuchung 2011 [Ete14], dass es unter Verwendung eines BKG Systems in Form einer Körperwaage in Kombination mit einem EKG möglich ist, Informatio-

nen über die myokardiale Kontraktilität einer Testperson abzuleiten, indem die Präejektionsperiode (PEP) ermittelt wird. Jedoch wird auch in dieser Arbeit deutlich, dass die Extraktion einzelner Signalanteile des BKG Signals besondere Schwierigkeiten mit sich bringt und komplexere Methoden der Biosignalverarbeitung notwendig macht. Weiterhin sind neben Störungen im Signal auch die Körperhaltungen, die die Testperson in einem BKG-System einnimmt, von großer Relevanz bei der Signalauswertung. So wurde von Javaid et al. 2015 [Jav15] gezeigt, dass gerade bei Systemen, in denen die Person bei der Messung steht oder sitzt, eine starke Abhängigkeit zwischen der Qualität des Signals und der Körperhaltung besteht.

## 2.2 Modellbildung

Nach der Übersicht über die verschiedenen Gebiete der Biosignalverarbeitung und des Monitorings soll nun der Bereich der Modellbildung näher vorgestellt werden.

Grundlegend ausgedrückt dient Modellbildung allgemein dazu, ein reales System mittels entsprechender Notation zu beschreiben und für Experimente unter Verwendung adäquater Eingabeparameter nutzbar zu machen.

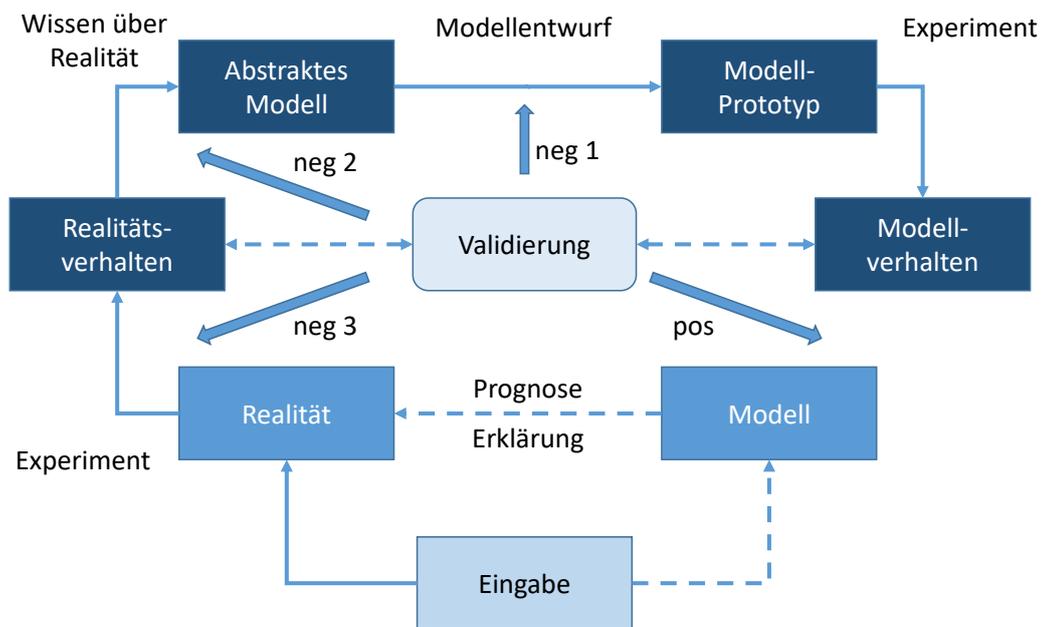


Abbildung 2.2.1: Grundprinzip Modellbildung, nach [Alt03]

Der theoretische Ablauf zur Erstellung eines Modells ist in Abbildung 2.2.1 dargestellt und wird nachfolgend kurz beschrieben. Um die geforderte Güte des Modells zu erreichen kann es notwendig werden, einzelne Schritte wiederholt zu bearbeiten bis diese erreicht ist.

**Realität** Der Ausgangspunkt der Modellbildung ist das zu beschreibende reale Objekt (im Weiteren als System bezeichnet) mit seinen Eingangsparametern. Das Objekt liegt als Grundlage vor. Dies kann z.B. ein einzelner Sensor aber auch ein vollständiges Messsystem sein, das abgebildet werden soll.

**Realitätsverhalten** Als initialer Schritt wird zunächst das Realitätsverhalten des Systems, welches als Modell abgebildet werden soll durch Experimente dokumentiert, z.B. in Form von Be- und Entlastungstest bei Sensoren. Liegt ausreichend Kenntnis des zu modellierenden Systems vor („Wissen über Realität“), kann ein initiales Modell erstellt werden.

**Abstraktes Modell** Das initiale Modell wird aus dem zuvor abgeleiteten Wissen über die Realität erstellt und ist in diesem Prozessschritt noch als abstrakt anzusehen, was eine entsprechende Validierung und Optimierung notwendig macht. Aus dem abstrakten Modell folgt der erste Modellentwurf.

**Modell Prototyp** Der Modellprototyp liegt vor und kann durch Experimente validiert werden. Zeigt der Prototyp nicht das gewünschte Verhalten, wird an entsprechender Stelle in der Modellbildungskette der Parametersatz angepasst. Bei erfolgreichen Experimenten liegt eine gültige Beschreibung des Modellverhalten vor.

**Modellverhalten** Das Modellverhalten kann zur endgültigen Beschreibung des Modells verwendet werden.

**Modell** Anhand des Modells lassen sich über vergleichbare Eingaben, wie bei dem realen Vorbild, Prognosen und Erklärungen finden, die in der Realität nicht ohne erheblichen Aufwand oder Kosten hätten getestet und verifiziert werden können. Hierbei sind aber Realität und Modell nicht zwingend unmittelbar vergleichbar.

**Validierung** Jeder Schritt der Modellbildung unterliegt einer Validierung, bei negativen Ergebnissen der Validierung müssen die entsprechenden Punkte erneut betrachtet werden.

Es entsteht somit ein (ggf. vereinfachtes) Abbild einer (mitunter partiellen) Realität. Hierbei ist die Anwendung von Modellen vielfältig. Es existieren Modelle in den Bereichen Klimatologie, Finanzen, Gesellschaftswissenschaften, Ingenieurwissenschaften bzw. Naturwissenschaften, Medizin etc., um einige Beispiele zu nennen. Die dargestellte Vorgehensweise ist allgemein anwendbar und gilt auch für Funktionsmodelle etc. Nachfolgend werden jedoch mathematische Modelle betrachtet.

### 2.2.1 Biomechanische Modellbildung

Die modellhafte Beschreibung des Menschen für Simulationsaufgaben erfordert Ansätze, Betrachtungen und Verfahren aus dem Bereich der Biomechanik und der Modellbildung [LD01, Sim09, vM08]. Hierbei werden, neben kinematischen Ansätzen zur Beschreibung von Charakteristiken mit räumlich/zeitlichem Bezug und dynamischen Ansätzen zur Beschreibung der Wirkung von Kräften auf Körper, [Bri12] je nach Modell anthropometrische [Par99, Dri64] und dynamometrische Betrachtungen eingesetzt, um zusätzlich neben den Parametern des Menschen (Alter, Größe, Gewicht, Körperbau, ...) auch die ableitbare Messgrößen [Sen01] in Modellen mit zu berücksichtigen.

Ein theoretisches Modell im Bereich der Bettsensorik beschreibt Nukaya et al. [Nuk12] für einen piezokeramischen Sensoraufbau zur Detektion von Mikrovibrationen aus Herzschlag, Atmung, Körperbewegung, Positionsänderungen und Bewegungen, bedingt durch Kratzen (zur kurzfristigen Kompensation von z.B. Juckreiz) einer Person in einem Bett. Hierzu verwenden die Autoren die in

Abbildung 2.2.2 dargestellte modellhafte Beschreibung, in der die zu den Effekten korrelierenden Kräfte betrachtet werden. Dies ermöglicht den Autoren, die praktisch gefundenen Signale durch eine Analyse des theoretischen Zusammenhangs zu validieren.

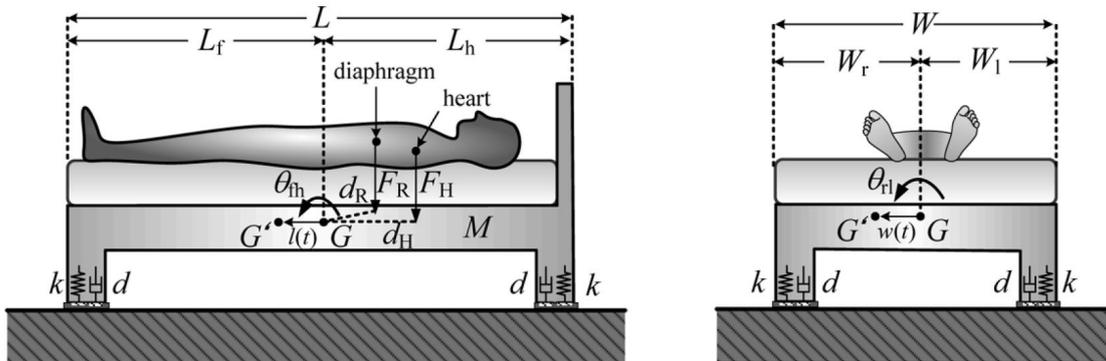


Abbildung 2.2.2: Modellhafte Beschreibung eines funktionalisierten Betts [Nuk12]

Allgemein betrachtet existieren zur Modellbildung des Menschen verschiedene Verfahren, die entsprechend der geforderten Komplexität des Modells, Anwendung finden. Nachfolgend sind diese als Überblick in aufsteigender Reihenfolge in Bezug zur Komplexität der Modelle dargestellt [AG09, HAR13]. An dieser Stelle soll darauf hingewiesen werden, dass ein Modell zur entsprechenden Modellierungs-Aufgabe passen muss und dass ein komplexeres Modell nicht zwingend ein geeigneteres Modell darstellt [Rab08].

### Massenpunktmodell

Dieses einfache idealisierte physikalische Modell stellt einen realen Körper in Form eines Massenpunktes dar, bei dem der Körper durch einen Punkt ohne Ausdehnung mit der Gesamtmasse des realen Körpers beschrieben wird. Als relevante modellierte Eigenschaften sind hier Masse und Ort der Masse zu nennen, es werden Ausdehnung und Orientierung der Masse vernachlässigt. Wird der Bewegungsapparat als Massenpunktmodell abgebildet, sind als Voraussetzung die Bestimmung von (Gesamt-)Masse und Ort des Schwerpunktes unter Vernachlässigung von räumlicher Ausdehnung und Rotationsbewegung zulässig.

### Starrkörpermodell

Das Starrkörpermodell beschreibt als physikalisches Modell den starren Körper und ist ebenfalls ein idealisiertes Modell eines realen Körpers, das durch ein System von Massenpunkten beschrieben wird deren Entfernungen voneinander unter Einwirkung von Kräften konstant bleiben. Modellierte Eigenschaften sind hierbei die Ausdehnung (Form, Volumen), Massen und Massenverteilung und deren Ort und Orientierung. Vernachlässigt wird die Verformbarkeit realer Körper. Wird der Bewegungsapparat als Starrkörpermodell dargestellt sind als Voraussetzungen die Möglichkeit zur Bestimmung von Masse, Massenverteilung, Ort und zeitveränderlicher Orientierung unter der Vernachlässigung von Gelenkbewegungen und Verformbarkeit der Segmente zu sehen.

### Mehrkörpermodell

Das Mehrkörpermodell beschreibt ein physikalisches Modell des Mehrkörpersystems und ist als idealisiertes Modell eines realen Körpers durch ein System von Starrkörpern zu verstehen, welche durch ideale Gelenke oder Kraftelemente in Form von Federn und Dämpfern miteinander verbunden sind. Als modellierte Eigenschaften sind bei dieser Modellform die Ausdehnung (Form, Volumen), die Masse und Massenverteilung der Segmente sowie masselose, ideale Gelenke und Kraftelemente genauso wie Ort und Orientierung der Einzelkörper zu nennen. Vernachlässigt werden bei diesem Ansatz die Verformbarkeit realer Körper. Für die Modellierung des Bewegungsapparates als Mehrkörpermodell kann unter der Voraussetzung, dass eine Bestimmung von Massen, Massenverteilung, Ort und zeitveränderlicher Orientierung aller Einzelkörper möglich ist, eine Vernachlässigung der Verformbarkeit der Segmente angenommen werden.

### Biomechanische Mehrkörpermodelle

Wird der Bereich der Mehrkörpermodelle um biomechanische Elemente erweitert, werden feste Segmentaufteilungen in Form von Modelltopologien verwendet und es sind Berechnungen von physikalischen Segmenteigenschaften, z.B. Massen, Trägheitsmomente etc. aus anthropologischen Größen oder auf Basis von großen Stichproben möglich. Auch individualisierte Modelle sind denkbar. Die Modellparameter werden dann z.B. aus gescannten Körperdaten gewonnen, hierbei ist der Aufwand jedoch recht hoch. In Abbildung 2.2.3 sind zwei Mehrkörpermodelle von Hanavan und Nikolova [Han64, Nik08] als Beispiel dargestellt. Hanavan stellt hierbei ein personalisiertes Modell vor, bei dem die einzelnen Elemente den Körperteilen der jeweiligen Person entsprechen. Nikolova hingegen bildet aus anthropologischen Daten ein mittleres Modell der entsprechenden Personengruppe ab.

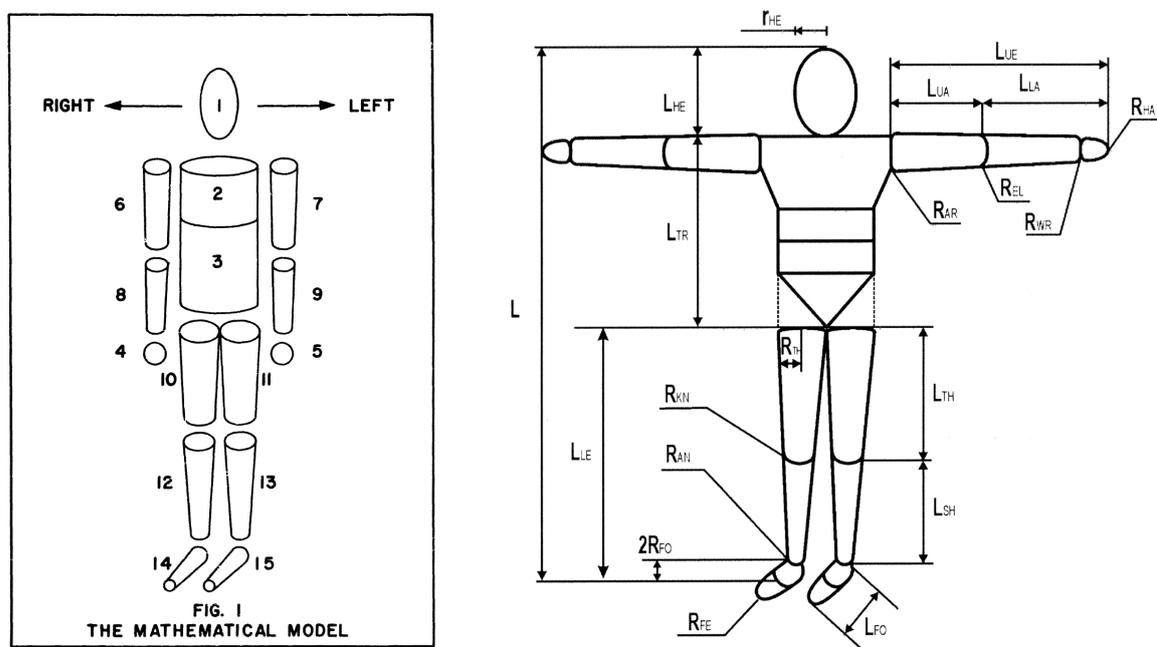


Abbildung 2.2.3: Beispiele für biomechanische Mehrkörpermodelle (links [Han64], rechts [Nik08])

In beiden Arbeiten werden die Körpermaße und Massenanteile der einzelnen Körperelemente anhand von Daten aus Regressionsanalysen ermittelt, Abbildung 2.2.4 zeigt beispielhaft die Zusammenhänge von Hanavans Modell zur Berechnung der Parameter für Kopf und Torso.

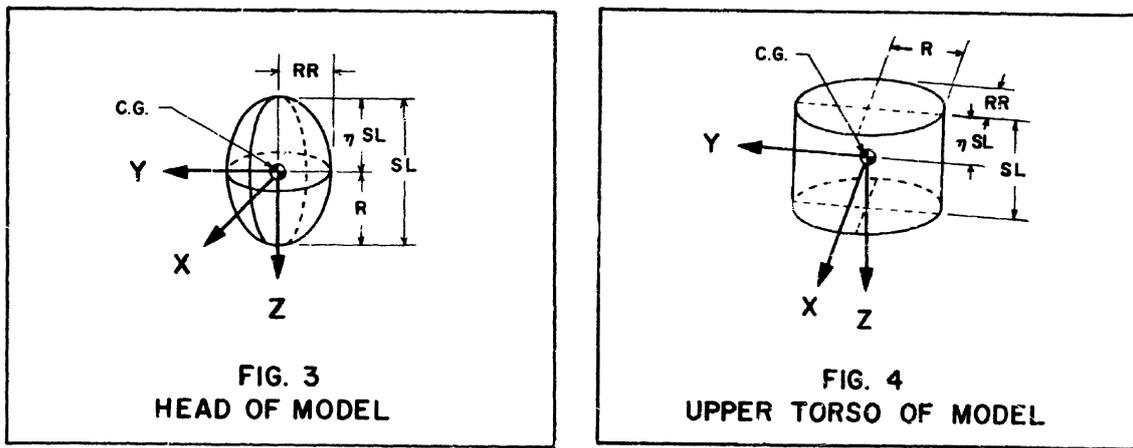


Abbildung 2.2.4: Beispiele für Parameterberechnung von Kopf und Torso [Han64]

Häufig werden für die entsprechende Aufgabe nur Teilkörpermodelle erstellt, z.B. zur Modellierung der unteren Extremitäten [Apk89], an dieser Stelle sollen jedoch antropomorphe Ganzkörpermodelle weiter betrachtet werden.

### Finite-Elemente Modell (FEM)

Ein weiterer Ansatz zur Modellbildung, der auch im Bereich der biomechanischen Modelle zum Einsatz kommt, ist das physikalische Finite-Elemente-Modell. Dieses stellt ein idealisiertes Modell eines realen Körpers dar, welcher durch ein System von diskreten Volumenelementen aufgebaut ist. Zu den Eigenschaften eines FEM gehören die Abbildung von Ausdehnungen (Form, Volumen) des Modells, die Betrachtung von Verformbarkeit realer Körper sowie die Berücksichtigung von Ort und Orientierung der Einzelkörper.

Wird der Bewegungsapparat als Finite-Elemente-Modell dargestellt muss als Voraussetzung die Bestimmung aller relevanten Eigenschaften der einzelnen diskreten Volumenelemente möglich sein, beispielsweise mittels Verfahren der Magnetresonanz- oder Computertomographie. Um FEM Ansätze zu berechnen ist weiterhin eine entsprechende Rechenleistung notwendig.

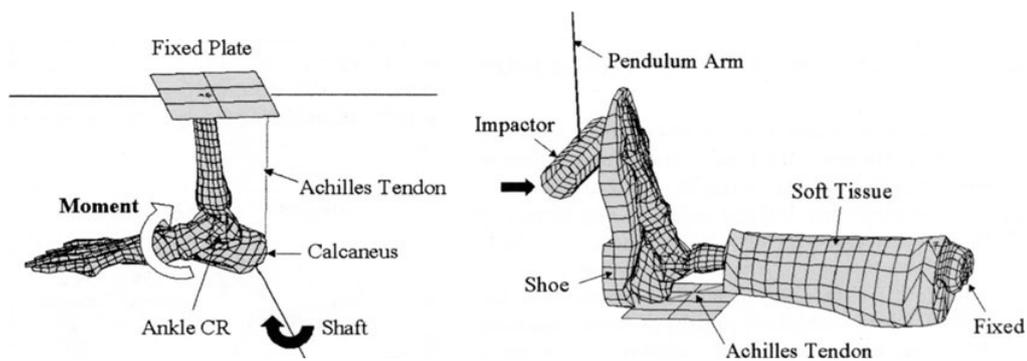


Abbildung 2.2.5: Beispiele für FEM Ansätze [Tam00]

FEM basierte Betrachtungen kommen im Bereich der Biomechanik z.B. zur Simulation von Unfallgeschehen zum Einsatz. Als Beispiel sei hier die Arbeit von Tamura et al. genannt [Tam00] bei der die unteren Extremitäten speziell in einem KFZ modelliert werden (siehe Abbildung 2.2.5) um das Verletzungspotentials bei einem Autounfall bewerten zu können. FEM basierte Ansätze werden im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht weiter betrachtet.

### 2.2.2 Modellierung von Datenreihen

Zusätzlich zu biomechanischen Modellen kann Modellbildung auch dazu genutzt werden, Datenreihen zu modellieren und entsprechende Untersuchungen und Tests mit diesen Modellen durchzuführen, um allgemein ausgedrückt, ein besseres Verständnis, bezogen auf die Daten und deren Inhalt zu bekommen. Hierbei kommen Verfahren des maschinellen Lernens bzw. machine learning (ML) zum Einsatz mit deren Hilfe mathematische Modelle erzeugt werden, um eben dieses Verständnis bzgl. der Daten zu erlangen.

Es werden klassischerweise zwei verschiedene Hauptlernmethoden im Bereich des ML unterschieden [Van16] die nachfolgend vorgestellt werden:

- überwachtes Lernen
  - Klassifikation
  - Regression
- unüberwachtes Lernen
  - Segmentierung
  - Abhängigkeitsanalyse

Das überwachte Lernen basiert initial darauf, dass meist ein etablierter Datensatz und Vorwissen, wie die Daten dieses Datensatz klassifiziert werden müssen, vorhanden sind. Dabei werden für das überwachte Lernen zunächst Trainingsdaten in Form von Modellen erzeugt, deren Inhalte bekannt sind. Dazu müssen die Daten mit so genannten „Labels“ oder „ground truth Daten“ ausgestattet sein, die die Inhalte der Daten beschreiben. Dies ist zum Beispiel bei einem Sprachsignal der gesprochene Inhalt auf Wort- oder Phonemebene oder bei Bildern die inhaltliche Beschreibung der abgebildeten Objekte.

Ziel des überwachten Lernens ist es, die erzeugten Muster in den vorhandenen und vor allem in neuen Daten zu finden. Anschließend kann die Leistung dieses Vorgangs evaluiert werden, um die Modelle zu verbessern oder um die Güte der Musterzuordnung zu überprüfen. Eine prinzipielle Darstellung für überwachtes Lernen ist als Beispiel in Abbildung 2.2.6 gegeben.

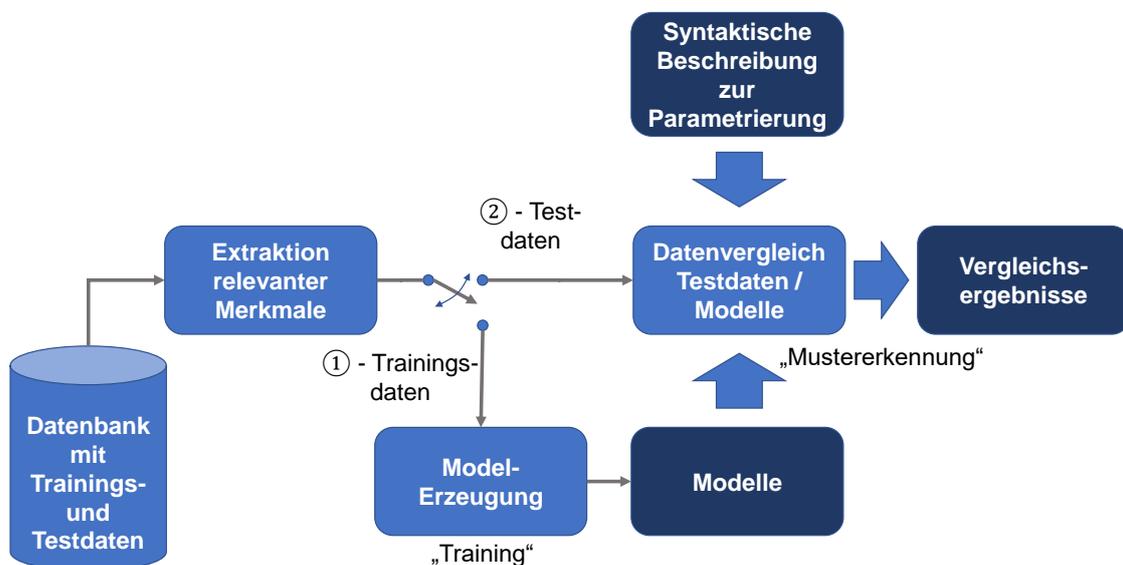


Abbildung 2.2.6: Beispiele für ein überwachtes ML-System

Hier werden im ersten Schritt, im so genannten Training (Schalterstellung 1 in Abbildung 2.2.6) anhand der Trainingsdaten Modelle erzeugt, die dann im zweiten Schritt dazu genutzt werden, mittels eines Vergleichs der Testdaten mit den Modellen eine Zuordnung zwischen Testdaten und einzelnen Modellen zu schaffen (Schalterstellung 2 in Abbildung 2.2.6). Im Prinzip werden hier die Testdaten mittels Verfahren des maschinellen Lernens in Form von Mustererkennungsverfahren klassifiziert. Abschließend liegen Ergebnisse des Vergleichs mit dem Inhalt der Daten vor.

Der Bereich des überwachten Lernens wird weiterhin in die Bereiche Klassifikation und Regression unterteilt. Bei der Klassifikation handelt es sich um eine Abbildung, durch die die Zuordnung von Elementen zu vorgegebenen Klassen beschrieben wird [Wal20]. Das bedeutet, dass bei der Klassifikation versucht wird, diskrete Klassen aus den vorliegenden Eingangsdaten vorherzusagen. Dazu wird eine vorgegebene Liste mit Klassen bereitgestellt, auf die die Ergebnisse abgebildet werden können. Eine Anwendung ist zum Beispiel die Erkennung von einzelnen Wörtern unter der Verwendung von zuvor trainierten Wortmodellen im Bereich eines Mailfilters, um unerwünschte Inhalte anhand von Schlüsselwörtern herauszufiltern. Als Klassifizierungsalgorithmen kommen in diesem Bereich Bayes-Theorem basierte Klassifikatoren, Support vector machines, k-nearest-Neighbour, künstliche neuronale Netze und Hidden Markov Modell basierte Verfahren [Van16, Bab14] zum Einsatz, um einige Beispiele zu nennen.

Die Regression bzw. das Regressionsmodell definiert eine abhängige, stetige Variable durch mehrere unabhängige Variablen [Wal20]. Bei Regressionsproblemen wird im Gegensatz zu Klassifikationsmodellen versucht, eine kontinuierliche Größe vorherzusagen. Die Entwicklung von Finanzmärkten ist zum Beispiel ein Regressionsproblem. Es kommen zum Beispiel Verfahren zur Dimensionsreduktion sowie zur linearen Diskriminanzanalyse als Regressionsalgorithmen zum Einsatz.

Unüberwachtes Lernen wird angewendet, wenn die Eingangsdaten keine Labelinformationen aufweisen und so z.B. initial keine Modelle trainiert werden können. Hierbei wird anstatt dessen, mittels entsprechender Algorithmen versucht, die Eingangsdaten nach vorgegebenen Merkmalen zu sortieren und zu strukturieren sowie entsprechende Datenmodelle herzuleiten. Dies ist beispielhaft in Abbildung 2.2.7 dargestellt.

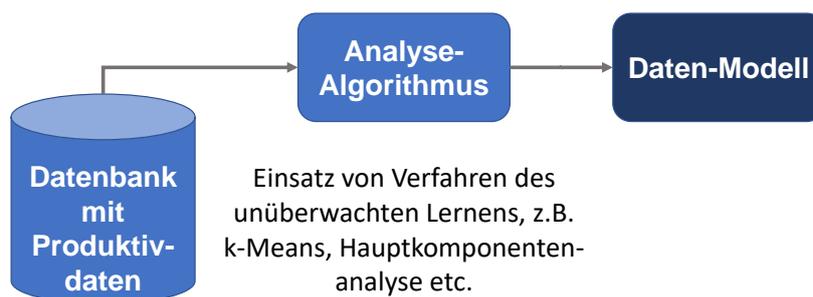


Abbildung 2.2.7: Beispiele für ein unüberwachtes ML-System

Die ungelabelten Produktivdaten werden mittels geeigneter Analysealgorithmen untersucht, sowie strukturiert. Abschließend liegt ein entsprechendes Datenmodell vor.

Das unüberwachte Lernen lässt sich in die Bereiche Segmentierung und Abhängigkeitsanalyse unterteilen. Die Segmentierung bildet Gruppen von Datenobjekten in der Form, dass die Objekte innerhalb einer Gruppe möglichst homogen sind und entsprechend Objekte aus unterschiedlichen Gruppen möglichst heterogen sind [Wal20]. Eine Beispielanwendung für eine Segmentierung ist die

Analyse und Gruppierung von Kundendatensätzen in Datenbanken. Hier kommen als Verfahren zum Beispiel partitionierende Clusterverfahren (k-means, EM Clustering, ...), hierarchische Clusterverfahren (divisive Ansätze, agglomerativen Ansätze, ...) sowie dichtebasierte Verfahren (DBScan, Maximum-Margin-Clustering, ...) zum Einsatz.

Bei der Abhängigkeitsanalyse werden Abhängigkeiten, die innerhalb des Datenbestandes bzw. einer ausgewählten Teilmenge des Datenbestandes vorliegen, ermittelt [Wal20]. Eine anschließende Evaluation ist notwendig, um zu prüfen ob ein kausaler Zusammenhang zwischen den entdeckten Abhängigkeiten vorliegt [Wal20].

Ein Beispiel für die Abhängigkeitsanalyse ist die Empfehlung weiterer Produkte in einem Online Shop Warenkorb basierend auf der Analyse der bereits mit Kaufabsicht hinterlegten Waren im Warenkorb. Zum Einsatz kommen Verfahren zur Hauptkomponentenanalyse, Diskriminanzanalyse etc..

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde aus dem Bereich des maschinellen Lernens ein Verfahren des überwachten Lernens in Form einer Klassifikation mittels Hidden-Markov-Modellen [Fin03] eingesetzt. Die übrigen vorgestellten Methoden zum maschinellen Lernen sollen an dieser Stelle nicht weiter im Detail betrachtet werden. Die Wahl fiel auf ein Hidden-Markov-Modell basiertes Verfahren da die Datenmenge und dadurch die resultierende Menge an Trainingsdaten relativ gering ist. Auf diesen Punkt wird später im Detail eingegangen.

## 2.3 Stand der Technik

Nachdem die Grundlagen aus den Bereichen präparationsfreie Ableitung von Patientenparametern, Langzeitmonitoring, Biosignalverarbeitung und Modellbildung erläutert und diskutiert wurden, wird abschließend der Stand der Technik sowie der Stand von Entwicklungen aus den Elementen des Themengebiets in Form eines Überblicks vorgestellt.

**Wissenschaftlich genutzte Systeme und Verfahren** Zunächst werden exemplarisch Systeme und Ansätze für ein Patientenmonitoring im Bereich des privaten Wohnumfeldes betrachtet. Hier stellen Mendez et al. [Men09] 2009 ein System zur Klassifikation der Schlafphasen (REM / Non REM) und der Schlafeffizienz vor, das mittels eines Elektro-mechanischen (EmFi) Sensors arbeitet. Es werden Herzaktivität und Bewegungen der Person abgeleitet und mittels Mustererkennung klassifiziert. Die Zuverlässigkeit des Systems wurde von den Autoren durch Vergleichstests mit Polysomnographie-Daten bestätigt.

Kortelainen et al. stellen ebenfalls ein auf EmFi Sensoren basiertes System vor [Kor10]. Bei dem System wird durch die Kombination von Bettsensor, Signalverarbeitung und Hidden-Markov-Modell (HMM) basierter Klassifizierung ein tragbares Monitoringsystem ermöglicht, das die Schlafqualität auch außerhalb von Schlaflaboren überwachen kann.

Beattie et al. zeigen 2011, dass eine Klassifikation der Liegeposition [Bea11] (Rücken- Seiten und Bauchlage) unter der Verwendung von Kraftmesszellen unter den Bettfüßen möglich ist. Hierzu wird ein Clustering mittels K-Means Algorithmus vorgenommen. Die Klassifikation wird durch Berechnung des Euklidischen Abstands zwischen den Beobachtungen und den Klassen durchgeführt. Das System ist für einen Einsatz im Bereich des Schlafmonitorings angedacht.

Ein weiteres System im Bereich des Schlafmonitorings präsentieren Adami et al. 2011 [Ada11] und demonstrieren, dass eine Klassifikation von Bewegungen in einem mit Kraftmesszellen ausge-

statteten Bett möglich ist. In der Untersuchung werden drei Klassen in Form von vollständigen Positionswechseln, Bewegung des Kopfes und der oberen Gliedmaßen und die Bewegung der Beine beschrieben. Die Klassifizierung wird mittels Maximum Likelihood Algorithmus unter Verwendung von Gaussschen Mischmodellen (GMM) durchgeführt.

Neben Verfahren zur Bestimmung von Herz- und Atemrate oder zur Messung der Schlafzustände stellen z.B. Kysela et al. [Kys14] einen Kraftmesssensor basierend auf einer Nickel-Titan Legierung vor, der in einem Bett dazu verwendet werden kann, die Position des Patienten und dessen Bewegung zu bestimmen und zusätzlich eine Messung der Atemaktivität ermöglicht. Laut Angabe der Autoren lässt sich prinzipiell sogar die Herzaktivität ableiten, hierbei ist jedoch durch die Matratze die Empfindlichkeit des Sensors eingeschränkt.

Manohar et al. [Man08] präsentieren ein Verfahren, bei dem aus den Sensorsignalen eines resistiven Sensorarrays im Verbund mit einer Luftmatte das Risiko für Druckliegeneschwüre abgeleitet werden kann. Im Bereich der optischen Sensoren stellt Dai [Dai13] ein System vor, das mittels der Auswertung von Tiefenkamera-Daten in einem HMM basierten System die Aufstehendenz ermittelt und somit eine Fallprädiktion ermöglicht. Aus den bereits dargestellten Untersuchungen in den vorherigen Abschnitten geht hervor, dass vermehrt Systeme für die präparationsfreie Ableitung von Patientenparametern betrachtet werden, die Massen und Massenveränderungen oder allgemeiner Kräfte und deren zeitliche Änderung erfasst werden, um daraus mittels entsprechender Algorithmen die gesuchten Eigenschaften und Zustände abzuleiten.

Weiterhin weisen die im Bereich der Biosignalverarbeitung zu akquirierenden und zu verarbeitenden Signale eine große Variabilität auf [Siv06, Jav15] und sind durch Bewegungsartefakte und externe Störungen überlagert. Diese externen Störungen können sich als indirekte Einflüsse auf die Sensoren z.B. durch die Matratze auswirken. Hierzu haben Rosales et al. 2012 [Ros12] Untersuchungen mit einem eigenen Sensorsystem durchgeführt und festgestellt, dass nicht nur die individuellen Körpermerkmale und die Position der Person im Bett sondern auch die Art der Matratze einen Einfluss auf die Amplitude und die Wellenform des BKG Signals aufweist, da die Matratze bedingt durch ihren angedachten Verwendungszweck dämpfend wirkt [Kys14], was sich dementsprechend auch auf die durch die Herz- und Atemaktivität auftretenden Kräfte auswirkt. Dies hat zur Folge, dass ein im Hinblick auf die Empfindlichkeit unzureichend dimensionierter Sensor keine ausreichenden Ergebnisse liefert und dadurch die Ableitung der Parameter erheblich gestört wird.

Neben einer Dämpfung des Nutzsignals durch die Matratze können auch Schwingungen, die über den Boden übertragen werden, Störungen im Nutzsignal verursachen. Inan et al. [Ina10] zeigen 2010 ein System zur Messung der Vibrationen am Boden mittels eines Geophon und einer anschließenden Kompensation durch eine adaptive Filterung.

Weiterhin existieren wenige passende Datenbanken mit entsprechenden Test- und gelabelten Referenz-Daten die zur Evaluation eines Systems genutzt werden können, da oft die Sensorik als Neuentwicklung vorliegt und es keine einheitlichen Standards gibt. Die Erstellung einer solchen Datenbank ist somit zeit- und kostenaufwändig und lohnt meist für eine einzelne Forschergruppe nicht. Des Weiteren sollte zur Sicherstellung statistischer Unabhängigkeit mit einem größeren Stichprobenumfang gearbeitet werden. Zusätzlich besteht die Notwendigkeit einer zielgruppen-spezifischen Entwicklung und anschließender Evaluation von neuen Methoden, Verfahren und Systemen. Hierbei ist z.B. auch eine Fallzahlenplanung [Röh10] unerlässlich.

Die Entwicklung und auch die Positionierung der Sensoren in einem funktionalisierten Möbel wie z.B. einem Pflegebett erfolgt meist empirisch. Dies ist in einem gewissen Rahmen möglich, stößt

jedoch oft an Grenzen im Hinblick auf die Signale, die abgeleitet werden können. Weiterhin ist eine derartige Entwicklung sehr oft mit hohem Zeit- und dadurch auch mit hohem Kostenaufwand verbunden.

Um die genannten Punkte im Bereich der empirisch gestützten Entwicklung zu erweitern ist es sinnvoll, neue Modelle sowie Modellbildungsansätze zu entwickeln und bestehende Modellbildungsansätze zu nutzen bzw. weiter zu entwickeln. Dadurch können z.B. im Bereich der Biosignalverarbeitung Simulationen des Gesamtsystems sowie auch Simulationen mit einzelnen Modellteilen durchgeführt werden, um Sensoren und neue Verfahren zu validieren. So nutzt z.B. Babbs [Bab05] ein mechanisches Lungenmodell um die Vorteile eines Impedanzschwellwert-Ventils bei künstlicher Beatmung zu untersuchen und Lazzari et al. verwenden ein Herz-Lungenmodell zur Softwaregestützten Ausbildung von Studierenden im Bereich der Medizin [Laz13]. Hierbei wird das Modell als elektrischer Schaltkreis aufgebaut.

Im Bereich der Funktionalisierung von Klinikmöbeln existieren, wie bereits dargestellt wurde, diverse Ansätze im Hinblick auf Sensoren und Sensorplattformen zum Aufbau von Experimentier- und Mess-Systemen. Jedoch sind auch Ansätze zur Modellbildung interessant, die den Mensch in einem solchen funktionalisierten Klinikmöbel abbilden. Daher wird an dieser Stelle der Fokus der betrachteten Modellbildungsansätze auf den Bereich der Biomechanik gelegt.

Im Bereich der „Mensch“-Modelle existieren zahlreiche Modelle und Ansätze zur Modellbildung. So werden z.B. Ballistokardiographen und BKG-basierte Verfahren modelliert [Yao14, Wia09, Bur53, Bur57, Win66, Pal96], aber auch einzelne Modelle des respiratorischen Systems [Ait02, Dio07, San09, Ion11, Paa10, BH90, Cro96, Bro02, Mog11], Modelle des kardiovaskulären Systems [Kat90, Cla91, Qua04, Lia13, Ser06, Ser02, App05, Xia04, Ham11, Jer00], Modell des Blutkreislauf [Tes75] und kombinierte Modelle Herz/Lunge [Jal09, Rol05, Tim98] werden vorgestellt.

Weiterhin kommen biomechanische Körpermodelle [Muk74, Apk89, Ned02, Kep03, Pan12, Nuk12] zum Einsatz, um den Menschen oder einzelne Körperteile des Menschen und die korrelierenden Bewegungen zu modellieren.

Zusätzlich existieren im Bereich der Sensorentwicklung Ansätze von Sensormodellen [Pen13, Kum16, Kua18, Li 05, Shu93, Elb11] sowie im Bereich der Ergonomie Betrachtungen zur Modellierung von Sensorplattformen [Zha10, Per17], um einige Beispiele zu nennen.

Deutlich wird jedoch, dass eine modellgestützte Entwicklung auch im Bereich der Biosignalverarbeitung häufig zum Einsatz kommt, um Entwicklungsprozesse zu optimieren.

**Kommerzielle Systeme** Die Systeme, die aus dem Bereich der Forschung stammen und meist als Labormuster/Prototyp vorliegen dienen neben der Grundlagenforschung oft der Weiterentwicklung von Sensoren und/oder Verfahren und sind selten für einen kommerziellen Einsatz entwickelt worden. Aus diesem Grund sollen nachfolgend kommerziell erhältliche Systeme vorgestellt werden.

Die Firma BAM Labs aus den USA bieten ein System an, das mittels einer Sensormatte arbeitet, die unter der Matratze positioniert wird (siehe Abb. 2.3.1) und ähnlich wie in [Shi06] beschrieben, die Änderung des Luftdrucks zur Messung nutzt. Daraus werden die Herz- und Atemaktivität und zusätzlich die Bewegungshäufigkeit und -stärke, die Bettbelegung und die Verweildauer im Bett sowie Schlafqualität abgeleitet. Das System richtet sich neben professionellen Anwendern im Klinik- und Pflegebereich auch an private Anwender (Erwachsene und Kinder), dort mit dem Namen „SleepIQ“ der Firma Sleep Number [Num15]. Die Ergebnisse werden auf dem PC oder Smartphone für den Benutzer aufbereitet dargestellt.

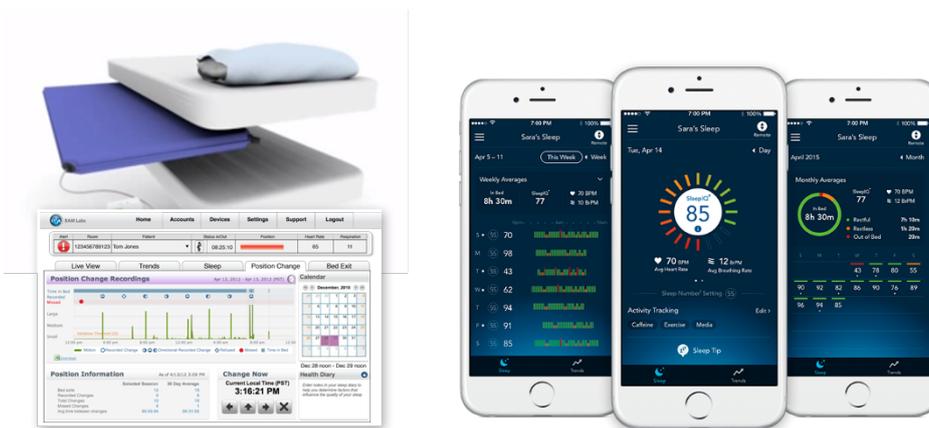


Abbildung 2.3.1: Links: BAM Labs "Smart Bed Technology" [Lab15], rechts: SleepIQ Informationssystem [Num15]

Eine Übersicht der Sensorik und der Nutzerschnittstelle sind in Abbildung 2.3.1 dargestellt. Ein weiteres kommerziell erhältliches System ist der Beddit Schlafsensoren [Bed15], welcher sich an den privaten Anwender richtet. Das System basiert auf einem piezoelektrischen Sensorstreifen und leitet neben der Herz- und Atemaktivität zusätzlich höherwertige Parameter in Form von Schlafqualität, Gesamtschlafdauer, einzelne Schlaf-Zyklen aber auch Rhonchopathie und das Aufstehverhalten ab. Die Daten werden an einen Server übertragen und dort mittels Cloud-Computing analysiert und zur Darstellung z.B. auf dem Smartphone aufbereitet. Ein vom Messprinzip mit dem Beddit-System vergleichbares kommerziell erhältliches System ist EarlySense. Das System arbeitet ebenfalls mit einer piezoelektrischen Sensormatte, die unter der Matratze platziert wird (siehe Abbildung 2.3.2).



Abbildung 2.3.2: EarlySense System [Ear15]

Mittels des Sensors werden Herz- und Atemaktivität, die Bewegung [Ear15] sowie die Schlafqualität und zusätzlich das Risiko für Dekubitus und ein Maß zur Einschätzung des Sturzrisikos abgeleitet. Das System arbeitet laut Hersteller in Echtzeit, um frühzeitig eine Verschlechterung des Patientenzustands zu detektieren. Die Daten der Sensoren laufen in einem zentralen Meldesystem zusammen und können so z.B. dem Pflegepersonal im Stationszimmer oder auf mobilen Endgeräten angezeigt werden, damit ggf. eine schnelle Reaktion erfolgen kann. Neben dem System für die Anwendung im klinischen Bereich vertreibt EarlySense auch ein System mit dem Namen my.EarlySense für den privaten Nutzer, vergleichbar mit dem Beddit System.

# Kapitel 3

## Referenz-Labormuster

Um eine geeignete Basis für Untersuchungen im Bereich der präparationsfreien digitalen Biosignalverarbeitung zu schaffen, wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein Labormuster eines funktionalisierten Pflegebettes als Basis für ein Monitoring-System erstellt. Hierzu wurde ein handelsübliches Pflegebett mit zwei verschiedenen Kraftmesszellensystemen ausgestattet. Die Grundlagen des Systems werden in diesem Kapitel vorgestellt.

### 3.1 Systemübersicht

Zunächst soll das Gesamtsystem des funktionalisierten Pflegebetts vorgestellt werden. Dazu ist in Abbildung 3.1.1 ein Überblick in Form einer fotografischen Darstellung und der Anordnung der Sensoren dargestellt.

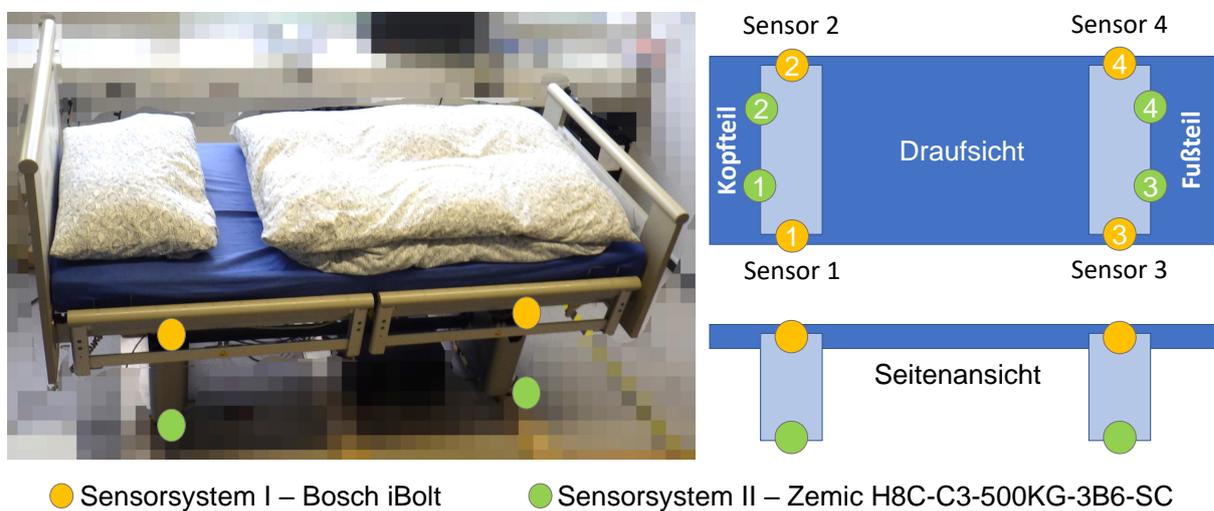


Abbildung 3.1.1: Labormuster des funktionalisierten Pflegebetts, links: fotografische Darstellung im einsatzbereiten Zustand, rechts: schematische Übersicht der Sensorpositionen

Der Aufbau ist in zwei unabhängige Bereiche unterteilt, die als Sensorsystem I und II bezeichnet werden. Anhand dieser Sensorsysteme ist eine parallele Erfassung des Auflagegewichtes, welches auf die Liegefläche wirkt, sowie die Erfassung der zeitlichen Massenänderungen im Bett möglich.

Die Sensorbezeichnung verläuft von links nach rechts und von oben (Kopfteil) nach unten (Fußteil) bei Draufsicht auf das Bett. Der erste Sensor des jeweiligen Systems ist am Kopfteil („Head“) links eingebaut, der Zweite am Kopfteil rechts, der Dritte am Fußteil („Foot“) links und der vierte

Sensor am Fußteil rechts. Entsprechend ist nachfolgend die Bezeichnung Sensor 1 bis 4 und Head left/right und Foot left/right.

Beide Sensorsysteme arbeiten unabhängig voneinander und alle Sensorsignale können synchron in Echtzeit erfasst und parallel verarbeitet werden. Wenn nicht anders angegeben, wird eine Abtastfrequenz von  $f_a = 100\text{Hz}$  verwendet. Eine Übersicht über das gesamte Datenerfassungssystem ist in Abbildung 3.1.2 dargestellt.

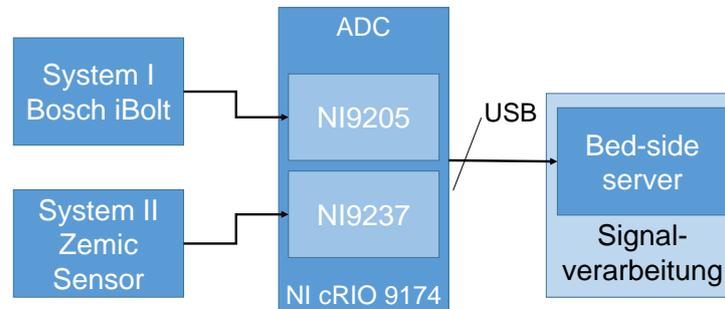


Abbildung 3.1.2: Übersicht der Sensoren und der ADCs des funktionalisierten Pflegebetts

Die Datenerfassung geschieht über ein ADC-Modul von National Instruments (cRIO 9174 mit analogem Eingangsmodul NI9205 (16-Bit-ADC) und Wheatstone-Brücken-Modul NI9237 (24-Bit-ADC)).

Nachfolgend soll betrachtet werden, welche Art von Sensoren in dem System zum Einsatz kommen. Die Auswahl des „Hauptsensor“-Systems und der damit verbundene Aufwand für die Funktionalisierung des Pflegebettes erfolgte nach den Gesichtspunkten „Hygiene“, „Kosten“, „mechanische Stabilität“ und „nutzbare aktive Sensorfläche“. Diese richtet sich nach den Ergebnissen, insbesondere der aufgeführten Nachteile, der in den vorherigen Kapiteln dargestellten Referenzen aus den Bereichen Forschung und kommerzieller Bettsensorik.

Im Bereich der Hygiene ist der Einsatz von Sensoren sinnvoll, welche fest im Bettrahmen montiert sind, da auf oder unter der Matratze integrierte Sensorleisten und -matten [Paa12, Kla13] mit Körperflüssigkeiten usw. kontaminiert werden können. Dies kann das Risiko einer Belastung durch Viren und Bakterien enorm erhöhen. Weiterhin besteht die Möglichkeit einer fehlerhaften Positionierung oder eines Verrutschen des Sensors und damit verbundene unzuverlässige Messergebnisse. Weiterhin ist ein weiterer Arbeitsschritt, der Zeitaufwand bedeutet, notwendig, um den mobilen Sensor z.B. nach einer Reinigung wieder in dem Pflegebett zu montieren.

Der zweite Punkt, der bei der Auswahl eines geeigneten Sensors berücksichtigt wurde, ist der verfügbare aktive Messbereich. Bei Systemen, die sich relativ einfach nachrüsten lassen oder bei mobilen Systemen bestehen häufig Einschränkungen bei der Ableitung der zum Monitoring benötigten Parameter, da die aktive Sensorfläche nur einen Bruchteil des Lastbereichs abdeckt [Paa12, Kla13].

Dies kann insbesondere dann problematisch werden, wenn die Liegeposition oder Positionsänderungen des Patienten im Hinblick auf Dekubitus und Sturzprophylaxe erfasst werden sollen. Hier sind bei Systemen mit Sensorstreifen oder einer einzelnen Sensorplatte Probleme bei der Messung zu erwarten, wenn sich die Person im Bett nicht mehr im aktiven Bereich des Sensors befindet. Weiterhin besteht das Problem, dass z.B. bei dementiell erkrankten Menschen durch den Einsatz eines solchen Systems die eigentliche Sicherheitseinrichtung in Form der mobile Sensorik als „störend“ oder „unnötig“ (vergl. [Lan20]) angesehen wird und versucht wird, diese zu umgehen. Dies könnte im schlimmsten Fall zu Verletzungen durch Stürze etc. führen.

Bei der Betrachtung der Kosten pro Sensor und der erforderlichen mechanischen Stabilität wird deutlich, dass Sensoreigenentwicklungen nicht sinnvoll eingesetzt werden können, da diese oft nicht die geforderten Kriterien erfüllen. Sensoren, die hingegen für medizinische Wägeanwendungen eingesetzt werden, weisen häufig die erforderliche Robustheit und Genauigkeit auf, besitzen jedoch ein eher schlechtes Preis/Leistungs-Verhältnis im Hinblick auf eine spätere kommerzielle Anwendung.

Aus dieser Überlegung heraus ergibt sich die Frage nach weiteren handelsüblichen Sensorsystemen mit gleichen oder vergleichbaren Eigenschaften. So lassen sich z.B. in der Automobilindustrie geeignete Sensoren zur Erfassung der Sitzbelegung finden. Diese weisen ggf. nicht die an Wägezellen geforderten Prüfungen und Zertifikate auf, werden aber, bedingt durch den Einsatz in der Automobilindustrie, ebenfalls Prüfungen und Zertifizierungen unterzogen. Somit sind sie für wissenschaftliche Untersuchungen als interessante Alternative zu betrachten.

### 3.1.1 Sensorsysteme

Als Ergebnis aus der vorangegangenen Betrachtung wurden in der vorliegenden Arbeit für das Sensorsystem I, welches als Basissystem für alle nachfolgenden Untersuchungen und Modelle verwendet wird, vier so genannte iBolt-Sensoren [Bos13a] von Bosch eingesetzt. Der Bosch iBolt-Sensor wurde ursprünglich dazu konzipiert, direkt in den Autositz eingebaut zu werden und ist somit ein funktionaler Bestandteil des Sitzes. Der Sensor dient in seiner eigentlichen Anwendung dazu, das Gewicht der auf dem Sitz sitzenden Person zu erfassen und an eine Recheneinheit weiterzuleiten, um im Falle eines Unfalls den Airbag des Fahrzeugs in der, passend zur Gewichtsklasse der auf dem Sitz sitzenden Person, entsprechenden Stufe auszulösen.

Das Messprinzip des Bosch iBolt Sensors basiert auf der Messung der räumlichen Verschiebung eines statischen Magnetfeldes mittels eines Hallsensors. Als Ausgangswert ergibt sich ein analoger Spannungswert mit einer linearen Abhängigkeit der anliegenden Kraft. Das gesamte Sensorsystem wird in [Kas06] erläutert. Entsprechend werden im Rahmen dieser Arbeit die für die jeweilige Betrachtung notwendigen Werte aus [Kas06] sowie aus den Datenblättern [Bos13a, Bos13b] des Sensors referenziert.

Zusätzlich wurde zu einem späteren Zeitpunkt das Sensorsystem II als Referenzmesssystem in das Pflegebett integriert, um mittels Sensordaten, die parallel zu den iBolt Sensoren akquiriert werden können, Beobachtungen, die auf dem iBolt System basieren, zu prüfen und entsprechend zu veri- oder falsifizieren.

Das Referenzsystem besteht aus vier Wägezellen vom Typ H8C-C3-500KG-3B6-SC [ZEB16] auf Basis von Dehnungsmessstreifen. Diese werden von der Firma Zemic hergestellt und sind ursprünglich für medizinische Wägeanwendungen ausgelegt, z.B. für Plattform- oder Krankenhausbettwägung. Die Zemic Sensoren wurden ausgewählt, weil sie eine hohe Messgenauigkeit von  $3,0 \pm 0,003 mV/V$  bieten, bis 500kg je Sensor belastbar sind und bedingt durch ihre Bauart relativ gut in den vorhandenen Aufbau anstelle der eigentlichen Bettrollen integriert werden können.

### 3.1.2 Detailbetrachtung iBolt-Sensor

Im Rahmen von Tests an einem Instron Zugmessaufbau konnte festgestellt werden, dass sich für alle vier eingesetzten iBolt Sensoren eine feststellbare Abweichungen, je nach Belastung, im Bereich zwischen  $0,25N$  und  $20,92N$  ergibt. Diese Ergebnisse erfüllen im Vergleich mit den Daten aus den Datenblättern die Messgenauigkeit die Vorgaben des Herstellers. Bedingt durch die relativ große

Abweichung, die im Vergleich zur Europäischen Richtlinie 90/384/ECC für Waagen nicht zulässig wäre, muss in Frage gestellt werden, ob die Sensoren dazu verwendet werden können, die Masse bzw. die Massenveränderung über die Zeit des Ausstoßes des Blutes in die Aorta, wie bei einem klassischen BKG abzuleiten. Diese Änderungen betragen ca. 80g (siehe Abschnitt 2.1.3). Dies kann durch die erhebliche Messabweichung zu Schwierigkeiten bei der Ableitung der Herzaktivität führen. Dieser Punkt wird in Abschnitt 3.2 entsprechend noch einmal betrachtet.

Weiterhin kann bestätigt werden, dass sich für die Sensoren Hysteresewerte ergeben, die den Informationen im Datenblatt des Sensors [Bos13a] entsprechen. Dies kann auch bei der Analyse des Rauschverhaltens bestätigt werden. Für die Sensoren resultiert eine Streuung der Amplitudenwerte bei der Betrachtung von  $2\sigma$  von etwa  $\pm 0,5N$ . Diese liegt im Vergleich mit dem Datenblatt [Bos13a] im normalen Bereich. Jedoch wird auch bei der Betrachtung des Rauschens deutlich, dass die Auflösung von geringen Massen bzw. deren Änderung problematisch sein kann.

Die messtechnische Analyse des gesamten Aufbaus des funktionalisierten Pflegebetts in verschiedenen Belastungstests hat ergeben, dass der Aufbau unter Verwendung der iBolt Sensoren nur bedingt für die Messung von absoluten Auflagemassen geeignet ist. Dieses Resultat hatte sich bereits in den Ergebnissen der Zugmessversuche angedeutet. Wird der Messfehler noch einmal mit den Daten im Sensordatenblatt verglichen, kann festgestellt werden, dass die in Summe vier Sensoren laut Datenblatt [Bos13a] einen Messfehler produzieren der innerhalb der Toleranz liegt, wenn die Sensoren im eingebauten Zustand im realen Labormuster vermessen werden. Es muss jedoch berücksichtigt werden, dass der Aufbau ggf. nicht in allen Punkten eine ideale Voraussetzung für die präparationsfreie Ableitung von Biosignalen liefert. Die Details dazu werden im folgenden Abschnitt betrachtet.

## 3.2 Möglichkeiten zur Ableitung von Biosignalen

In diesem Abschnitt wird dargestellt, welche Biosignale und Parameter mittels Verfahren der Biosignalverarbeitung anhand des Testaufbaus unter Berücksichtigung der Ergebnisse der messtechnischen Analyse des Systems abgeleitet werden können.

Nachfolgend soll dazu zunächst im Detail erläutert werden, welche Basisparameter ohne zusätzliche Nachverarbeitung abgeleitet werden können. Anschließend werden höherwertige Parameter, die mittels Verfahren der Signalverarbeitung abgeleitet werden können, betrachtet.

### 3.2.1 Basisparameter

Zunächst lassen sich durch das umstellen des formalistischen Zusammenhangs zwischen anliegender Kraft und Ausgangsspannung aus [Bos13a] die einzelnen Kräfte, die daraus resultieren, mittels Formel 3.2.1 berechnen ( $LP$  = Lagerpunkt für die Sensoraufnahmepunkte  $LP1$  bis  $LP4$ ).

$$F_{LPx}(t) = \frac{V_{out,LPx}(t) \cdot \frac{5.0V}{V_{DD}} - V_{out,0}}{s} \quad (3.2.1)$$

$$V_{out,0} = 2,5V, s = 2,5 \frac{mV}{N}, V_{DD} = 5.0V$$

Um die Genauigkeit bei der Berechnung der anliegenden Kraft zu erhöhen, ist es sinnvoll, die Betriebsspannung  $V_{DD}$  zu messen und entsprechend mit in Relation zu setzen und nicht pauschal  $V_{DD} = 5.0V$  anzunehmen.

Weiterhin können nun anhand des zweiten Newtonschen Axioms  $F = m \cdot a$ , bzw. für den eindimensionalen Fall bei Betrachtung der Lastrichtung senkrecht zum Erdboden mit  $F = m \cdot g$ , die resultierenden Massen  $m_{LPx}(t)$  sowie die Gesamtmasse  $m_{ges}(t)$  nach 3.2.2 berechnet werden. Da die iBolt Sensoren nur in eine Lastrichtung aktiv sind und dies entsprechend bei der Montage berücksichtigt wurde, kann diese Vereinfachung genutzt werden.

$$m_{LPx}(t) = \frac{F_{LPx}(V_{out,LPx}(t))}{g}$$

$$g \approx 9,81 \frac{m}{s^2} \quad (3.2.2)$$

$$m_{ges}(t) = \sum_{x=1}^4 m_{LPx}(t)$$

Neben der Ableitung von Kraft und Masse und deren zeitliche Änderung ist es möglich, die zeitabhängige Schwerpunktlage einer Last auf der Liegefläche, z.B. eines Menschen in dem Bett, anhand der Momentengleichgewichte zu bestimmen. Hierzu ist in Abbildung 3.2.1 der geometrische Zusammenhang zur Berechnung des Schwerpunktes dargestellt.

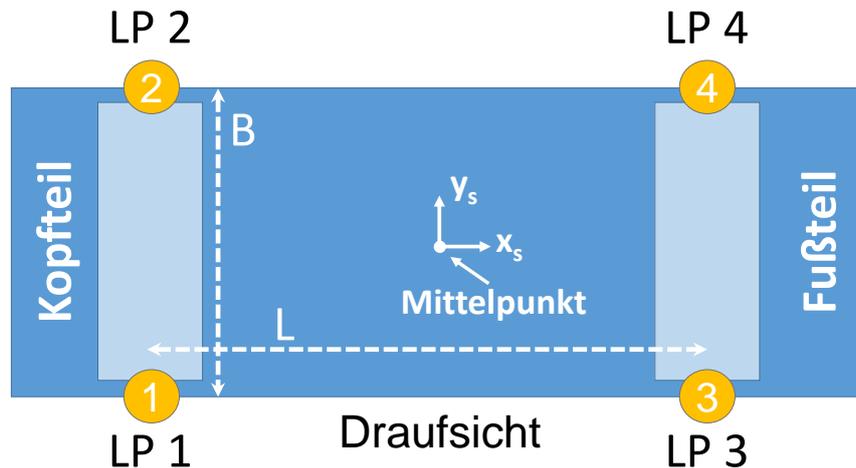


Abbildung 3.2.1: Geometrischer Zusammenhang zur Bestimmung der Schwerpunktlage

Ausgangspunkt ist der Mittelpunkt der Liegefläche. Der Abstand der Sensoren in der Breite zwischen linker und rechter Bettseite ist mit  $B$  gekennzeichnet, der Abstand in der Länge zwischen Kopf- und Fußteil entsprechend mit  $L$ . Das resultierende Koordinatensystem hat seine  $y$ -Achse zwischen den Bettseiten, die  $x$ -Achse in der Länge zwischen Kopf- und Fußteil, so dass für den Mittelpunkt  $x_s = y_s = 0$  gilt.

Die Berechnung für die  $x$ -Komponente ist in Gleichung 3.2.3 auf der Basis des Ausgleichs der Momente dargestellt.

$$(F_{LP2}(t) + F_{LP1}(t)) \cdot \left(\frac{L}{2} - x_s(t)\right) = (F_{LP4}(t) + F_{LP3}(t)) \cdot \left(\frac{L}{2} + x_s(t)\right)$$

$$\iff \quad (3.2.3)$$

$$x_s(t) = \frac{(F_{LP2}(t) + F_{LP1}(t)) - (F_{LP4}(t) + F_{LP3}(t))}{(F_{LP2}(t) + F_{LP1}(t)) + (F_{LP4}(t) + F_{LP3}(t))} \cdot \frac{L}{2}$$

Entsprechend kann die  $y$ -Komponente, wie nachfolgend in Gleichung 3.2.4 dargestellt, berechnet werden.

$$\begin{aligned}
 (F_{LP2}(t) + F_{LP4}(t)) \cdot \left(\frac{B}{2} - y_s(t)\right) &= (F_{LP1}(t) + F_{LP3}(t)) \cdot \left(\frac{B}{2} + y_s(t)\right) \\
 &\iff \\
 y_s(t) &= \frac{(F_{LP2}(t)+F_{LP4}(t))-(F_{LP1}(t)+F_{LP3}(t))}{(F_{LP2}(t)+F_{LP4}(t))+(F_{LP1}(t)+F_{LP3}(t))} \cdot \frac{B}{2}
 \end{aligned}
 \tag{3.2.4}$$

Die ermittelten Basisparameter lassen initiale Aussagen über die Bettbelegung mittels Auswertung der Auflagemassen zu. Weiterhin kann durch die Auswertung der zeitlichen Änderung der Schwerpunktlage jeweils ein Indikator für unruhiges Verhalten (häufige Wechsel der Position) sowie für eine eventuelle Sturzgefahr (durch Abgrenzung von Rand- und Mittenlage) abgeleitet werden. Diese Informationen liefern bereits grundlegende Informationen über den Zustand des Menschen in dem Pflegebett.

Nachfolgend wird betrachtet, wie die Basisparameter weiter genutzt werden können, um zusätzliche Aussagen über den Patientenzustand ableiten zu können.

### 3.2.2 Erweiterte Parameter

Neben den bereits dargestellten Basisparametern soll in diesem Abschnitt betrachtet werden, welche zusätzlichen Parameter des Menschen, die auf Massen und Massenverschiebung basieren, aus den Signalen der iBolt Sensoren abgeleitet werden können. Dazu wird neben der Ableitung der Atemaktivität weiterhin betrachtet, inwieweit sich die Herzaktivität basierend auf ballistokardiografischen Verfahren aus den Sensordaten des Labormusters ableiten lässt.

Die Untersuchungen basieren auf Daten von sieben Personen mit einem Durchschnittsalter von  $23, 71 \pm 3, 25$  Jahren, einem Durchschnittsgewicht von  $72, 47 \pm 14, 78$  kg und einer Durchschnittsgröße von  $174 \pm 7, 53$  cm.

Als Ausgangsbasis werden zunächst Sensordaten betrachtet, die resultieren wenn sich eine Testperson auf der Liegefläche befindet. Als Körperlagen wurden „Rückenlage“, „Bauchlage“ und „Seitenlage links“ in den Versuchen betrachtet. Hierbei hat die Testperson in jedem Datensatz, hier als Testdurchlauf bezeichnet, diese Lagen für mindestens 30s eingenommen und gehalten.

Insgesamt wurden dreizehn Datensätze von sieben verschiedenen Testpersonen für die Tests verwendet wobei immer Epochen von 30s betrachtet wurden. Die physischen Merkmale der einzelnen Testpersonen sind in Tabelle 3.1 dargestellt.

Name	Geschlecht	Alter	Gewicht in kg	Körpergröße in cm	Anzahl Datensätze
AM001	m	23	95.8	185	2
FS001	m	25	67.7	184	2
HC001	m	26	77.0	171	2
JS001	w	24	55.0	168	2
KS001	w	17	77.5	173	2
KS002	w	24	54.2	166	2
SS001	m	27	80.1	171	1

Tabelle 3.1: Übersicht Testpersonen

Neben der parallelen Akquisition der insgesamt acht Kraftmesssensoren der beiden Sensorsysteme wurde zusätzlich auch die Atemtätigkeit aus dem Heben und Senken des Brustkorbs mittels

Dreiachsbeschleunigungssensor (Adafruit ADXL335 Breakout Board [Ear18]) in einem Brustgurt und die Herzaktivität mittels photoplethysmografischem Sensor (World Famous Electronics Pulse-sensor [Wor11]) am Zeigefinger erfasst. Die Daten der beiden zusätzlichen Referenzsysteme werden parallel zu den Daten der Kraftmess-Sensoren über das NI9205 Modul (siehe Abbildung 3.1.2) akquiriert.

### Initiale Betrachtung

Als initialer Schritt bei der Evaluierung eines Sensorsystem bietet es sich an, die resultierenden Daten einer visuellen Analyse zu unterziehen. Abbildung 3.2.2 oben zeigt das Differenzsignal der vier Kraftmesssensoren in einem 90s Ausschnitt inklusive eines Bewegungsartefakts im Bereich zwischen 210 s und 215 s, hervorgerufen durch einen Lastwechsel bei selbstständiger Umlagerung der Testperson. Die Testperson lag während der Aufnahme zunächst in Seitenlage rechts und hat sich dann auf den Rücken gedreht.

Das Differenzsignal kann entsprechend Formel 3.2.5 berechnet werden und wird dazu verwendet, die Massenverschiebungen in Bett-Längsrichtung zu verstärken. Die Nummerierung der Sensoren erfolgt analog zu Abbildung 3.1.1.

$$s_{diff}(n) = (s_1(n) + s_2(n)) - (s_3(n) + s_4(n)) \quad (3.2.5)$$

Eine visuelle Analyse des Signalausschnitts in Abbildung 3.2.2 oben lässt deutlich die atmungs-evozierte Komponente in Form eines sinusartigen Signalverlaufes, bedingt durch die bereits beschriebene Massenverschiebung bei der Atmung, im Bereich von 170s-210s und 215s-260s erkennen.

Deutlicher wird dies bei der visuellen Analyse in Abbildung 3.2.2 unten, in der ein Signalausschnitt zwischen 230s und 260s dargestellt wird, um die atmungsevozierte Komponente zu verdeutlichen.

Um den Anteil der atmungsevozierten Komponente im Signalverlauf deutlicher heraus zu stellen, wurde das Signal zusätzlich mit einem Tiefpass-Filter (Butterworth [Lit93], Ordnung  $N = 5$ ) gefiltert. Die Signaltrennung durch Filterung mit einem Tiefpass-Filter findet mit einer 3dB Grenzfrequenz von  $f_{g,br} = 0,35Hz$  statt, um die respiratorische Komponente zu separieren. Die Formel zur Durchführung der Filterung ist wie folgt definiert:

$$s_{fil,br}(n) = \frac{1}{a_0} \cdot \left( \sum_{k=0}^N b_k \cdot s_{diff}(n-k) - \sum_{k=1}^N a_k \cdot s_{fil,br}(n-k) \right) \quad (3.2.6)$$

Der resultierende Signalverlauf ist in beiden Abbildungen 3.2.2 rot dargestellt. Hieraus lässt sich deutlich der Atemanteil in Form eines niederfrequenten sinus-ähnlichen Signals erkennen.

Die gewählte Grenzfrequenz entspricht einem Filterbereich von bis zu 21 Atemzügen pro Minute und orientiert sich an physiologischen Gegebenheiten, nach der ein erwachsener Mensch eine Atemrate von bis zu 20 Atemzügen pro Minute in Ruhe aufweist [And09]. Da die untere Atemrate bis zu 7 Atemzüge pro Minute betragen kann, besteht mit einem Bereich von 7 bis 20 Atemzügen in Ruhe, eine relativ große Streuung [Lar12], wobei die Filterordnung derart gewählt wurde, dass bedingt durch die daraus resultierende Flankensteilheit, Signalanteile bis etwa 0,4 Hz (24 Atemzüge/Minute) erfasst werden können, diese jedoch stärker gedämpft sind. Das Filter wurde absichtlich so konstruiert, damit auch bei geringfügig höheren Atemraten eine fehlerfreie Detektion der Atemrate gewährleistet ist.

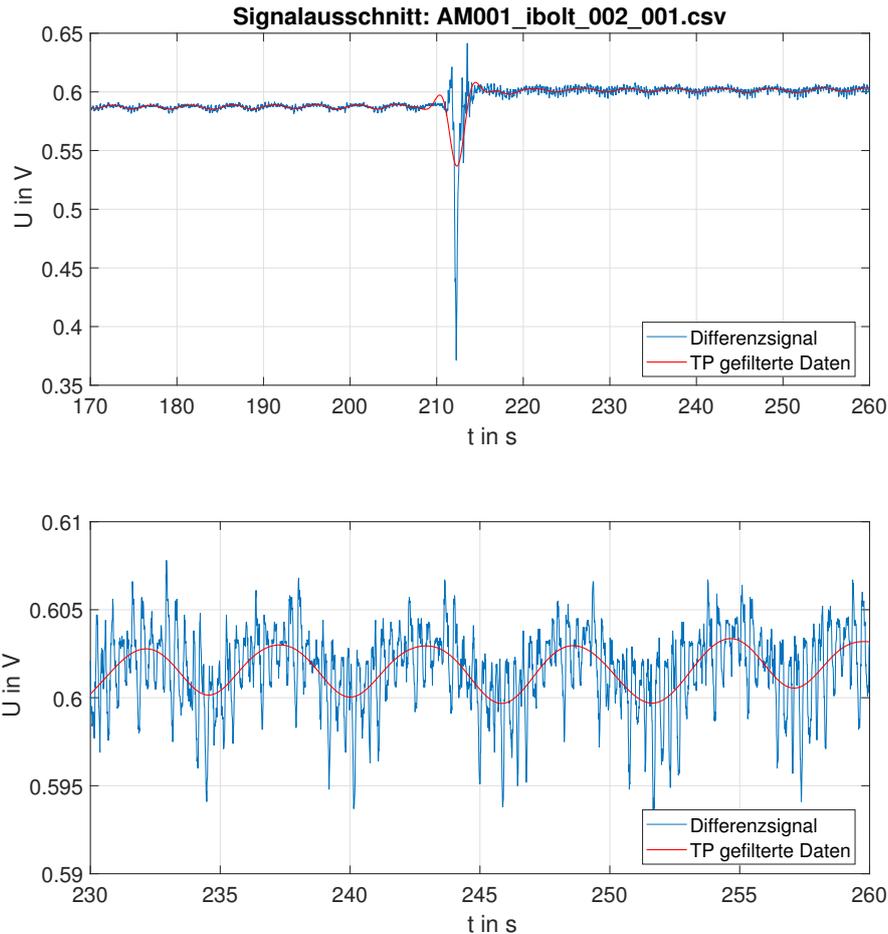


Abbildung 3.2.2: Differenzsignal des Labormusters mit Testperson AM001 auf der Liegefläche, Oben vollständiger Signalverlauf, unten 30s Ausschnitt

Da die initiale visuelle Analyse nur als Indiz gesehen werden kann, erfolgte eine weitere Verarbeitung des Signals, um zweifelsfrei feststellen zu können, ob sich die Atemaktivität aus dem Signalverlauf mittels Verfahren zur Biosignalverarbeitung korrekt ableiten lässt. Hierbei wurden Epochen von ca. 30s betrachtet.

Nach der Tiefpass-Filterung wird das Signal mittels eines gleitenden Mittelwertfilter mit der Ordnung  $N=100$  und einer 3dB Grenzfrequenz  $f_{g,br,mean} = 0,445Hz$  geglättet, um höherfrequente Anteile, die bedingt durch die reduzierte Filterordnung des vorherigen Butterworth-Filters nicht vollständig entfernt wurden, zu eliminieren:

$$s_{fil,br,mean}(n) = \frac{1}{N} \cdot \left( \sum_{k=0}^{N-1} s_{fil,br}(n-k) \right) \quad (3.2.7)$$

Anschließend kann, mittels Bestimmung der lokalen Maxima, die Atemrate berechnet werden. Hierzu wird für jedes Maxima an der Stelle  $n_i$  immer eine Umgebung  $U$  betrachtet für die gilt  $[n_i - \epsilon, n_i + \epsilon]$  mit  $\epsilon > 0$ .

Zunächst werden alle Punkte, in der Annahme, dass  $s_{fil,br,mean}(n)$  differenzierbar ist, bestimmt für die gilt:

$$\frac{d}{dn_i} s_{fil,br,mean}(n_i) = 0 \quad (3.2.8)$$

Anschließend werden als lokale Maxima alle Punkte  $n_i$  ermittelt für die jeweils folgende Beziehung erfüllt ist:

$$s_{br,local,max}(n_i) = \sup \{ (s_{fil,br,mean}(n)) | n \in U \} = \frac{d^2}{dn_i^2} s_{fil,br,mean}(n_i) < 0 \quad (3.2.9)$$

Hierbei werden, ausgehend vom ersten gefundenen lokalen Maxima, für  $i = 0$  nur Maxima betrachtet, die einen Mindestabstand von  $2,2s$  (entsprechend einer Frequenz von  $0,455 \text{ Hz}$ ) oder bezogen auf die Abtastfrequenz von  $f_a = 100 \text{ Hz}$ , von 220 Abtastwerten aufweisen. Dieser Schritt ist notwendig, um nach den beiden Filterstufen eventuell verbliebene Inkonsistenzen im Signalverlauf zu unterdrücken die gegebenenfalls als lokales Maximum detektiert werden könnten, jedoch im Bereich der Atmung kein solches darstellen.

Die Ergebnisse der Atemratendetektion sind in den Abbildungen 3.2.3 und 3.2.4 grafisch aufbereitet dargestellt. Die Datensätze sind pro Testperson jeweils mit zwei Buchstaben und einer Ziffer gekennzeichnet, z.B. AM001 gefolgt von der Nummer des Datensatzes, z.B. 001 so dass sich im Gesamten AM001\_001 als Kennzeichnung für den ersten Datensatz der Testperson AM ergibt usw..

Hierbei wird aus Gründen der Übersichtlichkeit die Abweichung zwischen dem jeweiligen Sensorsystem und der Referenz in Form des auf einem Brustgurt angebrachten Beschleunigungssensors dargestellt. Die Referenzwerte wurden im Rahmen der Auswertung manuell betrachtet und verifiziert.

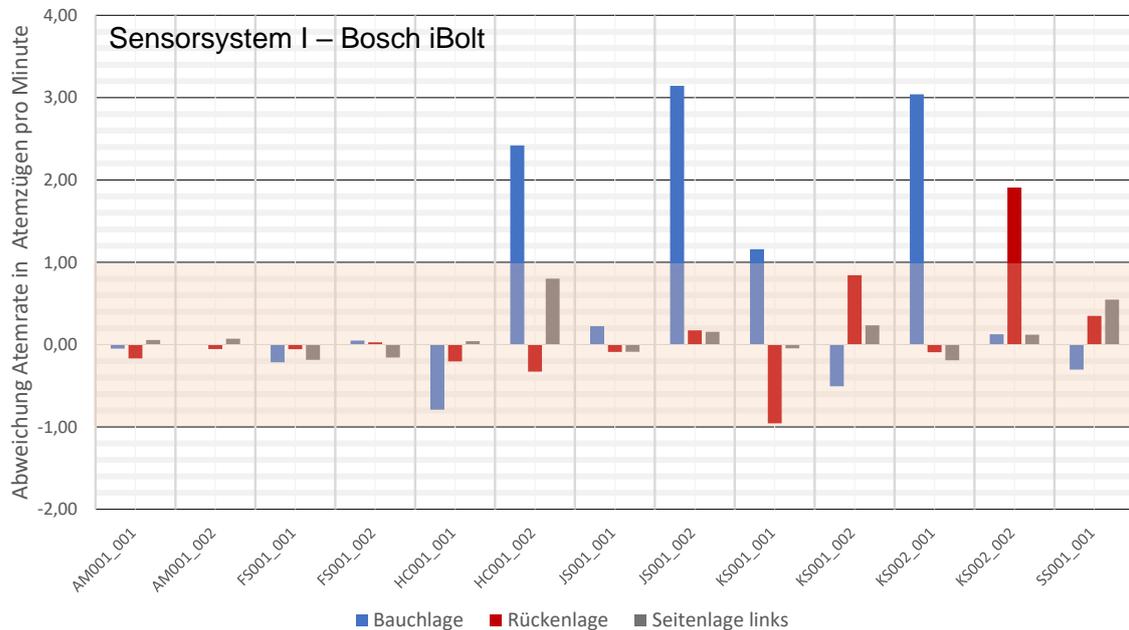


Abbildung 3.2.3: Ergebnisse der Auswertung der Atemraten für die iBolt Sensoren

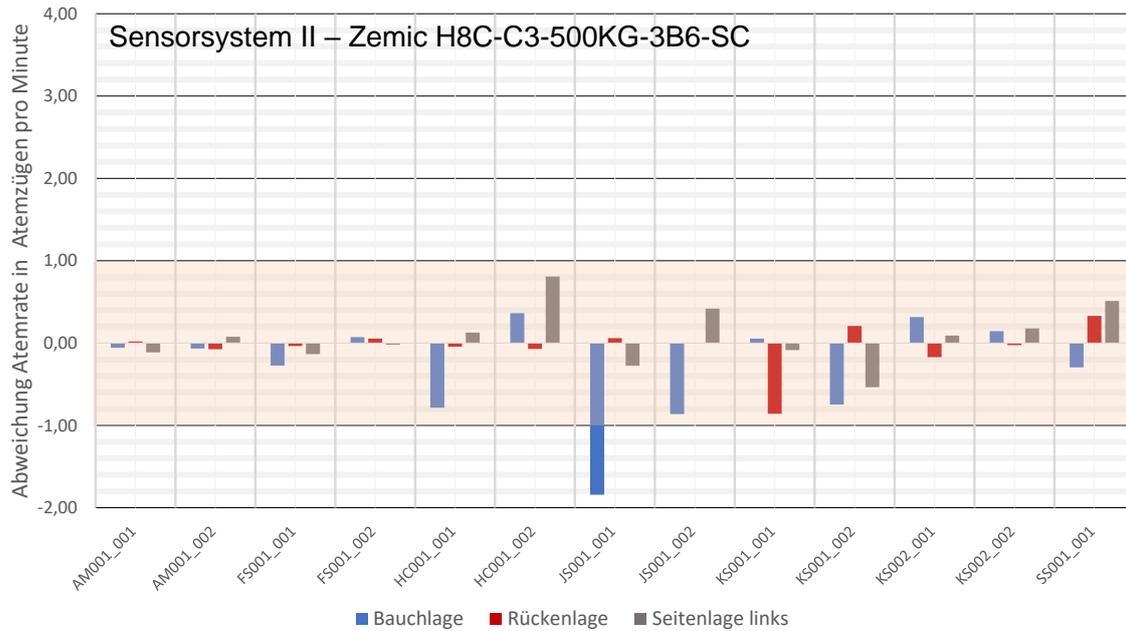


Abbildung 3.2.4: Ergebnisse der Auswertung der Atemraten für die Zemic Sensoren

In Abbildung 3.2.3 sind die Ergebnisse für die iBolt Sensoren abgebildet, in Abbildung 3.2.4 sind die Ergebnisse für die Zemic Sensoren abgebildet. Aus Gründen der Vergleichbarkeit sind die Skalierungen in beiden Abbildungen gleich gewählt.

Pro Sensor sind jeweils die Abweichungen zu den Referenzen für alle drei Körperlagen dargestellt. Der Bereich der Abweichung von  $\pm 1$  Atemzug wurde als akzeptabler Bereich gewählt da, auch wenn rein rechnerisch reellwertige Atemraten mit Nachkommaanteil ermittelt werden, die Atemrate immer als positiver ganzzahliger Wert angegeben wird. Atemaussetzer innerhalb der analysierten Epoche oder eine Atemrate von Null werden an dieser Stelle nicht berücksichtigt, die verwendeten Testdaten wurden vor der Analyse entsprechend untersucht, um diese Fälle auszuschließen.

Eine Betrachtung der Ergebnisse zeigt, dass bereits mit wenigen Verarbeitungsschritten durch Filterung und Maximadetektion für nahezu alle Testfälle und Personen eine verlässliche Atemrate abgeleitet werden kann. Eine Häufung der Abweichungen tritt bei Ergebnissen auf bei denen die Testpersonen auf dem Bauch lagen. Dies ist vermutlich auf die verwendete Referenzmesseinheit zurück zu führen die, zwischen Körper und Matratze eingeklemmt, nicht korrekt positioniert war, um den Hub der Atembewegung abzuleiten.

Zusammenfassend ist in Tabelle 3.2 für jede Körperlage und jedes der beiden Sensorsysteme die mittlere Abweichung der Atemrate pro Minute, sowie die Standardabweichung über die gesamte Messreihe dargestellt. Auch hier werden die im Bereich der Bauchlage auftretenden Abweichungen anhand einer Standardabweichung von mehr als einem Atemzug pro Minute deutlich.

Abschließend kann festgehalten werden, dass mittels der Daten beider Sensorsysteme die Möglichkeit besteht, die durch die Atmung bedingte Massenverschiebung mit guter Genauigkeit zu erfassen und anhand einer rudimentären Signalverarbeitungskette auf die Atemtätigkeit zu schließen.

Neben der Möglichkeit, die Atemaktivität abzuleiten, ist die Ableitung der Herzaktivität aus den Sensordaten ein weiterer Punkt, der betrachtet werden soll. Die korrekte Funktionsweise musste bei Betrachtung der Ergebnisse von Testreihen mit dem Fokus auf Messfehler und Hysterese bislang auf Grund starker Abweichungen angezweifelt werden.

Lage	Sensor	Mittlere Abweichung Atemrate pro Minute	Standard -abweichung STD Atemrate pro Minute
Bauchlage	Zemic	-0,306	0,614
	iBolt	0,638	1,357
Rückenlage	Zemic	-0,047	0,276
	iBolt	0,104	0,675
Seitenlage links	Zemic	0,080	0,350
	iBolt	0,105	0,289

Tabelle 3.2: Mittlere Abweichungen und Streuung der Atemrate

Im Rahmen der Untersuchung werden Ansätze aus dem Bereich der Ballistokardiografie betrachtet um anhand der Sensordaten von den durch die Herzaktivität messbaren Massenverschiebungen auf die Herzrate pro Minute schließen zu können.

Zunächst wird, analog zur Detektion der Atemrate, mit einer visuellen Analyse der Sensordaten begonnen. Hierzu wird erneut das Differenzsignal (siehe Formel 3.2.5) aus den jeweiligen Signalen der beiden Sensorsysteme berechnet, wobei der Fokus erneut auf den Bosch iBolt Sensoren liegt.

In Abbildung 3.2.5, Oben ist das 8s lange Differenzsignal der iBolt Sensoren für die Testperson AM001 in Rückenlage dargestellt. Der Signalausschnitt basiert auf dem selben Signal wie in Abbildung 3.2.2, wurde jedoch zur besseren Möglichkeit der Analyse gewählt.

Bei der Betrachtung fällt deutlich auf, dass im Zeitbereich von 236s und 237s, 237,5s und 238,5s usw. recht ausgeprägte lokale Minima auftreten. Diese Bereiche sind jeweils zur besseren Darstellung grau hinterlegt.

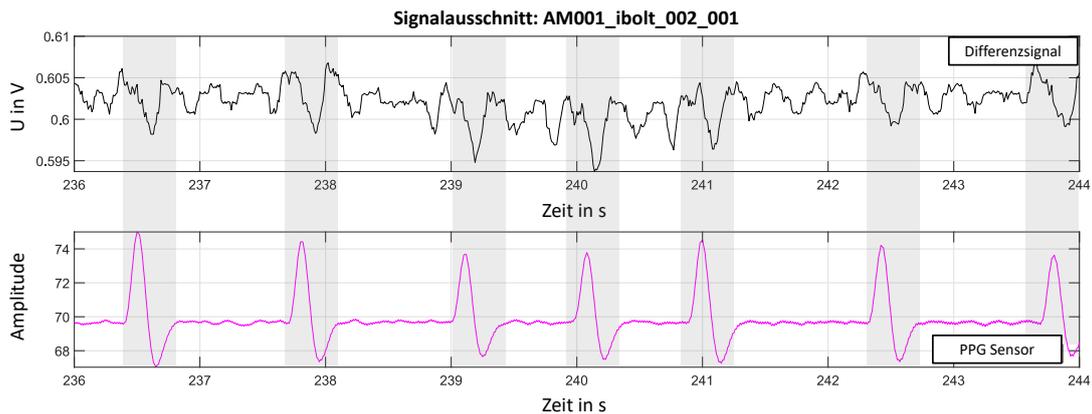


Abbildung 3.2.5: Oben: Differenzsignal des Labormusters mit Testperson auf der Liegefläche, Unten: Signalverlauf des PPG Systems als Referenz

Werden diese im Signal gefundenen Anteile nun mit den bereits dargestellten Signalverläufen von ballistokardiografischen Systemen, zum Beispiel in Abbildung 2.1.3 verglichen, kann festgestellt werden, dass abgesehen von Feinheiten im Signal, der jeweils betrachtete Signalausschnitt achsensymmetrisch gespiegelt den theoretischen BKG Signalverlauf wieder spiegelt. Parallel dazu wurde das Signal des PPG Sensorsystem betrachtet (siehe Abbildung 3.2.5, Unten). Aus der visuellen

Analyse lässt sich eine Korrelation der Signale der beiden Systeme im Hinblick auf die Maxima in dem analysierten Signalausschnitt feststellen. Die geringfügige Verschiebung der Maxima kann auf die unterschiedlichen Ausbreitungslaufzeiten der jeweils gemessenen Effekte zurückgeführt werden.

Zusätzlich wurde derselbe Signalausschnitt des Zemic-Systems untersucht der ein vergleichbares Ergebnis liefert, dies ist jedoch aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht dargestellt.

Nachdem die visuelle und manuelle Analyse als Proof-of-Concept ergeben hat, dass sich die durch die Herzaktivität resultierende Massenverschiebung aus den Sensordaten ableiten lässt, wird nachfolgend ein initiales Verfahren zur Biosignalverarbeitung beschrieben, welche es ermöglicht, die Herzrate automatisch aus den Sensordaten abzuleiten. Auch bei diesem Verfahren werden, analog zur Detektion der Atemrate, Anomalien im Verlauf des Herzschlags (Aussetzer, Extrasystolen) innerhalb der analysierten Epoche oder eine Nulllinie nicht berücksichtigt. Die verwendeten Testdaten wurden vor der Analyse entsprechend manuell untersucht, um diese Fälle auszuschließen.

Die Verarbeitungsschritte gestalten sich zu Teilen analog zur Signalverarbeitungskette zur Bestimmung der Atemrate. Wie bereits dargestellt wurde, besteht der erste Schritt darin, das Differenzsignal zu bestimmen.

Anschließend erfolgt eine Bandpass-Filterung analog zu Formel 3.2.6 mit einem Butterworth-Filter der Ordnung  $N=3$  und den 3dB Grenzfrequenzen  $f_{g,hr,l} = 1Hz$  und  $f_{g,hr,u} = 7Hz$  sowie einer anschließenden lineare Verstärkung und Spiegelung des Signals. Die Grenzfrequenzen orientieren sich am erwarteten Signalaufbau eines BKG Signals, welches im gewissen Rahmen, bedingt durch hohe Steigungen, als steilflankig betrachtet werden kann.

Würden die Grenzfrequenzen, analog zur Detektion der Atemrate, auf Grenzfrequenzen entsprechend einer Anzahl an Herzschlägen basieren, ließe sich das eigentliche Signal nicht mehr fehlerfrei auswerten. Weiterhin werden mit dem Bandpass-Filter die atmungsevozierten Anteile unterdrückt.

Das nach der Filterung und Verstärkung resultierende Signal  $s_{fil,hr}(n)$  ist in Abbildung 3.2.6, Mitte dargestellt, in Abbildung 3.2.6, Oben ist zum Vergleich noch einmal das Differenzsignal als Ausgangssignal visualisiert. Die einzelnen Bereiche im Signal, die nach der vorhergehenden Betrachtung den Anteil der Herzaktivität repräsentieren, sind erneut grau unterlegt.

Nach der initialen Bearbeitung lässt sich an dem Signalverlauf in Abbildung 3.2.6, Mitte deutlich eine „W“ - förmige Struktur in den zuvor betrachteten Bereichen erkennen, die den für die Ableitung der Herzrate benötigten I-J Komplex beinhaltet. Weiterhin sind auch einige Anteile im Signal enthalten, die vergleichbar aussehen, jedoch nicht mit der Herzaktivität und deren Massenverschiebungen korrelieren.

Um die relevanten Anteile zu separieren, wird in einem nachfolgenden Verarbeitungsschritt die Kurzzeit-Energie des Signals bestimmt:

$$E_{fil,hr}(n) = s_{fil,hr}(n)^2 \quad (3.2.10)$$

Das Energiesignal wird anschließend normiert:

$$E_{fil,hr,norm}(n) = \frac{E_{fil,hr}(n) - \min(E_{fil,hr}(n))}{\max(E_{fil,hr}(n)) - \min(E_{fil,hr}(n))} \quad (3.2.11)$$

Daraus resultiert das Energiesignal  $E_{fil,hr,norm}(n)$  welches in Abbildung 3.2.6, Unten rot dargestellt ist. In dem Signalverlauf ist deutlich eine Struktur zu erkennen, bei der die lokalen Maxima mit den zuvor betrachteten Maxima des PPG Systems korrelieren.

Weiterhin ergeben sich jeweils um das entsprechende lokale Maximum weitere Nebenmaxima.

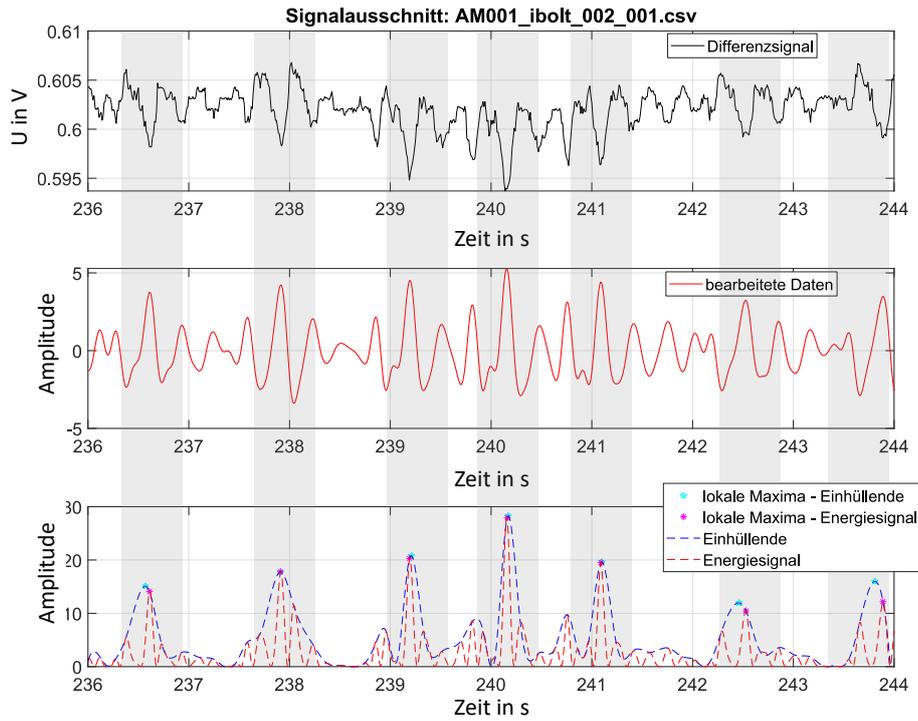


Abbildung 3.2.6: Oben: Differenzsignal des Labormusters mit Testperson auf der Liegefläche, Mitte: bearbeitetes Signal, Unten: Energiesignal mit berechneten lokalen Maxima

Diese stellen im Verbund eine Art „Muster“ dar, welche sich jeweils hervorhebt und so eine Unterscheidung von Bereichen, in denen keine zum I-J Komplex korrelierende Herzaktivität auftritt, ermöglicht.

Zur Bestimmung der einzelnen lokalen Maxima  $E_{hr,local,max}(n_i)$  werden diese, wie bereits in Formel 3.2.8 und 3.2.9 vorgestellt wurde, berechnet. Hierbei wird zunächst jedes lokale Maximum ohne Mindestabstand betrachtet.

Aus den resultierenden Maxima als Hilfskonstrukt wird anschließend die Einhüllende  $E_{hr,env}(n)$  von  $E_{fil,hr,norm}(n)$  durch eine Interpolation mittels kubischem  $C^2$ -Spline [Dan19] berechnet. Diese ist an mittels  $\xRightarrow{Spline}$  referenziert:

$$E_{hr,local,max}(n_i) \xRightarrow{Spline} E_{hr,env}(n) \quad (3.2.12)$$

Der resultierende Signalverlauf der Einhüllenden ist in Abbildung 3.2.6, Unten blau dargestellt. Zur Bestimmung der Herzrate in dem betrachteten Signalausschnitt wird im Anschluss erneut eine Bestimmung der lokalen Maxima durchgeführt.

Hierbei werden, um eine zuverlässige Detektion zu ermöglichen, zunächst die lokalen Maxima  $E_{hr,local,max}(n_{i,sh})$  und die lokalen Maxima der Einhüllenden  $E_{hr,env,local,max}(n_{i,sh})$  jeweils in einem minimalen Abstand von  $sh = \pm [45, 55, 65]$  Abtastwerten bestimmt. Diese Variation ist notwendig, um Bereiche, die keine korrekten Anteile des I-J Komplex repräsentieren, auszuschließen. Die Begrenzung auf einen minimalen Abstand von  $sh > 45$  führt ggf. zu einer Einschränkung des möglichen Detektionsbereichs der Herzaktivität auf maximal  $\sim 133$  Schläge pro Minute (bezogen auf eine Abtastfrequenz von  $f_a = 100Hz$ ). Diese mögliche Einschränkung soll kurz, an für den Menschen üblichen Herzraten, diskutiert werden. In Tabelle 3.3 ist dazu die Einteilungen der menschlichen Herzrate dargestellt:

Bereich / Herzschlag	Bezeichnung	Herzfrequenz in Schlägen pro Minute
langsam	Bradykardie	unter 60
normal	Normokardie	60- 90
schnell	Tachykardie	über 90

Tabelle 3.3: Bereiche des menschl. Herzschlags [Sch97b]

Da bei der vorliegenden Betrachtung Herzaktivität im Liegen und in Ruhe detektiert werden soll (Herzraten  $< 90$  Schläge/Minute) stellt, mit Blick auf Tabelle 3.3, die Begrenzung auf einen minimalen Abstand von  $sh > 45$  bzw.  $\sim 133$  Schläge/Minute keine Einschränkung dar. Es kann prinzipiell sogar eine Tachykardie (Herzrate  $> 90$  Schläge/Minute) detektiert werden.

Um nun aus den Ergebnissen die geeignete Folge von lokalen Maxima zu bestimmen, werden zunächst alle Herzraten  $hr_{mean,env}(sh)$  und  $hr_{mean}(sh)$  für die einzelnen lokalen Maxima über die Länge der Epoche, hier 30s, in Form eines Mittelwerts, sowie die jeweilige Streuung basierend auf der Standardabweichung berechnet. Die resultierenden Maxima sind in Abbildung 3.2.6, unten cyan- (Einhüllende) und magenta- (Energiesignal) farben beispielhaft für  $sh = 65$  dargestellt.

Die Auswahl der Herzrate erfolgt durch Betrachtung der Streuung der jeweiligen berechneten Herzrate. Es wird hierbei angenommen, dass zwar eine Variabilität in der Herzrate (Herzratenvariabilität, kurz HRV, [Sha17]) vorliegt, wenn sich der Mensch in einer ruhigen und entspannten Körperhaltung befindet, jedoch liegen die Werte hierbei im Bereich von  $50 \pm 16ms$  [Sha17] und sind somit wesentlich geringer als z.B. resultierende Standardabweichungen bei nicht detektierten einzelnen Herzschlägen pro Epoche. Die berechneten Herzraten werden wie folgt separiert:

$$hr_{mean} = \underset{sh \in [45, 55, 65]}{\operatorname{arg\,min}} (std(hr_{mean,env}(sh), hr_{mean}(sh))) \quad (3.2.13)$$

In den Abbildungen 3.2.7 und 3.2.8 sind die Ergebnisse der Herzratendetektion grafisch aufbereitet dargestellt. Hierbei wird erneut wie bei der Detektion der Atemrate aus Gründen der Übersichtlichkeit die Abweichung zwischen dem jeweiligen Sensorsystem und der Referenz in Form des PPG Systems dargestellt. Die Referenzwerte des PPG Systems wurden im Rahmen der Auswertung manuell betrachtet und verifiziert. In den Abbildungen 3.2.7 und 3.2.8 sind, wie bereits in den Abbildungen 3.2.3 und 3.2.4, die Ergebnisse für beide Sensorsystem aus Gründen der Übersichtlichkeit getrennt abgebildet. Um einen direkten Vergleich zu ermöglichen sind jedoch die Skalierungen gleich. Pro Sensor sind jeweils die Abweichungen zu den Referenzen für alle drei Körperlagen dargestellt.

Der Bereich der Abweichung von  $\pm 5$  Herzschlägen wurde als akzeptabler Bereich gewählt. Eine Betrachtung der Ergebnisse zeigt, dass anhand der vorgestellten Verarbeitungsschritten erneut für nahezu alle Testfälle und Personen eine verlässliche Herzrate abgeleitet werden kann.

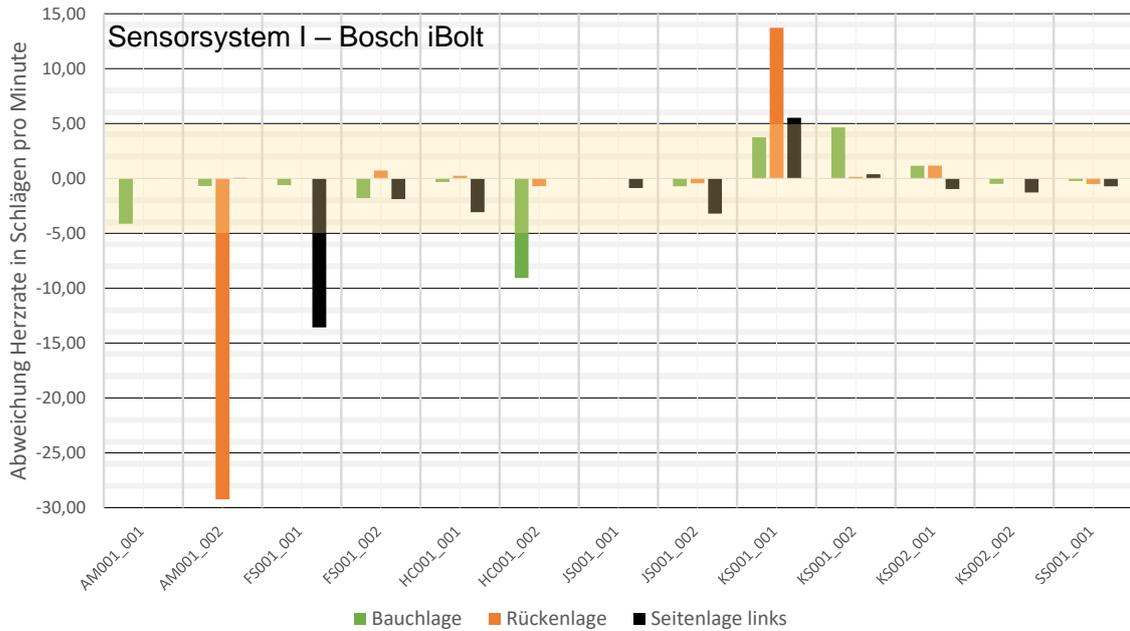


Abbildung 3.2.7: Ergebnisse der Auswertung der Herzraten für die iBolt Sensoren

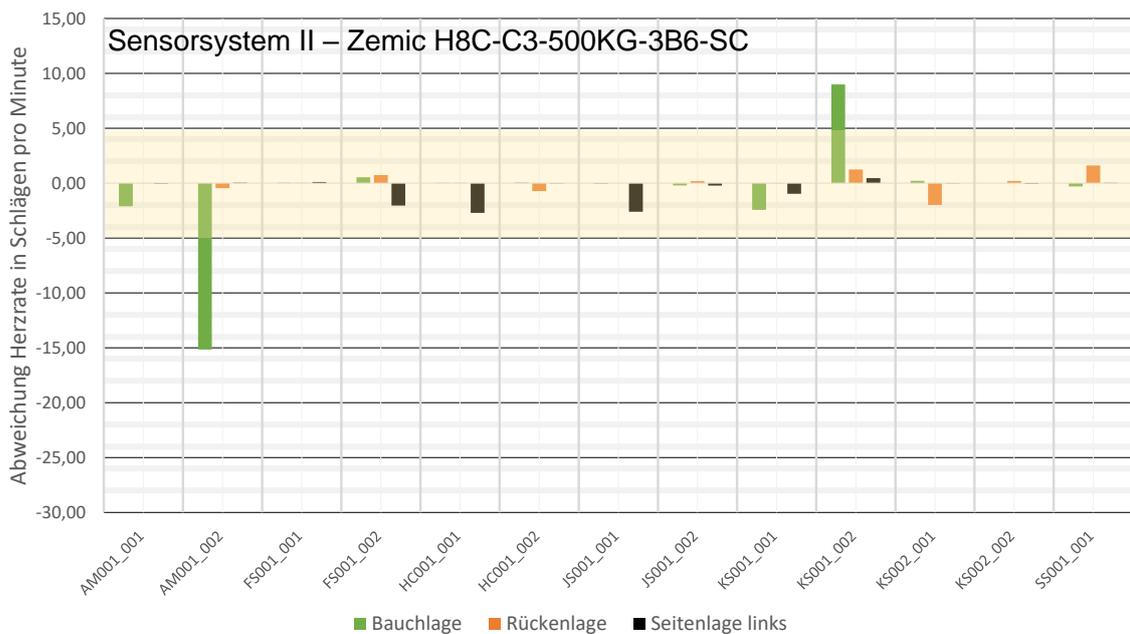


Abbildung 3.2.8: Ergebnisse der Auswertung der Herzraten für die Zemic Sensoren

Zusammenfassend ist in Tabelle 3.4 für jede Körperlage und jedes der beiden Sensorsysteme die mittlere Abweichung der Herzrate pro Minute sowie die Standardabweichung über die gesamte Messreihe dargestellt. Hierbei fallen deutlich die im Bereich der Bauchlage auftretenden Abweichungen anhand der relativ hohen Standardabweichung bei beiden Sensorsystemen auf.

Lage	Sensor	Mittlere Abweichung Herzrate pro Minute	Standard -abweichung STD Herzrate pro Minute
Bauchlage	Zemic	-0,802	5,109
	iBolt	-0,657	3,363
Rückenlage	Zemic	0,061	0,885
	iBolt	-1,152	9,259
Seitenlage links	Zemic	-0,622	1,099
	iBolt	-1,513	4,205

Tabelle 3.4: Mittlere Abweichungen und Streuung der Herzrate

Insgesamt schneidet das iBolt System im Vergleich etwas schlechter ab und weist in der Gesamtbetrachtung eine höhere Streuung auf, was darauf hindeutet, dass die Bestimmung der Herzaktivität anhand der iBolt Sensoren aus bereits zuvor diskutierten Gründen (Hysterese der Sensoren, Messungenauigkeit) ungenauer ist. Weiterhin sind in den Ergebnissen bei einigen Testpersonen Einflüsse durch die Körperlage auf die Herzratendetektion zu erkennen (siehe in Abbildung 3.2.7 z.B. Testperson AM001). Aufschluss kann an dieser Stelle z.B. die Betrachtung des Körpergewichts sowie des Körperbaus etc. der jeweiligen Testperson geben, wenn Zugang zu den Testpersonen besteht. Je nach Körperbau kann es vorkommen, dass die Kopplung Mensch-Liegefläche nicht ausreichend stattgefunden hat und entsprechend die mechanischen Schwingungen nicht ausreichend übertragen wurden. Weiterhin kann auch eine Erkrankung des kardiovaskulären Systems vorliegen. Diese wurde bei Testbeginn nicht abgefragt bzw. konnte nicht ausgeschlossen werden da entsprechende Partner mit medizinischem Hintergrund fehlten.

### Abgeleitetes Verfahren zur Detektion der Atemrate

Ausgehend von der initialen Betrachtung zur Ableitung der Atemaktivität wurde ein Verfahren zur Bestimmung der Atemrate basierend auf den Sensordaten der iBolt Sensoren in dem Labormuster des Pflegebetts [Kit14a] entwickelt.

Das Verfahren arbeitet ähnlich einer „beat-to-beat“ Detektion zur Bestimmung der Herzrate. Hierbei werden bestehende Methoden aus dem Bereich der Sprachsignalverarbeitung [Ger09] zur Bestimmung der Sprachgrundfrequenz auf Cepstrum-Basis adaptiert.

Ziel der Untersuchung ist es, neben der Evaluation der Möglichkeiten zur Ableitung der Atemaktivität aus den Sensordaten, ein Cepstrum-basiertes Verfahren zur Detektion der Atemrate zu entwickeln. In [Kor07] wird ein ähnliches Verfahren zur Detektion der Herzrate vorgestellt. Im vorliegenden Ansatz wird, im Gegensatz dazu, die Atemrate bestimmt und zusätzlich wird eine Bewegungsartefakt-Detektion durchgeführt um die Validität der ermittelten Atemraten einschätzen zu können.

Die Verarbeitungskette des Verfahrens ist in Abbildung 3.2.9 dargestellt.

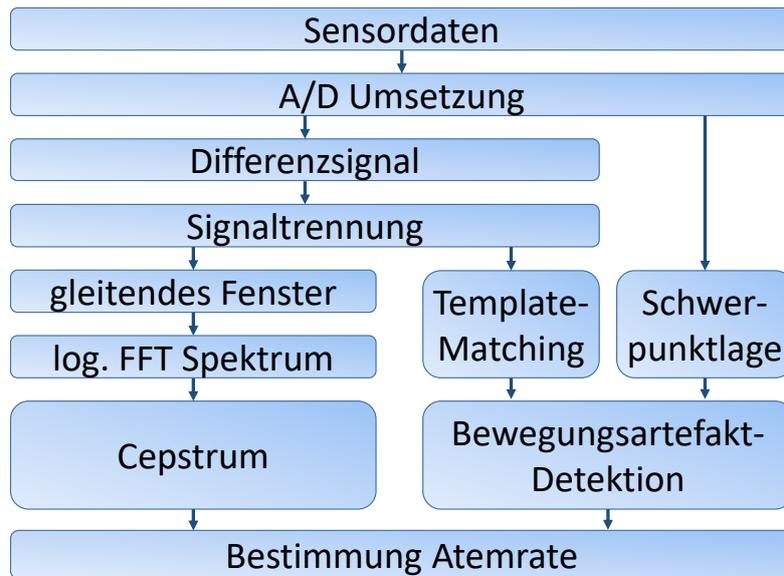


Abbildung 3.2.9: Blockschaltbild - Signalverarbeitung zur Bestimmung der Atemrate

Da der eigentliche Nutzsignalanteil der respiratorischen Komponente durch weitere Störanteile z. B. durch externe Störeinflüsse überlagert werden kann, wird nach der A/D Umsetzung zunächst aus den Signalen der vier Sensoren ein, wie bereits in Formel 3.2.5 dargestelltes Differenzsignal bestimmt, so dass Massenverschiebungen in Bett-Längsrichtung verstärkt werden.

Anschließend findet eine Signaltrennung analog zu Formel 3.2.14 durch Filterung mit einem Tiefpass-Filter im Bereich 0,65 Hz statt, um die respiratorische Komponente zu separieren.

Zur Bestimmung einzelner Atemzüge wird ein gleitendes Fenster mit dynamisch angepasster Fensterlänge verwendet, das über das Zeitsignal bewegt wird. Die Fensterlänge wird in der Form gewählt, dass mindestens eine vollständige Periode des Differenzsignals erfasst wird, um eine korrekte Transformation in das Spektrum bzw. Cepstrum zu gewährleisten.

$$S(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s_{fil}(n) \cdot e^{-j \cdot 2\pi \cdot k \cdot n / N} \quad (3.2.14)$$

Anschließend folgt die Berechnung des Fourier-Spektrums und des Cepstrums zur Bestimmung des zeitlichen Zusammenhangs.

$$c(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \log(S(k)) \cdot e^{j \cdot 2\pi \cdot k \cdot n / N} \quad (3.2.15)$$

Das Cepstrum setzt sich aus der Grobstruktur des Spektrums (niedrige Cepstral-Indizes) und der Feinstruktur (höhere Indizes) zusammen. Basierend auf der cepstralen Feinstruktur kann direkt der zeitliche Zusammenhang zwischen zwei Atemzügen bestimmt werden, was an dieser Stelle einen Vorteil gegenüber dem Einsatz der reinen Fourier-Transformation darstellt. Die ermittelte Atemrate kann als Grundlage zur Bestimmung der neuen Fensterlänge verwendet werden.

Zur Detektion von Bewegungsartefakten wird ein Template-Matching Verfahren eingesetzt, anhand dessen im Signalverlauf überprüft werden kann, ob ein sinusartiger Verlauf oder eine Störung, bedingt durch Bewegungen des Patienten, vorliegt.

Weiterhin wird die Veränderung der Schwerpunktlage des Patienten einbezogen, aus der Rückschlüsse auf Bewegungen des Patienten gezogen werden können.

Aus beiden Ansätzen lässt sich ein Maß für die Zuverlässigkeit der jeweils ermittelten Atemrate ableiten. Dadurch können unzuverlässige Detektionsergebnisse von einer Weiterverarbeitung ausgeschlossen werden.

Das Verfahren wurde mit Hilfe zuvor gewonnener Testdaten evaluiert. Dazu wurden Testdaten mit unterschiedlichen Testpersonen (sieben Testpersonen in Ruhe, männlich, mindestens 300s Aufzeichnungsdauer) nach einem vorgegebenen Ablaufschema im funktionalisierten Bett (Rückenlage, Seitenlage links, Rückenlage, Seitenlage rechts) aufgezeichnet. Die Datensätze wurden separat von denen in Tabelle 3.1 erstellt und sind erneut pro Testperson jeweils mit zwei Buchstaben und einer Ziffer gekennzeichnet, z.B. AM001. Die physischen Merkmale der einzelnen Testpersonen sind in Tabelle 3.5 dargestellt.

Name	Geschlecht	Alter	Gewicht in kg	Körpergröße in cm	Anzahl Datensätze
AM001	m	23	96	185	1
DC001	m	25	75	168	1
FK001	m	27	110	184	1
MG001	m	30	110	175	1
MJ001	m	25	73	184	1
OC001	m	25	71	182	1
TW001	m	22	113	187	1

Tabelle 3.5: Übersicht Testpersonen

Anschließend erfolgte ein manuelles Labeling der Testdaten, bei dem Atemzüge und Bewegungsartefakte im zeitlichen Gefüge gekennzeichnet wurden. Zusätzlich wurde die Atemrate mittels des bereits vorgestellten 3-Achsen Beschleunigungssensor in einem Brustgurt als Referenz aufgezeichnet, dessen Daten ebenfalls manuell gelabelt wurden. Die Ergebnisse der Testreihen sind in Abbildung 3.2.10 dargestellt, jeder Atemzug wird als Event betrachtet.

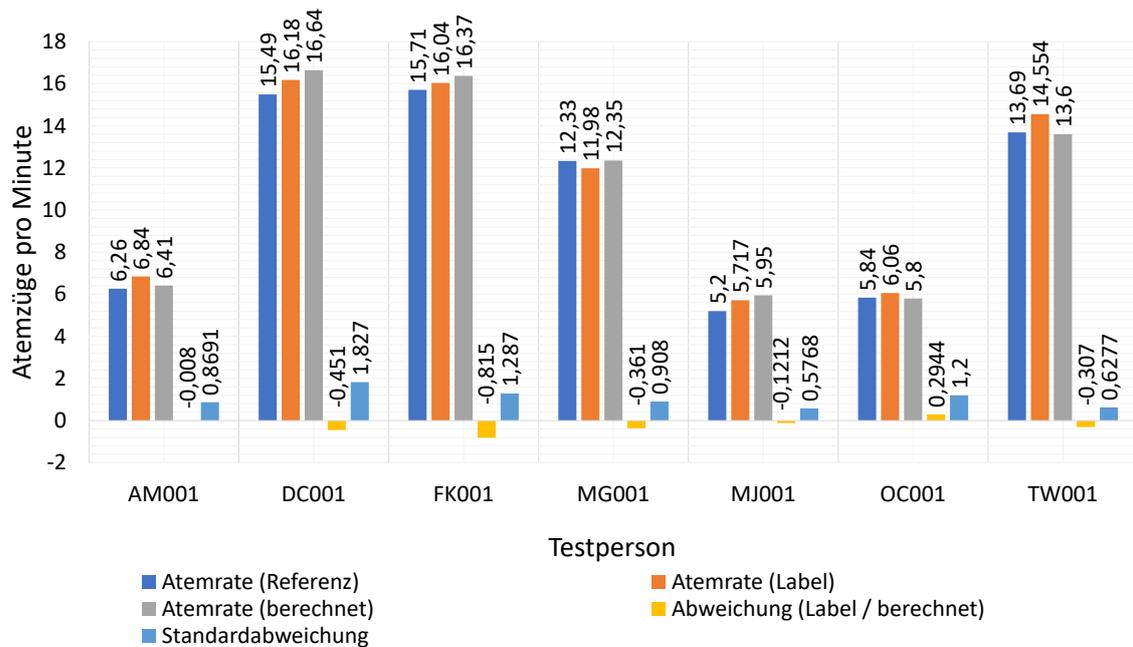


Abbildung 3.2.10: Ergebnisse Bestimmung der Atemrate

Hierbei sind von links nach rechts pro Testperson folgende Daten abgebildet:

- Atemrate (Ref.): mittels Referenzmesssystem gemessene mittlere Atemrate (Mittelwert über alle Events)
- Atemrate (Label): mittlere Atemrate aus den manuell gelabelten Testdaten berechnet (Mittelwert über alle Events)
- Atemrate (ber.): mittlere Atemrate die anhand des entwickelten Algorithmus berechnet wurde (Mittelwert über alle Events)
- mittlere Abweichung pro Event: Mittelwert über alle Abweichungen pro Event zwischen Label und berechneter Atemrate
- Standardabweichung pro Event: Standardabweichung aus allen Abweichungen pro Event zwischen Label und berechneter Atemrate

Die Daten der Ergebnisse zeigen, dass eine Bestimmung der Atemzüge mit ausreichend hoher Genauigkeit möglich ist und die Atemzüge im Mittel mit etwa  $\pm 1,5$  Atemzügen Abweichung pro Event detektiert werden. Durch die Bewegungsartefakt-Detektion kann es zu möglichen Verlusten in der Detektion einzelner Atemzüge kommen. Weiterhin wurden die Referenzmessungen nicht mit klinisch validierten Messgeräten vorgenommen, da keine entsprechenden Geräte zur Verfügung standen. Der Stichprobenumfang ist für eine statistisch korrekte Aussage über die Funktion zu gering. Jedoch konnte gezeigt werden, dass mittels des Labormusters und eines entsprechenden Berechnungsverfahrens die Atemrate eines Menschen in dem Pflegebett mit ausreichender Genauigkeit auch Event-basiert abgeleitet werden kann.

### 3.3 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde der Aufbau eines eigenen Labormusters für ein funktionalisiertes Pflegebett vorgestellt. Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass sich, trotz der als "Nachteile" in

Form von Abweichungen im Bereich der absoluten Gewichtsmessung und der verminderten Auflösung von minimalen Massenänderungen, die iBolt-Sensoren als ein vielversprechendes System zur Funktionalisierung des Pflegebettes darstellen. Da neben Vorteilen im Hinblick auf Preis, Robustheit und Verfügbarkeit der Sensoren gezeigt werden konnte, dass sich neben der Atemaktivität auch die Herzaktivität aus den Messreihen ableiten lässt und somit selbst auch Effekte mit geringen Massenänderungen über der Zeit entsprechend detektiert werden können.

Weiterhin hat sich jedoch auch gezeigt, welche Einschränkungen sich im Rahmen einer solchen Entwicklung ergeben können. Um ein Werkzeug zur Funktionalisierung von Pflegebetten bereit zu stellen mit dem Sensorpositionen, Messgenauigkeiten etc. vor Aufbau eines funktionalisierten Pflegebetts bereits im Planungsprozess abgeschätzt werden können, wird nachfolgend ein auf dem Labormuster aufgebautes Modell vorgestellt und diskutiert.

## Kapitel 4

# Modellbildung und Simulation

Nachdem das Labormuster des Pflegebetts vorgestellt wurde und gezeigt werden konnte, welche Eigenschaften aber auch welche Limitierungen das System aufweist, wird nachfolgend das im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelte mehrstufige Modell vorgestellt. Hierbei basieren die Betrachtungen und Annahmen für den Modellbildungsansatz auf dem in Kapitel 3 bereits diskutierten Labormuster bzw. den damit erzielten Beobachtungen. Diese werden als Referenz für die nachfolgenden Untersuchungen und für die Entwicklung des Modells verwendet.

Zweck des Modells ist es, die oftmals empirisch gestützte Entwicklung im Bereich der Biosignalverarbeitung um ein Modell zu erweitern, welches als Referenz zu dem bestehenden Labormuster genutzt werden kann und Optimierungen des Systems aber auch Neuentwicklungen unterstützt.

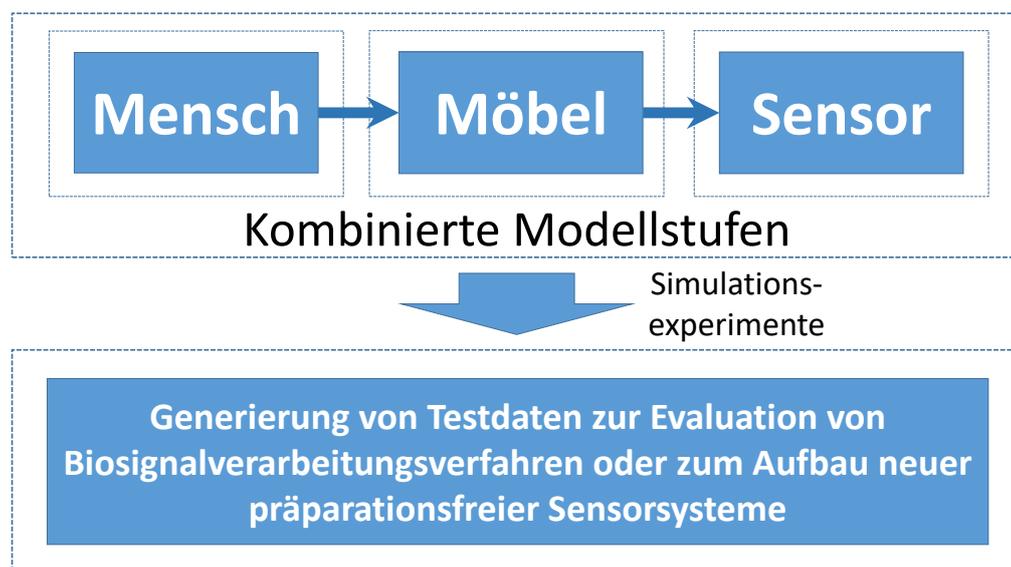


Abbildung 4.0.1: Prinzipielle Struktur des Modells

Das Modell ist in seinem Aufbau modular gestaltet und erlaubt es, einzelne Module zu modifizieren, zu deaktivieren oder auszutauschen, um entsprechend neue Labormusteraufbauten ableiten zu können.

Abbildung 4.0.1 zeigt die prinzipielle Struktur des Modells mit seinen integralen Bestandteilen „Mensch“, „Möbel“ und „Sensor“. Die einzelnen Komponenten werden nachfolgend im Detail mit den entsprechenden Funktionen und Modellparametern beschrieben. Das Modell ist, analog zu den zeit- und werte-diskreten Ausgangssignalen des ADC des Ursprungssystems (siehe Abbil-

dung 3.1.2) als diskretes Modell im Millimeter-Raster mit definierter Abtastfrequenz aufgebaut. Als globale Modell-Eingangs-Parameter werden entsprechend zuerst die Abtastfrequenz und die Simulationsdauer vorgegeben.

In diesem Kapitel werden zunächst die Basismodelle für die einzelnen Komponenten vorgestellt und anhand von meist grafischen Vergleichen initial analysiert und validiert. Die eigentliche Validierung des Modells folgt in Kapitel 6. Hierbei wurde die bereits beschriebene Vorgehensweise aus Abschnitt 2.2 angewendet und es werden die resultierenden Modellteile dargestellt.

## 4.1 Modellteil Mensch

Zunächst wird nachfolgend das Teilmodell „Mensch“ (siehe Abbildung 4.0.1) betrachtet, das in die Bereiche „initiales Menschmodell“, „kardiovaskuläres und respiratorisches Modell“ und „Bewegungsmodell“ unterteilt ist und als biomechanisches Modell aufgebaut wurde.

### 4.1.1 Initiales Menschmodell

Der erste Teil des Modells stellt die Modellbasis bereit und beinhaltet die Modellierung des Menschen. Es werden dazu folgende Modellkomponenten als Eingangsparameter definiert:

- Körperdimensionen (Gewicht und Größe)
- Kardiovaskuläre und respiratorische Parameter (Atem- und Herzrate)
- Koordinate der Körpermitte/Hüfte

Als Modellbasis wird, ausgehend von den Betrachtungen in Abschnitt 2.2.1, eine so genannte Stickman Struktur als Mehrkörpermodell verwendet, ähnliche Ansätze finden sich auch z.B. bei Body Motion Tracking Systemen [Loo15, XSe15], um die erfassten Daten als humanoides Konstrukt abbilden zu können. Die Stickman Struktur dient allgemein zur Beschreibung des Körpermodells mit seinen einzelnen Körperteilen. Hierbei werden anhand von Knoten die Gelenke des Menschen sowie die Endpunkte der Extremitäten abgebildet. Die Knotenstruktur wird mittels Verbindungselementen zu einer Gesamtstruktur des Körpers zusammengefügt und beinhaltet die einzelnen Teile des Körpers. Hierbei orientiert sich die Stickman Struktur an den anatomischen und physiologischen Betrachtungen u.a. aus [App12]. Es werden Kopf, Torso sowie die oberen und unteren Extremitäten ohne Hände und Füße in dem Modell berücksichtigt.

Die für die Untersuchungen und Modellierung genutzte Struktur umfasst in Summe 21 Elemente, deren Aufteilung ist in Abbildung 4.1.1 Mitte dargestellt. Der Körper besteht hierbei aus 19 Knoten in Form von Verbindungs- oder Endknoten. Zu Testzwecken wurden zwei zusätzliche Masselemente integriert. Diese ermöglichen u.a. eine Simulation von Einzelmassenverschiebungen und werden in der aktuellen Version des Körpermodells zu Debugging Zwecken jedoch nicht im Simulationsbetrieb eingesetzt.

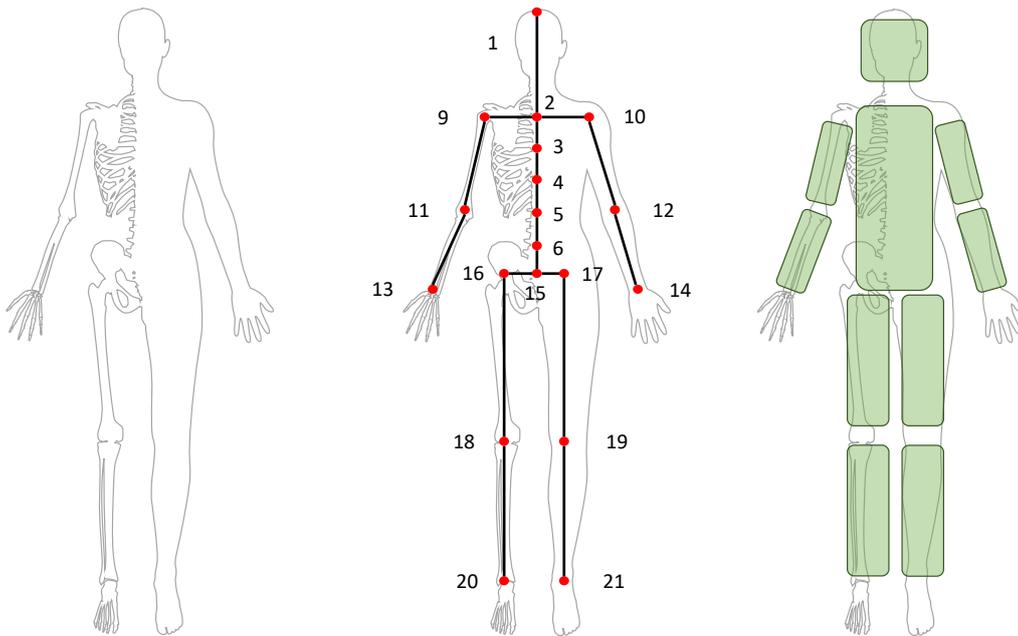


Abbildung 4.1.1: Körperstruktur (Links), Aufbau Stickman (Mitte) und Massenmodell mit Masselementen (Rechts), Teilgrafik der Körperstruktur nach [Joh19]

Die Zuordnung der jeweiligen Knotenpunkte zu den korrelierenden Körperteilen und Teilmassen ist in Tabelle 4.1 im Detail dargestellt. Die Betrachtung ist hierbei vom Kopf aus fußwärts gerichtet. Die Bezeichnung entspricht nicht unmittelbar den anatomischen Bezeichnungen der Position und wurde aus Gründen der besseren Zuordbarkeit zusätzlich zu der Nummerierung gewählt.

Der gesamte Körper wird in zehn Teilmassen, wie in Abbildung 4.1.1 Rechts als Rechtecke dargestellt, aufgeteilt. Die jeweiligen Anteile am Gesamtkörpergewicht sowie die Aufteilung der Länge und Breite der einzelnen Körperteile im Bezug zur Körpergröße sind in Tabelle 4.2 angegeben.

Massen für Hände und Füße wurden in diesem Modell nicht vorgesehen, lassen sich bei Bedarf jedoch erweitern.

Faktor	Körperteil					
	Kopf	Torso	Oberarm	Unterarm	Oberschenkel	Unterschenkel
Verhältnis vom Körpergewicht	0,07	0,43	0,03	0,03	0,095	0,095
Länge im Verhältnis zur Körpergröße	0,125	0,375	0,25	0,25	0,25	0,25
Breite im Verhältnis zur Körpergröße	0,125	0,1875	0,0625	0,0625	0,0625	0,0625

Tabelle 4.2: Anthropometrische Basisdaten: Aufteilung der Teilmassen des Körpergewichtes und der Länge und Breite der Körperteile

Die verwendeten Proportionsverteilung und Körpermaße orientieren sich an grundlegenden Anatomie-Betrachtungen [Fis06, Beu05] und können, je nach Bedarf und Einsatz des Modells, variiert werden.

Nummer	Zuordnung Modellteil	Art des Elements	Zuordnung Masse
1	Kopf	Knoten	Kopf
2	Halswirbel	Knoten	
3	Brustwirbel 1	Knoten	
4	Brustwirbel 2	Knoten	Torso
5	Lendenwirbel 1	Knoten	
6	Lendenwirbel 2	Knoten	
7	- Reserve -	Massenpunkt	
8	- Reserve -	Massenpunkt	
9	Oberarm links	Knoten	Oberarm
10	Oberarm rechts	Knoten	Oberarm
11	Unterarm links	Knoten	Unterarm
12	Unterarm rechts	Knoten	Unterarm
13	Hand links	Knoten	-
14	Hand rechts	Knoten	-
15	Becken	Knoten	Torso
16	Oberschenkel links	Knoten	Oberschenkel
17	Oberschenkel rechts	Knoten	Oberschenkel
18	Unterschenkel links	Knoten	Unterschenkel
19	Unterschenkel rechts	Knoten	Unterschenkel
20	Fuß links	Knoten	-
21	Fuß rechts	Knoten	-

Tabelle 4.1: Zuordnung der Knotenpunkte zu Körperteilen und Massen

So besteht auch die Möglichkeit, z.B. adipöse Körperstrukturen oder altersbedingte Veränderungen in der Körperstruktur zu modellieren und somit anthropometrische Merkmale und Daten anzupassen.

Um die Körperparameter in Simulationen abbilden zu können, wurde die in Abbildung 4.1.1 dargestellte Struktur basierend auf Kugelkoordinaten aufgebaut.

**Vorabbetrachtung** Bevor der gesamte Aufbau dargestellt wird soll zunächst ein einzelner Punkt betrachtet werden. Durch die Verwendung von Kugelkoordinaten ist es möglich, einen Punkt  $P$  im dreidimensionalen Raum mittels des Abstands  $r$  und den beiden Winkeln  $\varphi$  und  $\theta$  als  $P(r, \theta, \varphi)$  darzustellen. Die Wertebereiche der Elemente von  $P(r, \theta, \varphi)$  sind hierbei im Rahmen der Arbeit wie folgt festgelegt: Der Abstands  $r$  ist auf nicht-negative Zahlen beschränkt, das Intervall des Winkels  $\theta$  auf  $[0, \pi]$  und der Bereich von Winkel  $\varphi$  auf das Intervall  $[0, 2\pi)$ . Ein Beispiel für Punkt  $P$  ist in Abbildung 4.1.2 links gegeben.

Der Vorteil in der Nutzung von Kugelkoordinaten im Vergleich zu kartesischen Koordinaten liegt darin begründet, dass eine Positionsänderung im Simulationsverlauf nur durch die Änderung der entsprechenden Körperwinkel durchgeführt werden kann ohne Proportionsverteilung und Körper-

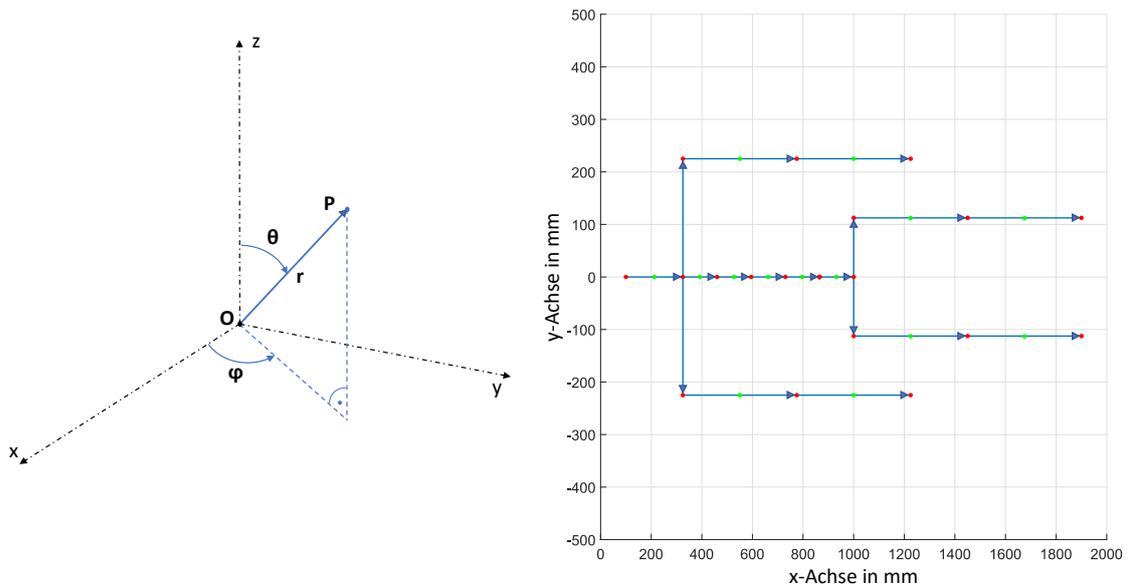


Abbildung 4.1.2: Beispiel Kugelkoordinaten (links) und initialer „Stickman“ (rechts)

maße zu beeinflussen. Der Bezug zum kartesischen Koordinatensystem erfolgt nach der in Formel 4.1.1 gegebenen Umrechnung.

$$\begin{aligned}
 x &= r \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\varphi) \\
 y &= r \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\varphi) \\
 z &= r \cdot \cos(\theta)
 \end{aligned}
 \tag{4.1.1}$$

**Körpermodell als Stickman Struktur** Nachdem im vorherigen Abschnitt Kugelkoordinaten allgemein als Ausgangspunkt betrachtet wurden wird nun die verwendete Gesamtstruktur des Körpermodells erörtert. In Abbildung 4.1.2 rechts ist beispielhaft ein auf dem Rücken/Bauch liegender, 1800mm großer Mensch abgebildet der mittels des „Stickman“ Ansatz modelliert wurde. Die Simulationsfläche beschränkt sich auf die 2000mm lange und 1000mm breite Fläche, die der Liegefläche des Labormusters entspricht. Zu erkennen sind die einzelnen Gelenke, hier als Knotenpunkte bezeichnet (rot dargestellt), die entsprechenden Abstände  $r_{bp}$  der einzelnen Körperteile  $bp$  als Vektorpfeile sowie die jeweiligen Massenpunkte der einzelnen Körperteile (grün dargestellt).

Das Körpermodell ist als gerichteter stark zusammenhängender kreisfreier Graph  $G_{body}$  aufgebaut. Hierbei bildet der Kopf das Startelement in Form der Wurzel  $w_{head}$  mit dem Eingangsgrad 0 von dem aus sich alle weiteren Knoten mit dem Eingangsgrad 1 in Form der Körperteile abzweigen. Der Graph kann als so genannter Wurzelbaum bestehend aus dem Paar  $(G_{body}, w_{head})$  aufgefasst werden. Der Baum  $G_{body} = (V, E)$  beinhaltet allgemein die Knoten  $V$  und die Kanten  $E$ . In  $G_{body}$  existiert für jeden Knoten  $v \in V$  ein eindeutiger Pfad von  $w$  zu  $v$ . Weiterhin orientieren sich die Kanten  $E$  derart, dass für jeden Knoten  $v \in V$  ein gerichteter Pfad von  $w$  zu  $v$  führt. Jeder Knoten  $V$  beinhaltet hierbei folgende Informationen:

- Adressierende Zuordnung
  - Nummerierung des entsprechenden Körperteils  $bp$
  - Zuordnung der Vorgänger- und Nachfolger-Knoten
  - Anzahl der benachbarten Knoten

- Körperteileigenschaften
  - Dimension (Länge, Breite, Gewicht)
  - Koordinaten des Körperteils und der Teilmasse
  - Bezug zu nachfolgenden Körperteilen (Abstand  $r_{bp}$ , Winkel  $\varphi_{bp}$  und  $\theta_{bp}$ )

Anhand der Stickman Beschreibung kann so jedes Körperteil, ausgehend vom Punkt  $P_{head}$ , als Ortsvektor abgebildet bzw. modelliert werden. Durch die Wahl der entsprechenden Winkel  $\varphi_{bp}$  und  $\theta_{bp}$  jedes Körperteils  $bp$  besteht weiterhin die Möglichkeit, den Menschen mit seiner Massenverteilung in jeder möglichen Körperlage auf der Liegefläche des Pflegebetts abzubilden.

Bewegungsabläufe lassen sich entsprechend durch eine Erweiterung in Form einer zeitlichen Änderung der Winkel  $\varphi_{bp}$  und  $\theta_{bp}$  bezogen auf den jeweiligen Abtastwert  $n$  zu  $\varphi_{bp}(n)$  und  $\theta_{bp}(n)$  realisieren. Die Gestaltung einzelner Bewegungsabläufe ist in Abschnitt 4.1.3 dargestellt.

#### 4.1.2 Modell des kardiovaskulären und respiratorischen Systems

Nachfolgend wird beschrieben, wie der Modellteil für das kardiovaskuläre und das respiratorische System aufgebaut ist. Hierbei wird zunächst auf bestehende Systeme zur Modellierung im Bereich der Ballistokardiografie und anschließend auf die Modellierung von respiratorischen Komponenten eingegangen [Kit14a, Kit21b].

##### Kardiovaskuläres System

Nach Einführung der Ballistokardiografie gab es, wie Eingangs bereits dargestellt wurde (siehe Abschnitt 2.1.3), diverse Ansätze und Verfahren mit teilweise sehr unterschiedlichen Ergebnissen [Pin10, Sta61] bei Messungen und bei der Auswertung der Messergebnisse. Um die verschiedenen Ansätze parallel aus- und bewerten zu können, untersuchten Burger et al. in ihren Arbeiten [Bur53, Bur56a, Bur56c, Bur56b, Bur57] die bis dato vorgestellten BKG Ansätze und verglichen diese. Weiterhin wurden in den Arbeiten auch modellhafte Beschreibungen von BKG Systemen inklusive dem menschlichen Körper vorgestellt, die im Rahmen der vorliegenden Arbeit für einen eigenen Ansatz zur Modellbildung des kardiovaskulären und nachfolgend auch des respiratorischen Systems genutzt werden sollen und daher vorab betrachtet werden.

**Vorbetrachtung** Burger et al. betrachten in [Bur57] den menschlichen Körper zunächst durch eine große Anzahl von unterschiedlichen Massen für die einzelnen Körperteile im dreidimensionalen Raum, die miteinander mittels kombinierter Feder- und Dämpfer-Elemente gekoppelt sind.

Für die Modellierung eines Menschen in einem BKG System wird diese modellhafte Beschreibung jedoch von den Autoren vereinfacht, da durch Randbetrachtungen und Untersuchungsergebnisse nachgewiesen wurde, dass die Kopplung einzelner Körperteile in erster Näherung als unendlich groß angenommen werden kann, so zum Beispiel bei den Beinen und dem Kopf.

Weiterhin beschreiben Burger et al. die Kopplung des Herzens mit dem Skelett als sehr relevant für den Modellansatz, da diese Kopplung nicht all zu stark ist, so dass sich das Herz mit einem Teil des Gewebes, das es umgibt, im Bezug zum restlichen Körper bewegen kann. Das Herz selber kann sich nicht als einzelne Masse bewegen und somit handelt es sich um eine Bewegung in einem nahezu zusammenhängenden Medium.

Um dennoch einen Lösungsansatz erstellen zu können gehen Burger et al. in ihren Annahmen davon aus, dass sich das Herz genau wie der menschliche Körper als eine einzelne Masse bewegen kann.

Das in ihren Arbeiten genutzte initiale Modell des BKG Systems ist in Abbildung 4.1.3 als Skizze dargestellt. Hierbei gehen die Autoren von einem optimierten eindimensionalen System aus, bei dem sich das BKG System, welches bspw. an der Decke aufgehängt ist und konstruktionsbedingt als gedämpft angenommen wird, zusammen mit dem Mensch entlang der x-Achse verschieben kann.

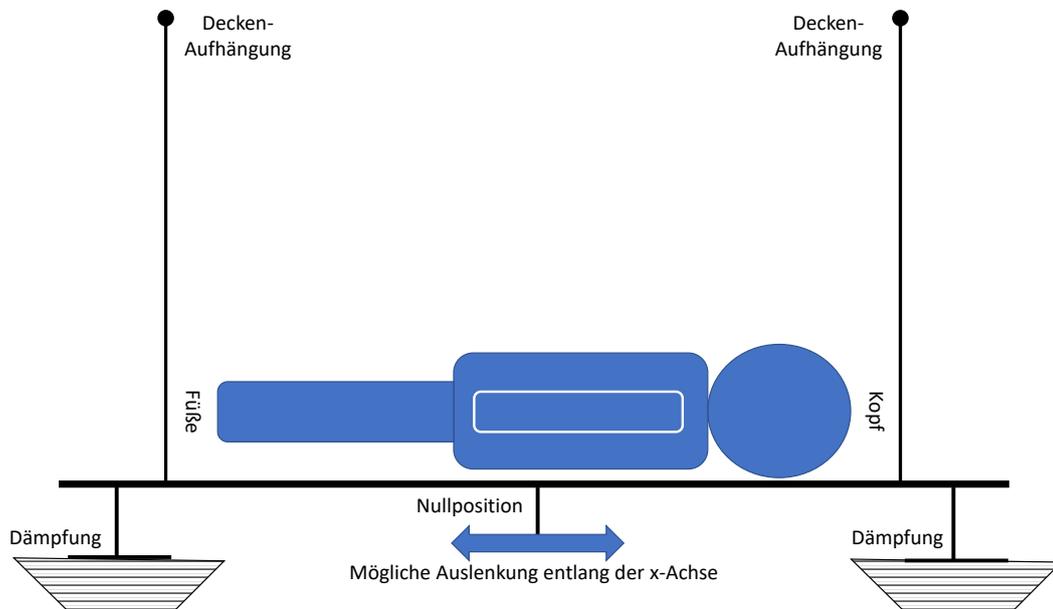


Abbildung 4.1.3: Skizze BKG System und Grafik nach [Bur56a]

In dem Modell wird die Kopplung zwischen Körper und BKG als unendlich groß angenommen und der Mensch selber wird als starrer Körper betrachtet.

Die modellhafte Beschreibung ermöglicht es, durch die Herzaktivität des Menschen bedingte Verschiebungen z.B. des BKG Systems entlang der x-Achse anhand von Differentialgleichungen zu berechnen. Burger et al. gehen in ihrem Ansatz davon aus, dass eine Kraft das BKG System auslenkt und eine Gegenkraft das System in die Nullposition zurück treibt. Das BKG System wird entsprechend als gedämpft betrachtet.

Das initiale Modell von Burger et al. [Bur56b] wird in Form von zwei gekoppelten harmonischen Oszillatoren aufgebaut (siehe Abbildung 4.1.4).

Der Mensch ist in diesem Modellansatz als eine Art Wagen mit der Masse  $m_s$  dargestellt, der durch eine Richtkraft an das BKG System mit der Masse  $m_b$  gekoppelt wird. Die Kombination von Mensch und BKG ist in ähnlicher Weise an die Umgebung gekoppelt.

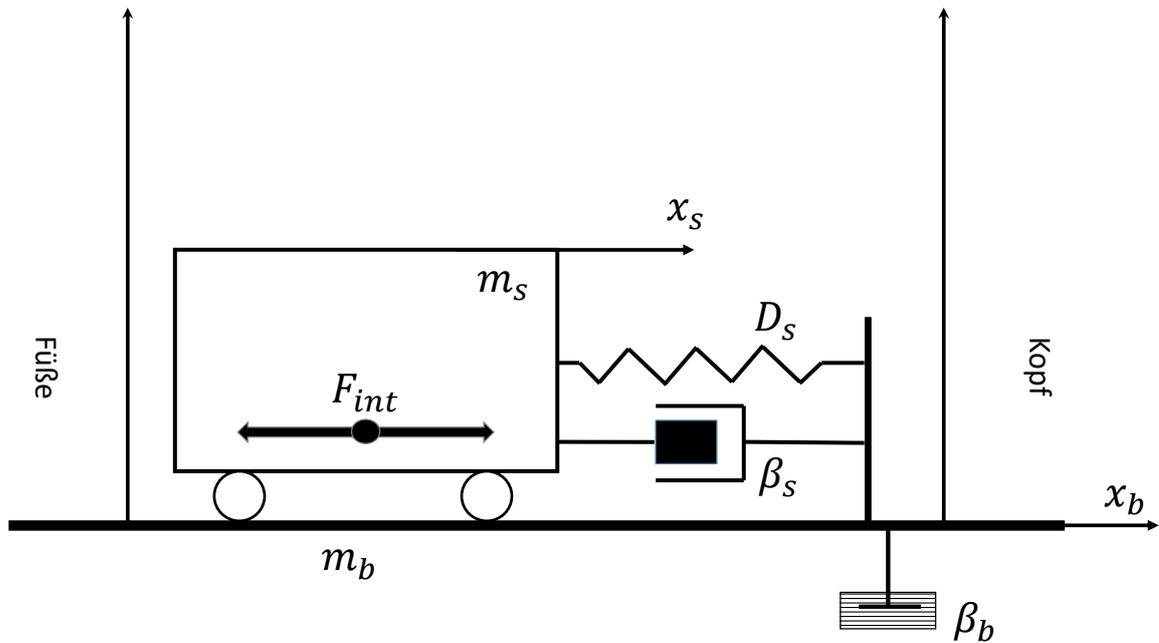


Abbildung 4.1.4: BKG Modell und Grafik nach [Bur56b]

Burger et al. berichten in [Bur56b], dass die interne Kraft  $F_{int}$  in Abbildung 4.1.4 gleich  $F_{int} = m_s \ddot{x}_c$  ist. Hierbei beschreibt  $\ddot{x}_c$  die Beschleunigung des Schwerpunkts des Menschen, die von der Blut-Zirkulation ausgeht. Das Bezugssystem in Abbildung 4.1.4 ist in Fußrichtung, also positiv nach links gerichtet.

Die auf den Körper ausgeübte Kraft entspricht betragsmäßig der internen Kraft  $F_{int}$ , ist jedoch in die entgegengesetzte Richtung gerichtet. Die Verschiebung  $x_s$  des Körpers ist entsprechend positiv nach rechts in Kopfrichtung gewählt. Das Gleiche gilt für die Verschiebung des BKG Systems  $x_b$ .

Nachfolgend wird der formalistische Zusammenhang der wirkenden Kräfte nach Burger et al. dargestellt. Hierbei wird angenommen, dass jede Reibungskraft  $\beta \dot{x}$ , die zwischen zwei Massen wirkt, proportional zu der Geschwindigkeitsdifferenz dieser beiden Massen ist. Analog dazu wird angenommen, dass jede Richtkraft  $Dx$  proportional zur Verschiebungsdifferenz der Massen ist. Bildlich betrachtet ist die Richtkraft  $Dx$  eine Kraft, die die, durch eine entgegen gerichtete Kraft ausgeleitete Masse (hier z.B. das BKG System), stets in die Mittellage zurückführt. Daher wird auch das Symbol einer Feder in den Abbildungen verwendet.

Im ersten Schritt ergibt sich für die gesamte Kraft  $F_s = m_s \ddot{x}_s$  die auf den Körper wirkt:

$$m_s \ddot{x}_c - \beta_s (\dot{x}_s - \dot{x}_b) - D_s (x_s - x_b) = m_s \ddot{x}_s \quad (4.1.2)$$

Hierbei wirken neben der interne Kraft  $F_{int}$  jeweils eine Reibungskraft  $-\beta_s (\dot{x}_s - \dot{x}_b)$  und eine Richtkraft  $-D_s (x_s - x_b)$  die die interne Kraft dämpft bzw. durch Federwirkung zurück stellt. Analog dazu kann auch die Kraft  $F_b = m_b \ddot{x}_b$  die auf das BKG System wirkt, wie folgt dargestellt werden, wobei erneut eine Reibungskraft  $-\beta_b \dot{x}_b$  und eine Richtkraft  $-D_b x_b$  wirkt:

$$-\beta_b \dot{x}_b - D_b x_b + \beta_s (\dot{x}_s - \dot{x}_b) + D_s (x_s - x_b) = m_b \ddot{x}_b \quad (4.1.3)$$

Die Bewegung des Massenschwerpunkt wird von Burger et al. als periodisch angenommen und

wie folgt beschrieben:

$$x_c = |x_c| e^{j\omega t} \quad (4.1.4)$$

In einer nachfolgenden Arbeit von Burger et al. [Bur57] wird das System um das kardiovaskuläre System, hier als „Herz“ bezeichnet, erweitert. Hierbei wird die Kopplung zwischen dem Herzen und des umgebenden Gewebes, kurz mit der Masse  $m_h$  gekennzeichnet und dem Körper mit der Masse  $m'_s$  sowie die Bindung zwischen dem Körper und dem BKG System mit der Masse  $m_b$  beschrieben. Dies ist in Abbildung 4.1.5 dargestellt.

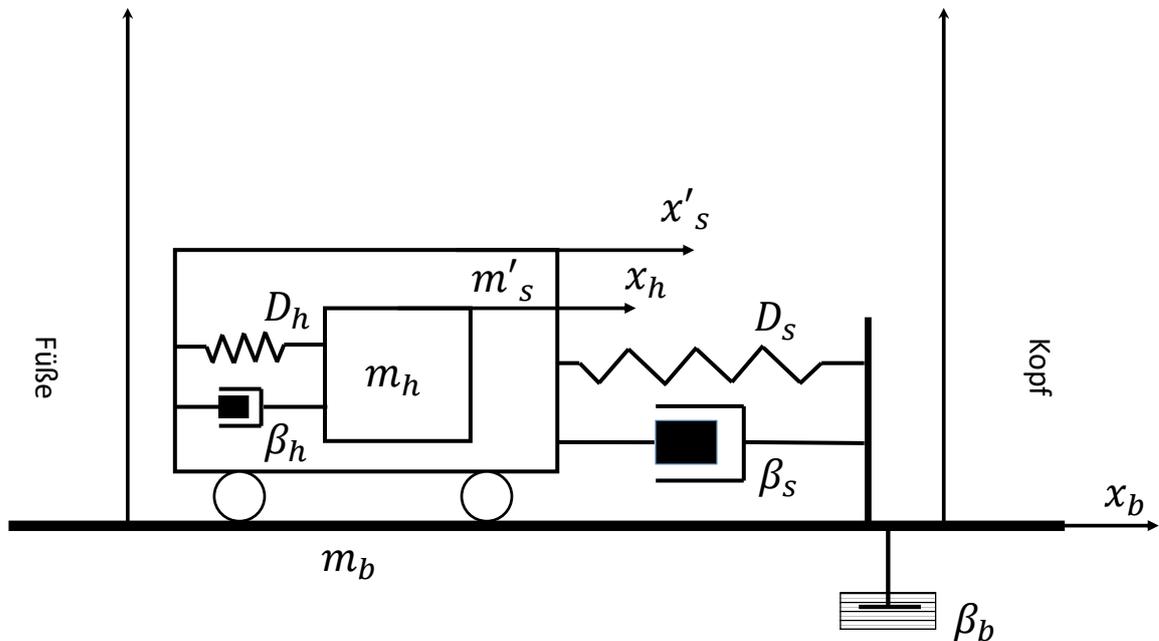


Abbildung 4.1.5: BKG Modell und Grafik nach [Bur57]

Die Gesamtmasse des Körpers ergibt sich aus der Addition der Teilmassen  $m'_s$  und Teilen des kardiovaskulären Systems  $m_h$  zu  $m_s = m_h + m'_s$ . Die Kopplungen bestehen erneut jeweils aus einer Richtkraft und einer Reibungskraft. Es wird erneut angenommen, dass jede Reibungskraft, die zwischen zwei Massen wirkt, proportional zu der Geschwindigkeitsdifferenz dieser beiden Massen ist und analog dazu, dass jede Richtkraft proportional zur Verschiebungsdifferenz der Massen ist. Die Beziehungen der wirkenden Kräfte lassen sich wie folgt darstellen:

$$m_s \ddot{x}_c - \beta_h (\dot{x}_h - \dot{x}'_s) - D_h (x_h - x'_s) = m_h \ddot{x}_h = F_h \quad (4.1.5)$$

Analog zu Formel 4.1.3 wirkt in Formel 4.1.5 erneut die das System anregende interne Kraft  $F_{int} = m_s \ddot{x}_c$  zusammen mit jeweils einer Reibungs- und einer Richtkraft die die interne Kraft, wie in dem Beispiel zuvor, dämpfen bzw. rückstellen.

An dieser Stelle werden als Ergänzung zunächst Teile des kardiovaskulären Systems bzw. die dadurch wirkende Kraft  $F_h = m_h \ddot{x}_h$  beschrieben.

Diese Kraft wirkt sich zusammen mit der internen Kraft, wie bereits dargestellt wurde, durch Feder und Dämpfer an den umliegenden Körper gekoppelt, auf den restlichen Körper aus wie in Formel 4.1.6 dargestellt ist. Zu beachten sind hier die bereits berücksichtigten Elemente des BKG

Systems:

$$F_{int} - F_h - \beta_s (\dot{x}'_s - \dot{x}_b) - D_s (x'_s - x_b) = m'_s \ddot{x}'_s \quad (4.1.6)$$

Aus Formel 4.1.5 und 4.1.6 ergibt sich:

$$\beta_h (\dot{x}_h - \dot{x}'_s) + D_h (x_h - x'_s) - \beta_s (\dot{x}'_s - \dot{x}_b) - D_s (x'_s - x_b) = m'_s \ddot{x}'_s \quad (4.1.7)$$

Burger et al. simulieren in ihren Arbeiten [Bur53, Bur56a, Bur56c, Bur56b, Bur57] verschiedene BKG Systeme, um deren Vor- und Nachteile modellhaft zu untersuchen und diese Systeme entsprechend zu bewerten. Dazu setzen sie den Zusammenhang zwischen Mensch und BKG System aus Formel 4.1.8 (siehe [Bur57]) ein, der an dieser Stelle jedoch nicht weiter erläutert werden soll.

$$\beta_s (\dot{x}'_s - \dot{x}_b) + D_s (x'_s - x_b) - \beta_b \dot{x}_b - D_b x_b = m_b \ddot{x}_b \quad (4.1.8)$$

Vorwiegend wurden die Amplitudenverläufe der unterschiedlichen BKG Systeme untersucht um abschätzen zu können, in wie weit ein aussagekräftiges Ergebnis im Hinblick auf verschiedene Herzparameter resultiert. Dieser Punkt soll an dieser Stelle nicht weiter betrachtet werden, da es nicht das Ziel der vorliegenden Arbeit ist, ein diagnostisches System zu entwickeln. Vielmehr wird der Burger Modellbildungsansatz dazu genutzt, um die modellhafte Beschreibung des menschlichen kardiovaskulären Systems im Hinblick auf Massen und Massenverschiebungen für einen eigenen Modellbildungsansatz des Menschen zu adaptieren.

**Adaptiertes Modell** Hierzu wird zunächst der in Abbildung 4.1.6 dargestellte adaptierte Modellansatz als neues Basissystem eingeführt. In diesem wird, analog zum Burger Ansatz, der menschliche Körper als Kombination von Teilmassen betrachtet, die den Menschen repräsentieren, in diesem Fall in einem (Pfleger)- Bett.

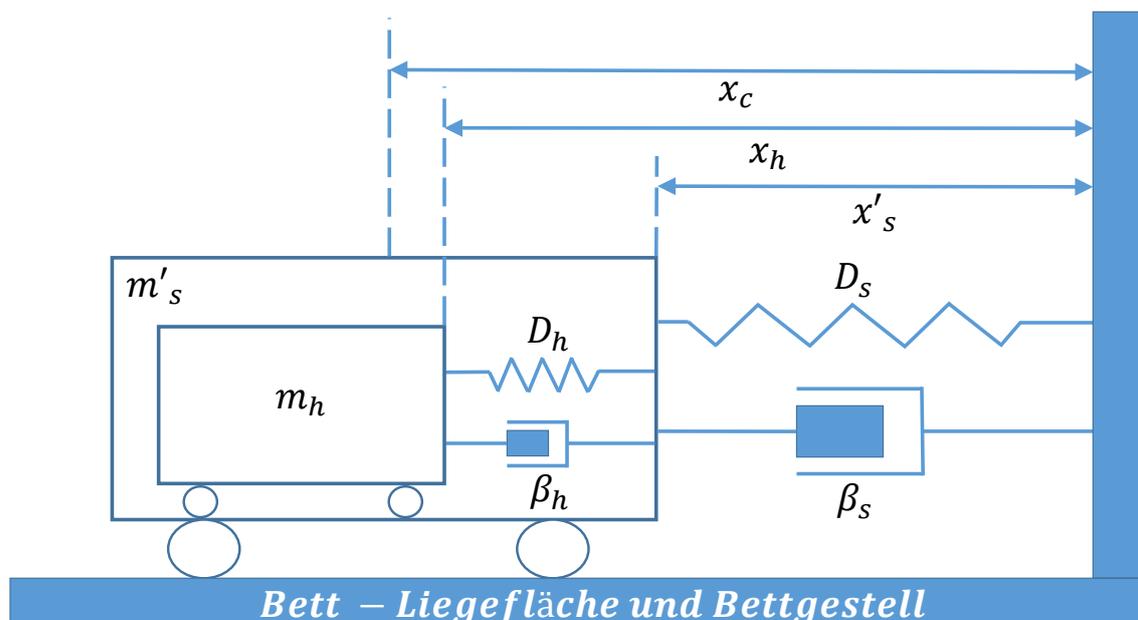


Abbildung 4.1.6: Adaptiertes BKG Modell

Das Modell besteht initial aus der Masse  $m_h$  für die Anteile des kardiovaskulären Systems und

der Masse  $m'_s$  für die übrigen Teile des menschlichen Körpers, so dass sich in Summe die Masse  $m_s = m_h + m'_s$  für den gesamten Körper ergibt.

Die jeweiligen Massen sind entsprechend mit Feder- und Dämpferelementen gekoppelt. Das Bett wird an dieser Stelle als starr und unbeweglich betrachtet. Entsprechend wird eine Kopplung des menschlichen Körpers an ein als starr zu betrachtendes Element angenommen.

Nachfolgend werden die Differentialgleichungen, die die Verhältnisse der wirkenden und resultierenden Kräfte beschreiben, dargestellt. Die zur Berechnung notwendigen Zahlenwerte der einzelnen Variablen werden in einem folgenden Abschnitt dargestellt und diskutiert, zunächst erfolgt die formalistische Darstellung.

In Gleichung 4.1.9 wird erneut die Kräftebeziehung zwischen der internen anregenden Kraft  $F_{int} = m_s \ddot{x}_c$ , der entgegenwirkenden Reibungs- und Richtkraft und der Kraft der kardiovaskulären Anteile  $F_h$  beschrieben. Diese Betrachtung ist analog zu den Untersuchungen, die Burger et al. durchgeführt haben und wurde übernommen.

$$m_s \ddot{x}_c - \beta_h (\dot{x}_h - \dot{x}'_s) - D_h (x_h - x'_s) = m_h \ddot{x}_h \quad (4.1.9)$$

Im Vergleich zu den Arbeiten von Burger et al. wurde die Kräftebeziehung zur Berechnung der Kraft, die auf den menschlichen Körper wirkt, der das kardiovaskuläre System umgibt, angepasst. Dies ist in in Formel 4.1.10 dargestellt.

Das BKG System wird in dem vorliegenden Ansatz nicht berücksichtigt da Amplitude und Phasenlage der Bewegungen  $x_h$  und  $x'_s$  für das spätere Gesamtmodell ohne Einflüsse des BKG Systems berechnet werden sollen und kein BKG System im Sinne von Burger et al. zum Einsatz kommt:

$$\beta_h (\dot{x}_h - \dot{x}'_s) + D_h (x_h - x'_s) - \beta_s \dot{x}'_s - D_s x'_s = m'_s \ddot{x}'_s \quad (4.1.10)$$

Das Gesamtmodell wird durch die interne Kraft  $F_{int}$  angeregt, die den Schwerpunkt des Menschen periodisch bewegt. Der zeitliche Verlauf dieser Bewegung kann nach Formel 4.1.11 als Fourierreihe beschrieben werden.

$$x_c = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k e^{jkx} \quad (4.1.11)$$

Oder vereinfacht in Formel 4.1.12:

$$x_c = |x_c| e^{j\omega t} \quad (4.1.12)$$

Entsprechend kann daraus die zweite Ableitung gebildet werden um  $F_{int}$  zu bestimmen.

Zur Berechnung der in diesem Abschnitt vorgestellten modellhaften Beschreibung der Massenverschiebung des kardiovaskulären Systems sowie des menschlichen Körpers werden entsprechende Modellparameter benötigt. Viele der notwendigen Modellparameter wurden im klinischen Bereich im Rahmen von Untersuchungen an realen BKG Systemen bis hin zu anatomischen Sektionen ermittelt, so dass diese im Rahmen dieser Arbeit gegebenenfalls variiert werden, jedoch aus genannten Gründen nicht validiert werden können. Die Validierung erfolgt entsprechend auf anderem Weg. Nachfolgend werden die einzelnen Parameter, die verwendet werden, vorgestellt und diskutiert.

**Modellparameter des kardiovaskuläres Systems**

Als Übersicht sind zunächst in Tabelle 4.3 die durch Burger et al. [Bur57] gefundenen Parameter für die einzelnen Teile des BKG Modells aufgelistet. Bei allen Werten handelt es sich um Mittelwerte aus Testreihen mit 22 realen Testpersonen. Die Standardabweichung ist hierzu in den dazugehörigen Veröffentlichungen nicht angegeben.

Parameter	Versuchsreihe			Erklärung Parameter
	I	II	III	
$m_h$	0,5 kg	1,5 kg	4,5 kg	Teilmasse kard. System
$m'_s$	73,5 kg	72,5 kg	69,5 kg	Teilmasse menschl. Körper ohne kard. System
$m_s$	74,0 kg	74,0 kg	74,0 kg	Gesamtmasse menschl. Körper
$m_b$	6,0 kg	6,0 kg	6,0 kg	Gesamtmasse BKG
$D_h$	$1,3 \cdot 10^3 \frac{kg}{s^2}$	$3,8 \cdot 10^3 \frac{kg}{s^2}$	$12,0 \cdot 10^3 \frac{kg}{s^2}$	Federkonstante kard. System
$D_s$	$6,5 \cdot 10^4 \frac{kg}{s^2}$	$6,5 \cdot 10^4 \frac{kg}{s^2}$	$6,5 \cdot 10^4 \frac{kg}{s^2}$	Federkonstante menschl. Körper
$D_b$	$2,9 \cdot 10^2 \frac{kg}{s^2}$	$2,9 \cdot 10^2 \frac{kg}{s^2}$	$2,9 \cdot 10^2 \frac{kg}{s^2}$	Federkonstante BKG
$\beta_h$	$8,5 \frac{kg}{s}$	$26 \frac{kg}{s}$	$77 \frac{kg}{s}$	Dämpferkonstante kard. System
$\beta_s$	$9,8 \cdot 10^2 \frac{kg}{s}$	$9,8 \cdot 10^2 \frac{kg}{s}$	$9,8 \cdot 10^2 \frac{kg}{s}$	Dämpferkonstante menschl. Körper
$\beta_b$	$12 \cdot 10 \frac{kg}{s}$	$12 \cdot 10 \frac{kg}{s}$	$12 \cdot 10 \frac{kg}{s}$	Dämpferkonstante BKG

Tabelle 4.3: Numerische Werte zur Simulation der BKG Parameter [Bur57]

Die in Tabelle 4.3 dargestellten drei Versuchsreihen I, II und III basieren auf unterschiedlichen Massen  $m_h$  für das Herz (0,5 kg bei I, 1,5 kg bei II und 4,5 kg bei III) mit dem umgebenden Gewebe. Diese wurden nach Angabe von Burger et al. aus zwei Gründen gewählt. Zum einen sollte dadurch ermittelt werden welchen Einfluss der numerische Werte für  $m_h$  auf die Zuverlässigkeit der aufgezeichneten BKG Kurve hat, zum anderen gingen die Autoren davon aus, dass diese Werte einen Bereich abdecken in dem der korrekte Wert für  $m_h$  enthalten ist. Die anderen Masseangaben basieren auf Wäge- und Messreihen.

Die Ermittlung der Kopplungsfaktoren  $\beta_s$  und  $D_s$  für die Kopplung des Menschen an die Oberfläche des BKG Systems erfolgte durch Auswertung von BKG Messreihen. Es wurde hierbei eine starke Kopplung zwischen Mensch und Untergrund angenommen, somit resultiert ein geringes Schwingverhalten. Die in [Bur57] verwendeten Faktoren basieren auf gemittelten Messergebnissen.

Hierfür wurden verschiedene Personen in Rückenlage auf einem BKG vermessen. Das BKG System wurde dazu fixiert und durch einen Druck auf die Schultern der Testperson wurde diese aus ihrer Ruhelage ausgelenkt. Als Folge oszilliert die Testperson mit abnehmender Amplitude um die Gleichgewichtsposition. Diese Schwingung wurde aufgezeichnet und ausgewertet. Zur Auswertung wurde folgender formalistischer Zusammenhang nach Noodergraaf [Noo56] verwendet:

$$\beta_s = \frac{4 \cdot m_s \cdot \ln\left(\frac{x_1}{x_2}\right)}{T} \quad (4.1.13)$$

$$D_s = \frac{16 \cdot \pi^2 \cdot m_s^2 + \beta_s^2 \cdot T^2}{4 \cdot m_s \cdot T^2} \quad (4.1.14)$$

Die Variable  $T$  beschreibt die Dauer der Oszillation bzw. des Einschwingvorgangs und  $\frac{x_1}{x_2}$  beschreibt das Verhältnis der Amplituden der zwei ersten aufeinander folgenden, entgegengesetzten Extremstellen.

Weiterhin kann die Federkonstante für die Kopplung des Herzens und dessen umliegendes Gewebe an den menschlichen Körper in Näherung nach [Noo56] aus der Betrachtung der ungedämpften Eigenkreisfrequenz bestimmt werden:

$$\omega_h = 2 \cdot \pi \cdot \nu = \sqrt{\frac{D_h}{m_h}} \quad (4.1.15)$$

Umformen nach  $D_h$  liefert:

$$D_h = 4 \cdot \pi^2 \cdot \nu_h^2 \cdot m_h \quad (4.1.16)$$

Neben der Masse  $m_h$  wird die Eigenfrequenz  $\nu_h$  des schwingfähigen Systems des Herzens sowie dem umliegenden Gewebe verwendet um indirekt die Federkonstante  $D_h$  bestimmen zu können. Die Eigenfrequenz wurde laut Noodergraaf [Noo56] experimentell ermittelt und liegt bei im Mittel  $8 \text{ Hz}$ , sie wird unabhängig von der Masse  $m_h$  eingesetzt.

Die Dämpferkonstante  $\beta_h$  konnte laut [Bur57] nur anhand der Auswertung aus Versuchsreihen anatomischer Sektionen bestimmt werden. Hierbei wurde ein experimentell bestimmter Dämpfungswert von „65% pro Zyklus“ im Rahmen vorheriger Arbeiten ermittelt. Dieser wurde von Burger et al. [Bur57] als das normierte Verhältnis  $\frac{x_0 - x_2}{x_0}$  zweier aufeinanderfolgender gleichgerichteter Amplituden beim Einschwingvorgang nach der „Herzbewegung“ interpretiert.

Aus diesem Verhältnis leiten Burger et al. ein Dämpfungsverhältnis zwischen der normalen und der kritischen Dämpfung  $\delta_h = \frac{\beta_h}{\beta_{hcr}}$  von  $\delta_h = 0,17$  her. Hierbei beschreibt die kritische Dämpferkonstante  $\beta_{hcr} = 2\sqrt{m_h D_h}$  die notwendige Dämpfung um den aperiodischen Grenzfall zu erreichen. Aus dem Dämpfungsverhältnis lässt sich  $\beta_h$  unter Berücksichtigung der kritischen Dämpfung bestimmen:

$$\beta_h = 2\delta_h \sqrt{m_h D_h} \quad (4.1.17)$$

Allgemein kann das Dämpfungsverhältnis  $\delta$  wie folgt bestimmt werden:

$$\delta = \frac{1}{\sqrt{\frac{\pi^2}{\left(\ln\left(\frac{x}{x_0}\right)\right)^2} + 1}} \quad (4.1.18)$$

Das Verhältnis  $\frac{x}{x_0}$  mit  $x$  und  $x_0$  als gleichsinnige, aufeinanderfolgende Spitzenwerte bildet den

Zusammenhang zwischen Dämpfung und Überschwingung ab. Aus dem Zusammenhang ergibt sich bei der experimentellen Untersuchung von Schwingungen die Möglichkeit, aus der Messung der Abnahme der Schwingungsamplituden Rückschlüsse auf die Größe der Dämpfung zu ziehen [Kol13].

In Abbildung 4.1.7 ist das allgemeine Dämpfungsverhältnis  $\delta$  im Bezug zur Überschwingweite grafisch dargestellt.

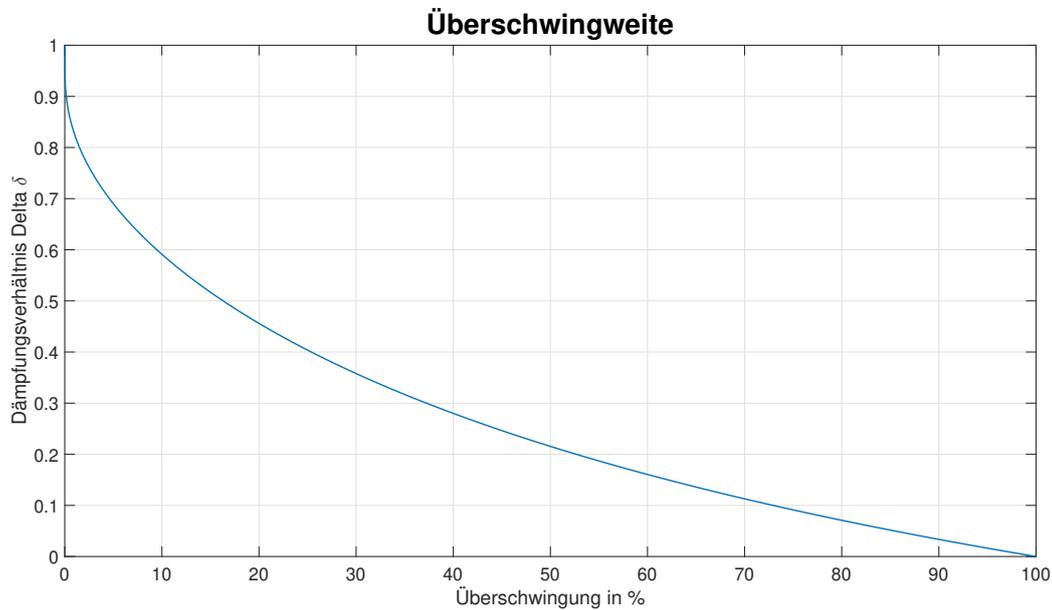


Abbildung 4.1.7: Verhältnis der Überschwingweite nach [Bur53]

Die Kopplungsfaktoren  $\beta_b$  und  $D_b$  des eigentlichen BKG Systems sind in Tabelle 4.3 aus Gründen der Vollständigkeit angegeben, werden aber im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter benötigt, da die Liegefläche des Bettes als starr betrachtet wird. Daher soll an dieser Stelle im Detail nicht weiter auf die Ermittlung dieser Faktoren eingegangen werden, hierzu sei auf die entsprechenden Veröffentlichungen [Bur53, Bur56a] verwiesen.

Im Abschnitt 4.1.2 werden die notwendigen zeitlichen Verläufe des „Anregungssignals“ sowie die letztendlich angepassten numerischen Werte für die Kopplungsfaktoren dargestellt.

### Respiratorisches System

Nachdem das Modell zur Simulation der Massenverschiebung des kardiovaskulären Systems diskutiert wurde, wird nachfolgend die Erweiterung des Modells um die respiratorische Komponente vorgestellt. Anwendungsbezogen wird für das Modell der Vorgang der spontanen Ruheatmung fokussiert, um entsprechende Ruhelagen und wenig anstrengende Bewegungen des Menschen in einem Bett abzubilden.

**Vorbetrachtung** Üblicherweise werden im Bereich der Modellbildung der menschlicher Atmung verschiedene Lungenmodelle, z.B. in [Oti50, Oti56, Jac73, HS94, Rat08, Car11, Gha16], mit Bezug zu Druck, Lungenvolumen und deren Änderung über die Zeit beschrieben. Diese variieren je nach Einsatzzweck in ihrer Komplexität, betrachten jedoch keine oder nur bedingt Massenverschiebungen.

Die Prozesskette, die die Umsetzung der Muskelanregung bis hin zur Inspiration beschreibt, ist in Abbildung 4.1.8 dargestellt.

Hierbei stellen die mechanischen Eigenschaften der Atemwege ein kritisches mechanisches Hindernis dar, das überwunden werden muss. Nach der Aktivierung der Atemmuskulatur hängt zunächst die Stärke der generierten Kraft von den physikalischen Eigenschaften der Inspirationsmuskeln ab. Die Umsetzung dieser Kraft in den zur Inspiration notwendigen Druck hängt weiterhin von der Muskelkonfiguration und den mechanischen Eigenschaften der Struktur, auf welche die Kraft ausgeübt wird, ab. Für eine vollständige Inspiration ist ein Teil des Gesamtdruckes, der von den Muskeln erzeugt wird, notwendig um die elastischen Eigenschaften der Atemwege zu überwinden damit das Lungenvolumen entsprechend geändert werden kann. Der restliche Anteil des Gesamtdruckes trägt dazu bei die Widerstandseigenschaften des Atemsystems zu überwinden um den notwendigen Luftstrom zu erzeugen.

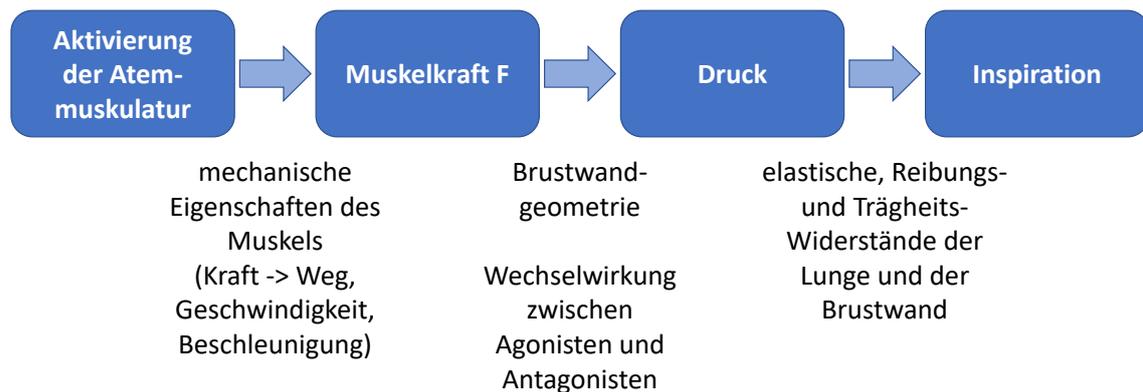


Abbildung 4.1.8: Prozesskette Atmung

Bedingt durch den Vorgang der Atmung kommt es zu einer Massenverschiebung, die dadurch bedingt wird, dass das Herz den Atembewegungen des Zwerchfells folgen muss. Im Gegensatz zur Inspiration ist die Expiration bei erwachsenen Menschen während der spontanen Ruheatmung ein passiv-dynamisches Ereignis, da die Atemmuskeln in der Regel inaktiv sind. Somit kann dieser Bereich als rückstellender Vorgang betrachtet werden.

Der Modellbildungsansatz in der vorliegenden Arbeit betrachtet ein Massenmodell des menschlichen Körpers, daher werden in dem nachfolgend beschriebenen Modellteil in Analogie zum Modell der Herzaktivität Massenverschiebungen, die durch die Atemtätigkeit des Menschen bedingt sind, berücksichtigt und modellhaft beschrieben.

Basis für die Erstellung eines eigenen Modells für das respiratorische System ist eine Arbeit von Winter et al. [Win66]. Die Autoren beschreiben in ihrer Arbeit, wie ein möglicher Filter zur Unterdrückung der Atemaktivität im BKG Signal aufgebaut werden kann. Dazu nutzen sie ein Modell der Massenverschiebung der menschlichen Atmung welches zur Erstellung des Filters angewendet werden kann. Der Filteransatz soll an dieser Stelle nicht weiter diskutiert werden, jedoch wird das in der Arbeit vorgestellte lineare mechanische Modell näher betrachtet.

Das Modell basiert auf Betrachtungen zur Anatomie und der Physiologie der Atmung. Hierbei orientieren sich die Autoren an der bereits vorgestellten Arbeit von Burger et al. [Bur57]. Diese gingen, wie bereits dargestellt wurde, davon aus, dass der Mensch in dem BKG System den Atem zur Unterdrückung von Atemartefakten im Signalverlauf anhält [Bur53]. Das von Winter vorgestellte Modell ähnelt dem beschriebenen Modell von Burger bezüglich der mechanischen Beschreibung der Herzkräfte im Hinblick auf den Ballistokardiographen, wurde jedoch mit Fokus auf die respiratorische Komponente entwickelt. Der Ansatz von Winter ist in Abbildung 4.1.9 dargestellt.

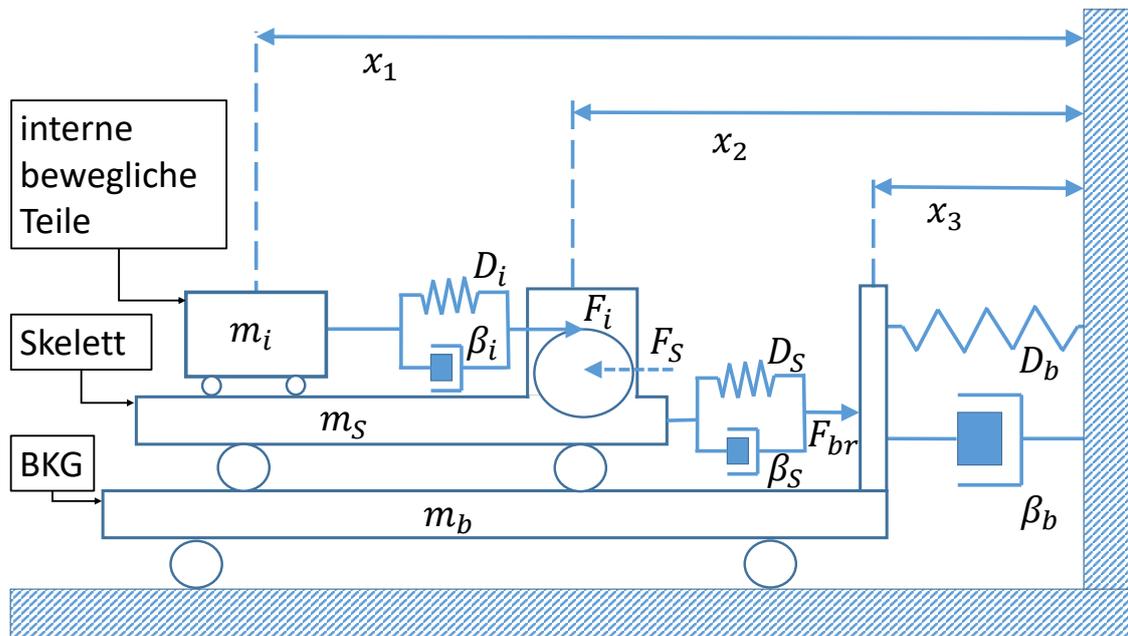


Abbildung 4.1.9: Mechanisches BKG Modell mit Atemaktivität, nach Winter et al. [Win66]

Die Bezeichnungen der Originalarbeit wurde entsprechend der bereits verwendeten Notation aus Gründen der Vollständigkeit angepasst. Hierbei werden folgende Variablen definiert. Die Massenverschiebung ist in Kopf-Fuß Richtung entlang des BKG Systems ausgerichtet und mit  $x_Y$  gekennzeichnet ( $Y$  steht für die einzelnen Teilabschnitte), entsprechend dazu ist  $\dot{x}_Y$  die Geschwindigkeit und  $\ddot{x}_Y$  die Beschleunigung in Form des ersten und zweiten Differentialquotient von  $x_Y$  nach der Zeit. Es wirkt in dem Modell eine so genannte innere Kraft. Diese ist mit  $F_i$  bezeichnet und wird durch die Atmung in Form von Kontraktion und Entspannung des Zwerchfells und Thorax hervorgerufen.

Dieser inneren Kraft wird eine betragsmäßig gleiche jedoch im Vorzeichen umgekehrte Gegenkraft  $F_S$  des Skeletts entgegengesetzt.

Als Besonderheit in diesem Modell im Vergleich zu bereits vorgestellten Modellen von z.B. Burger et al. [Bur53, Bur56a, Bur56c, Bur56b, Bur57] wirkt die Kraft  $F_i$  am Radius eines Kreises und die Kraft  $F_S$  am Kreismittelpunkt. Da in [Win66] keine Informationen zu dieser Vorgehensweise vorhanden sind, keine weiteren Arbeiten von Winter et al. mehr verfügbar sind und die Autoren nicht kontaktiert werden konnten, kann an dieser Stelle nur vermutet werden, dass durch die spezielle Modellierung eine sinusartige Massenverschiebung innerhalb des Systems zur Abbildung des menschlichen Atemvorgangs modelliert werden soll.

$m_i$  ist die Masse der Körperteile (Lunge, Herz, Körper-Flüssigkeiten, Darm, etc.) die durch  $F_i$  in Kopf-Fuß-Richtung bedingt durch die Atemaktivität bewegt wird.  $\beta_i$  und  $D_i$  stellen dabei die viskose Reibung und die Federkonstante der Kopplung der Körperteile an das Skelett dar.

Die Masse  $m_s$  umfasst das Skelett inklusive der übrigen Teile des Körpers, die Masse wird nicht direkt durch die Atmung bewegt.  $\beta_s$  und  $D_s$  sind analog die viskose Reibung und Federkonstanten des Körpers zum BKG und stellen die Kopplung des Körpers durch die Anteile des Rückens (Haut, Körperfett und Muskel), die in direkten Kontakt mit dem BKG kommen, dar.

Es wird die Gesamtkörperkraft  $F_b$  auf das Bett übertragen, wobei sich diese aus einer vom Körper übertragene Kraft  $F_{br}$  der Atmung und eine vom Körper übertragene Kraft  $F_{be}$  der Herzaktivität als Summe  $F_b = F_{br} + F_{be}$  zusammensetzt, welche sich additiv überlagern.

Die Variablen  $\beta_b$  und  $D_b$  repräsentieren die viskose Reibung und die Federkonstante der BKG-

Boden-Kopplung, das BKG hat die Masse  $m_b$ . Hierzu stellen Winter et al. die nachfolgende formalistische Beschreibung zur Berechnung von  $F_{br}$  auf:

$$m_i \ddot{x}_1 - F_i = 0 \quad (4.1.19)$$

$$m_i \ddot{x}_1 + \beta_i (\dot{x}_1 - \dot{x}_2) + D_i (x_1 - x_2) = 0$$

$$m_S \ddot{x}_2 + \beta_S (\dot{x}_2 - \dot{x}_3) + D_S (x_2 - x_3) = F_s \quad (4.1.20)$$

$$m_b \ddot{x}_3 + \beta_S (\dot{x}_3 - \dot{x}_2) + \beta_b \dot{x}_3 + D_S (x_3 - x_2) + D_b x_3 = 0 \quad (4.1.21)$$

$$F_{br} = m_b \ddot{x}_3 + \beta_b \dot{x}_3 + D_b x_3 = -\beta_S (\dot{x}_3 - \dot{x}_2) - D_S (x_3 - x_2) \quad (4.1.22)$$

$$F_{br} = -m_S \ddot{x}_2 + \beta_i (\dot{x}_1 - \dot{x}_2) + D_i (x_1 - x_2) \quad (4.1.23)$$

Wie bereits dargestellt wird in dem Lösungsweg nicht weiter auf die Beziehung zwischen den Kräften  $F_i$  und  $F_S$  eingegangen und diese werden ohne die Betrachtung des Radius (siehe Abbildung 4.1.9 im Bereich der Masse  $m_s$ ) in den Formeln 4.1.19 bis 4.1.23 verwendet. An dieser Stelle wird angenommen, dass mittels des Kreises, an dem die Kräfte  $F_i$  und  $F_S$  wirken, die als, in einer Näherung sinusförmige Atemaktivität, abgebildet werden soll.

Diese Punkt konnte durch weitere Veröffentlichungen bestätigt werden. Otis et al. stellen in ihrer Arbeit [Oti50] eine solche Beschreibung für eine Näherung des Volumenstroms während der Atmung in Form eines sinusförmigen Verlaufs über die Zeit dar, bei der die Frequenz des Sinus die Atemfrequenz widerspiegelt und beschreiben hierbei den Volumenstrom der menschlichen Atmung wie folgt:

$$V_T = \int_0^{\pi/b} a \cdot \sin(bt) dt = \frac{2a}{b} = \frac{a}{\pi f} \quad (4.1.24)$$

Die Variable  $a$  steht hier für die Amplitude der Atmung und  $b = 2\pi f$  für die Kreisfrequenz. Die erste Ableitung von Formel 4.1.24 ergibt die Geschwindigkeit des Luftstroms:

$$\frac{dV_T}{dt} = a \cdot \sin(bt) dt \quad (4.1.25)$$

Und die zweite Ableitung entsprechend die Beschleunigung des Luftstroms:

$$\frac{d^2V_T}{dt^2} = a \cdot b \cdot \cos(bt) dt \quad (4.1.26)$$

Formel 4.1.24 bis 4.1.26 zeigen deutlich, dass ein sinusförmiger Verlauf der wirkenden internen Kraft als Anregungssignalverlauf für die Modellierung der Atemtätigkeit verwendet werden kann, wie in dem vorliegenden Beispiel aus [Oti50] zur Berechnung der Volumenstroms sowie dessen Geschwindigkeit und Beschleunigung. Zentrales Element ist eine Beschreibung in Form einer sinusartigen Anregung über die integriert wird.

**Adaptiertes Modell** Aus der Betrachtung des Winter Modells und der Beschreibung des Volumenstroms und dessen Ableitungen von Otis wurde die nachfolgende mathematische Beschreibung für einen eigenen Modellbildungsansatz hergeleitet. Die bereits in Abschnitt 4.1.2 eingeführte Notation wird an dieser Stelle um ein  $r$  bei  $x_c$  und dessen Ableitungen (für engl. respiration = Atmung) erweitert bzw. wird der Index  $h$  (für engl. heart = Herz) gegen  $br$  (für engl. breathing = Atmen) ausgetauscht.

$$m_s \ddot{x}_{cr} - \beta_{br} (\dot{x}_{br} - \dot{x}'_s) - D_{br} (x_{br} - x'_s) = m_{br} \ddot{x}_{br} \quad (4.1.27)$$

Erneut wird das Modell von einer internen Kraft  $F_{int_{br}} = m_s \ddot{x}_{cr}$  in Bewegung versetzt. Angepasst wurde die Kräftebeziehung in Formel 4.1.28 zur Berechnung der Kraft, die durch die Atmung auf den umgebenden menschlichen Körper wirkt. Um analog zum „Herzmodell“ Amplitude und Phasenlage der Bewegungen  $x_{br}$  und  $x'_s$  für das spätere Gesamtmodell ohne Einflüsse des BKG Systems berechnen zu können, ergibt sich weiterhin:

$$\beta_{br} (\dot{x}_{br} - \dot{x}'_s) + D_{br} (x_{br} - x'_s) - \beta_s \dot{x}'_s - D_s x'_s = m'_s \ddot{x}'_s \quad (4.1.28)$$

Das Gesamtmodell wird, wie bereits beschrieben, durch die interne Kraft  $F_{int_{br}}$  angeregt, welche den Schwerpunkt des Menschen durch die Atmung periodisch bewegt. Der zeitliche Verlauf dieser Bewegung kann nach Formel 4.1.29 erneut als Fourierreihe beschrieben werden.

$$x_{cr} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k e^{jkx} \quad (4.1.29)$$

Analog zum Modell des kardiovaskulären Systems wird auch aus  $x_{cr}$  die zweite Ableitung gebildet um  $F_{int}$  zu bestimmen. Ebenso werden zur Berechnung vorgestellten modellhaften Beschreibung der Massenverschiebung des respiratorischen Systems sowie des menschlichen Körpers entsprechende Modellparameter benötigt. Das Massenmodell ist in Abbildung 4.1.10 analog zum Massenmodell des kardiovaskulären Systems dargestellt. Grundlegend sind beide Modelle identisch, jedoch unterscheiden sich beide Systeme im zeitlichen Verlauf des Anregungssignals und in den Massen und deren Kopplung.

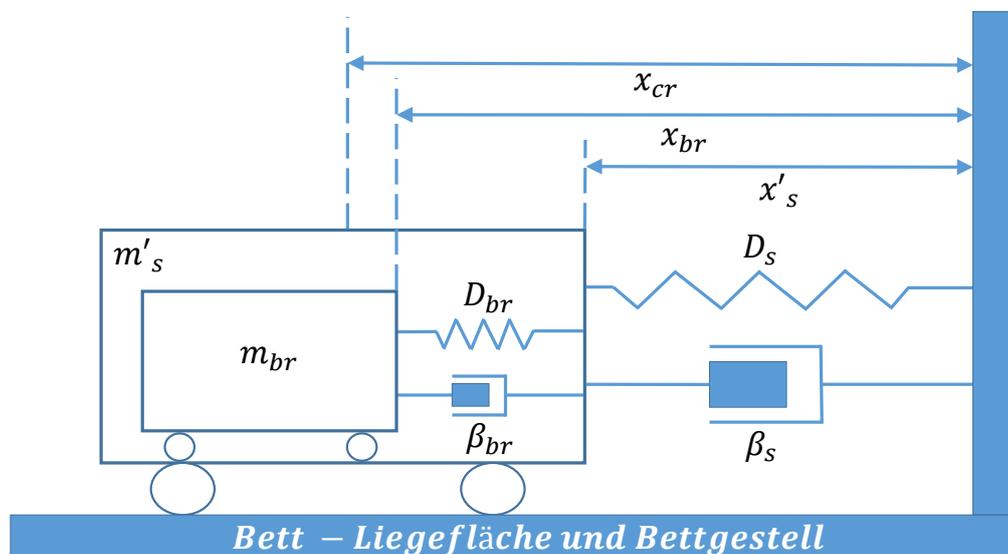


Abbildung 4.1.10: Adaptiertes Massenmodell des respiratorischen Systems

Anders als im Bereich der kardiovaskulären Massenmodelle, bei denen viele der Modellparameter im Rahmen von Untersuchungen an realen BKG Systemen ermittelt wurden liegen für das respiratorische System kaum entsprechende Parameter vor. Dies ist dadurch bedingt, dass die Atemaktivität, wie bereits dargestellt wurde, als störend für die ballistokardiografischen Untersuchungen angesehen wurde und entsprechend durch das Anhalten des Atems kompensiert [Rau66] und entsprechend nicht modellhaft beschrieben wurde. Nachfolgend werden die verfügbaren Parameter für ein respiratorisches Modell diskutiert.

### Modellparameter des respiratorischen Systems

Im Bereich der mechanischen respiratorischen Modelle mit Bezug zu Massenverschiebung ist bei BKG Aufnahmen, bedingt durch das gezielte Unterdrücken der Atmung durch einfaches Anhalten der Luft der Testpersonen oder durch den Einsatz modifizierter BKG Systeme, ein wesentlich geringerer Anteil an Untersuchungen durchgeführt worden. Entsprechend sind valide Daten für die einzelnen Konstanten und Massen als Referenz fast nicht existent. In den meisten Veröffentlichungen finden sich vergleichende Angaben zu Periodendauer und Amplituden, so stellen z.B. Rautaharju et al. [Rau66] dar, dass die Periodendauer eines Atemzyklus 4-5 mal länger als die des Herzzyklus ist und dass bei normaler Atmung die Verschiebung bzw. das Verhältnis zwischen herzbedingter Verschiebung und atmungsbedingter Verschiebung 1:4 bis 1:5 beträgt. Die Arbeit von Winter et al. [Win66], die als Grundlage für ein eigenes Modell in Abschnitt 4.1.2 verwendet wurde, enthält lediglich den Hinweis, dass die notwendigen Parameter für  $m_{br}$ ,  $\beta_{br}$  und  $D_{br}$  abhängig von der jeweiligen Testperson unmittelbar vor Versuchsbeginn manuell eingestellt und abgeglichen wurden.

Somit gestaltet es sich ohne die Möglichkeit, eigene klinische Untersuchungen durchzuführen, schwierig, entsprechende Vergleichsparameter anzugeben. Für das in dieser Arbeit entwickelte Modell müssen daher entsprechende Parameter experimentell bestimmt bzw. abgeleitet werden.

Es lassen sich aber Parameter aus anderen Bereichen der Lungenmechanik referenzieren, um zumindest numerische Werte zur Orientierung angeben zu können.

In der Arbeit von Jodat et al. [Jod66] wird die dynamische Beziehung zwischen Atemmuskelanstrengung und der Variation des Lungenvolumens an einem Modell untersucht. Hierzu beschreiben die Autoren den Aufbau eines Modells der Atemmechanik mitsamt entsprechender Koeffizienten zur Durchführung von Simulationen. Das Modell betrachtet die Gesamtmuskelkraft und das Lungenvolumen des thorakoabdominalen- und des Lungen-Abschnitts. Im Modell werden diese Abschnitte durch einen variabel auslegbaren Pleuradruck verknüpft. Die Modellstruktur beinhaltet als Parameter Masse, Compliance und Viskositätsdämpfung für jede Teilstruktur.

Die Einzelheiten des Jodat Modells werden an dieser Stelle nicht dargestellt, hier wird auf die Veröffentlichung [Jod66] verwiesen, jedoch sollen die von Jodat verwendeten numerischen Werte für die Koeffizienten des Modells näher betrachtet werden. Diese sind als Auszug in Tabelle 4.4 dargestellt,  $cmH_2O$  steht für ein Druckmaß, welches von der Druckhöhe abgeleitet wird mit  $1 cmH_2O = 98,1 Pa = 0,981 mbar$  [Kra17].

Parameter	Körperteil	Lungenzustand			Einheit
		normal	Compliance vermindert	Dämpfung erweitert	
Compliance $C_x$	Abdomen	0,1	0,1	0,1	$\frac{l}{cmH_2O}$
	Brust	0,1	0,1	0,1	$\frac{l}{cmH_2O}$
	Lunge	0,2	0,1	0,2	$\frac{l}{cmH_2O}$
	Pleuraraum	0,005	0,005	0,005	$\frac{l}{cmH_2O}$
Dämpfung $R_x$	Abdomen	1,0	1,0	1,0	$\frac{cmH_2O}{\frac{l}{s}}$
	Brust	1,0	1,0	1,0	$\frac{cmH_2O}{\frac{l}{s}}$
	Lunge	2,0	2,0	10,0	$\frac{cmH_2O}{\frac{l}{s}}$

Tabelle 4.4: Numerische Werte zur Simulation der Atemmechanik [Jod66]

Der Begriff „Compliance“  $C$  der Lunge und des Thorax wird als Maßangabe für die Dehnbarkeit des Atemapparates verwendet und beschreibt das Verhältnis von Volumenänderung und der damit verbundenen Druckänderung. Der Kehrwert der Dehnbarkeit kann auch als eine Art von Federsteifigkeit betrachtet werden. Die Dämpfung  $R$  wird in dieser Arbeit als viskoser Widerstand betrachtet. Als Beispiel ist in Formel 4.1.30 die Berechnung für den Bauchmuskeldruck und den Druck in der Pleurahöhle  $P_{mus(ab)} + P_{pl}$  in Abhängigkeit des Abdominalvolumens  $V_{ab}$  dargestellt.

$$P_{mus(ab)} + P_{pl} = M_{ab}\ddot{V}_{ab} + R_{ab}\dot{V}_{ab} + \frac{V_{ab}}{C_{ab}} - P_{ATM} \quad (4.1.30)$$

Formel 4.1.30 ist analog zu den Formeln 4.1.27 und 4.1.28 als Differentialgleichung zweiter Ordnung aufgestellt. Es wird deutlich, dass die Koeffizienten in vergleichbarer Weise zu den Formeln 4.1.27 und 4.1.28 in die Rechnung einbezogen werden, die resultierenden Drücke können entsprechend als auf Flächen wirkende Kräfte betrachtet werden. Weiterhin wird durch die Betrachtung der numerischen Werte für die Compliance bzw. deren Kehrwert und für die Dämpfung deutlich, dass es sich auf Grund der kleinen numerischen Werte eher um eine schwache Kopplung handelt.

Weitere numerische Werte für die Kopplungsfaktoren lassen sich aus Arbeiten im Bereich Modellbildung zur Herz-Lungen-Wiederbelebung [Del11, Jal14, Boe99] ableiten. Die Autoren motivieren in den einzelnen Arbeiten ein Massenmodell in Form einer grundlegenden mechanischen Masse-Feder-Dämpfer Struktur des menschlichen Brustkorbs (Index  $th$ ) zusammen mit der entsprechenden Unterlage (Index  $u$ ), um die Spitzenverschiebung bei der Brustkorb-Komprimierung im Rahmen der Herz-Lungen-Reanimation am Modell zu untersuchen. Auch dieses Modell basiert auf entsprechenden Differentialgleichungen zweiter Ordnung [Del11], die Variable  $x$  ist die Verschiebung in Abhängigkeit von der Zeit in  $cm$ ,  $\omega$  die Winkelfrequenz der Kompression in  $rad/s$ :

$$\begin{aligned} m_u \ddot{x} + (D_{th} + D_2) \dot{x} + (\beta_{th} + \beta_u) x \\ = 0,5 \cdot D_{th} \omega x_{1,max} \sin(\omega t) - 0,5 \cdot \beta_{th} x_{1,max} \cos(\omega t) + 0,5 \cdot \beta_{th} x_{1,max} \end{aligned} \quad (4.1.31)$$

In Tabelle 4.5 sind beispielhaft Parameter für die Feder- und Dämpfungseigenschaften des Brustkorbs dargestellt, die experimentell in einer Arbeit von Boe et al. [Boe99] ermittelt wurden.

Parameter	$D_{th}$	$\beta_{th}$	$m_{th}$
Baseline	$2,75 \frac{N}{cm \cdot s}$	$75,0 \frac{N}{cm}$	$100 g$
Minimum	$1,38 \frac{N}{cm \cdot s}$	$37,5 \frac{N}{cm}$	$50 g$
Maximum	$8,25 \frac{N}{cm \cdot s}$	$225,0 \frac{N}{cm}$	$300 g$

Tabelle 4.5: Numerische Werte zur Simulation der Brustkorbkompression[Del11]

Bedingt durch die Unterschiede in der Betrachtungsweise von Volumen- und Massen-Modellen lassen sich die numerischen Werte in den Tabellen 4.4 und 4.5 nicht unmittelbar vergleichen. Jedoch wird auch bei den Werten des Massenmodells des Brustkorbs in Tabelle 4.5 deutlich, dass es sich um eine eher schwache Kopplung handelt, selbst wenn die Maximalwerte betrachtet werden.

Unter Berücksichtigung der Arbeiten von Otis et al. [Oti50, Oti56] wird als Signalverlauf zur Anregung des Modells analog zu Formel 4.1.26 ein sinus- bzw. cosinusförmiger Signalverlauf modelliert.

### Simulationsmodell

Das Simulationsmodell wurde in MathWorks Simulink erstellt und ist in Abbildung 4.1.11 exemplarisch für das in Abschnitt 4.1.2 vorgestellte BKG Modell dargestellt. Neben der Parametrierung der einzelnen Variablen ist es möglich, das Anregungssignal frei zu modellieren und so im Rahmen von Testreihen unterschiedliche Modellansätze zu evaluieren.

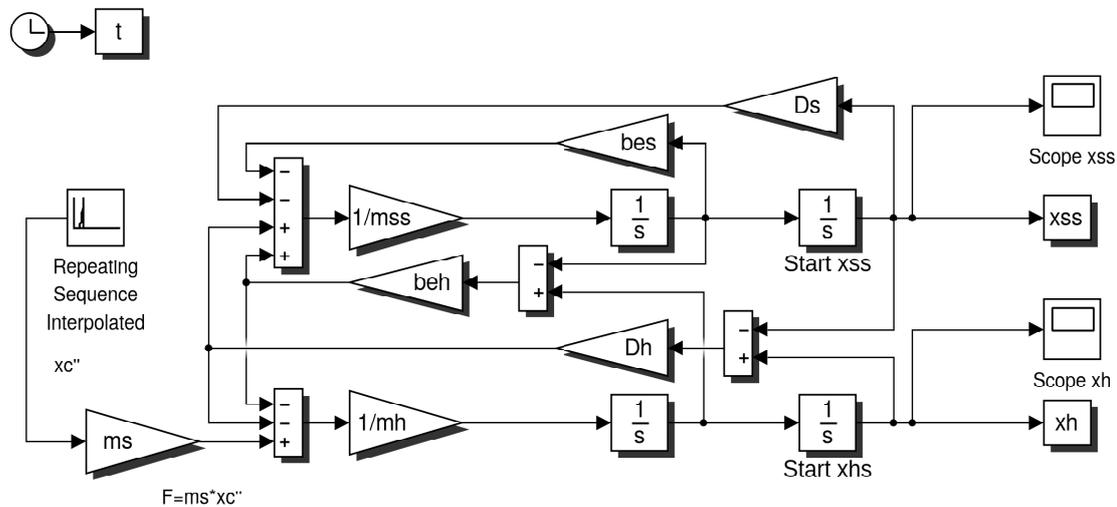


Abbildung 4.1.11: Simulationsmodell, erstellt mit MathWorks Simulink

Als Beispiel wurde die Schwerpunktverschiebung  $x'_s$  des menschlichen Körpers für einen Herzschlag mit den in Abschnitt 4.1.2 diskutierten Parametern simuliert. Die Ergebnisse werden, um einen Vergleich zur Atemaktivität zu ermöglichen, mit  $xh'$  bezeichnet. Die Simulation wurde mit den Massenparametern  $m_s = 75kg$ ,  $m_h = 0.08kg$  und den Feder- und Dämpferkoeffizienten  $D_s = 6.5 \cdot 10^4 \frac{kg}{s^2}$ ,  $\beta_s = 9.8 \cdot 10^2 \frac{kg}{s}$  für den menschlichen Körper und den Koeffizienten  $D_h = 1.3 \cdot 10^3 \frac{kg}{s^2}$ ,  $\beta_h = 8.5 \frac{kg}{s}$  für die Modellierung des kardiovaskulären Systems aus Tabelle 4.3 durchgeführt.

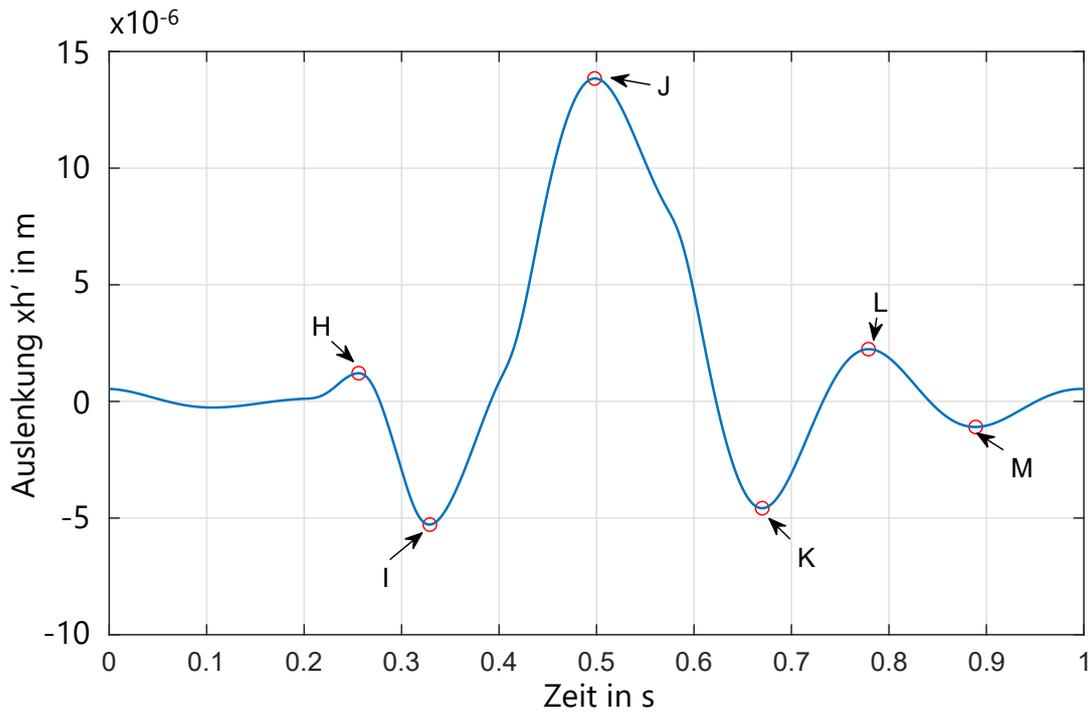


Abbildung 4.1.12: Simuliertes BKG Signal  $xh'$ , mit  $m_s = 75\text{kg}$ ,  $m_h = 0,08\text{kg}$

Das Ergebnis der Simulation ist in Abbildung 4.1.12 dargestellt und zeigt das nicht nachbearbeitete simulierte BKG Signal der Schwerpunktverschiebung über die Zeit, bei einer Anregung mit drei aufeinander folgenden entgegengesetzten Impulsen von  $30\text{ms}$ ,  $50\text{ms}$  und  $170\text{ms}$  Länge.

Aus der Betrachtung wird deutlich, dass die in Abschnitt 2.1.3 in Abbildung 2.1.3 bereits dargestellten relevanten Eckpunkte des theoretischen BKG Signalverlaufs  $H, I, J, K, L$  sowie  $M$  (analog zum EKG mit entsprechenden Buchstaben gekennzeichnet) im Rahmen der Simulation nachgebildet werden können.

Somit kann zunächst im Rahmen einer initialen optischen Evaluation bereits festgehalten werden, dass der verfolgte Modellbildungsansatz eine geeignete BKG Simulation ermöglicht. Jedoch ist eine weitere Betrachtung und Evaluation dieses Modellteils notwendig um zu erheben, welche relevanten Elemente im Signalverlauf enthalten sein müssen.

Als Beispiel für die durch die Atmung bedingte Schwerpunktverschiebung  $x'_s$  (hier in Abgrenzung zur Herzaktivität mit  $xr'$  bezeichnet) des menschlichen Körpers wurde der in Abbildung 4.1.13 dargestellte Signalverlauf anhand des in Abschnitt 4.1.2 vorgestellten Modells simuliert.

Die Simulation wurde mit den Massenparametern  $m_s = 75\text{kg}$ ,  $m_r = 0.5\text{kg}$  und den Feder- und Dämpferkoeffizienten  $D_s = 6.5 * 10^4 \frac{\text{kg}}{\text{s}^2}$ ,  $\beta_s = 9.8 * 10^2 \frac{\text{kg}}{\text{s}}$  für den menschlichen Körper und den Koeffizienten  $D_r = 1.28 \frac{\text{kg}}{\text{s}^2}$ ,  $\beta_r = 0.8 \frac{\text{kg}}{\text{s}}$  für die Modellierung des respiratorischen Systems durchgeführt.

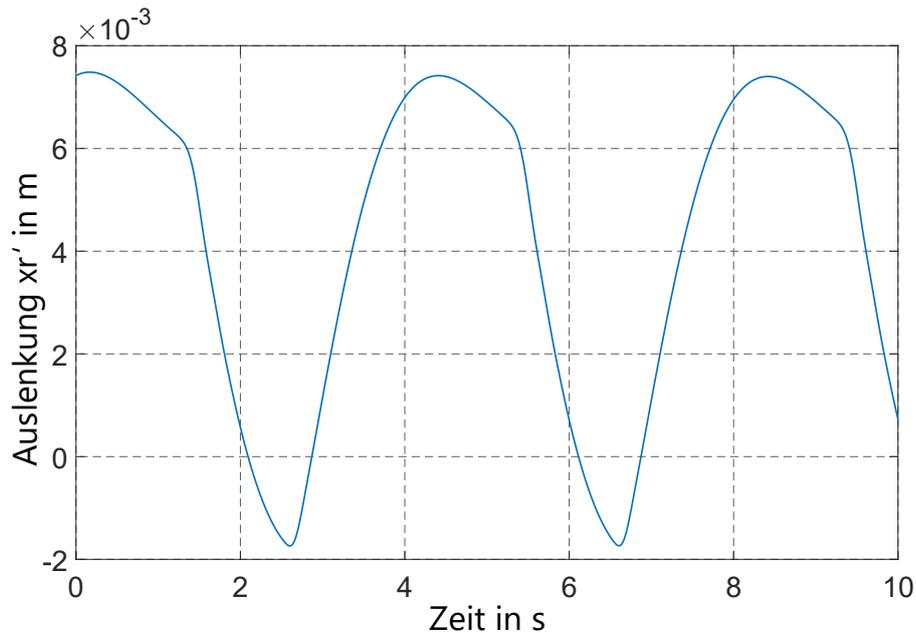


Abbildung 4.1.13: Simuliertes Atemsignal  $xr'$ , mit  $m_s = 75kg, m_r = 0,5kg$

Das Ergebnis der Simulation ist, analog zum BKG Signalverlauf, als nicht nachbearbeitetes Signal der atmungsbedingten Schwerpunktverschiebung dargestellt. Zur Anregung des Modells wurde analog zu den im vorherigen Abschnitt dargestellten Betrachtungen eine modifizierte Sinushalbwellenform von 4s Länge verwendet. Eine initiale optische Analyse des Signals zeigt den zu erwartenden sinusförmigen Verlauf, jedoch sind auch hier weitere Betrachtungen im Hinblick auf die Güte des Modells notwendig.

Nach der Vorstellung der beiden Modelle wird im nachfolgenden Abschnitt die Evaluation der Güte der Simulationen im Detail betrachtet.

### Evaluation der Modelle

Nach einer initialen optischen Evaluation der beiden vorgestellten Modelle für die Simulation der Schwerpunktverschiebungen durch Atmung und Herzaktivität werden in diesem Abschnitt die Modellteile hinsichtlich ihrer Güte und Verwendbarkeit im Bezug zum Gesamtmodell untersucht.

Zunächst soll betrachtet werden, welche Vergleichsdaten zur Evaluation zur Verfügung stehen. Im Bereich der BKG Systeme existieren neben Arbeiten die sich mit Reviews der verschiedenen BKG Systeme und Signalverläufen [Sca52] beschäftigen auch verschiedene modellhafte Beschreibungen des BKG Verlaufs [Sta50, Noo58] aus der Hauptnutzungszeit des BKG.

Weiterhin existieren ebenso aktuelle BKG Signalverlaufsmodelle und Evaluationsmethoden. So stellen Kim et al. [Kim16] ein BKG Modell basierend auf Blutdruckdaten vor, welche invasiv am Aorten Ein- und Ausgang gemessen wurden. Moukadem et al. präsentieren in ihrer Arbeit einen Ansatz zur Analyse des BKG Signals im Frequenzbereich [Mou18] und leiten die Herzrate aus dem Signalverlauf ab.

Die theoretischen Betrachtungen dieser Arbeiten sind für initiale Evaluationen nutzbar, jedoch werden in den meisten BKG fokussierten Arbeiten keine numerischen Werte präsentiert. Bedingt durch die zur Hauptanwendungs- und Untersuchungszeit der BKG Systeme übliche analoge Signalverarbeitung existieren zudem wenige Datenbanken [Car20] mit BKG Signalverläufen. Diese weisen oftmals keine vollständige Zuordnung von zeitlichen Gefüge und Amplitudenverhältnis zu

den relevanten BKG Komplexen  $H - I$ ,  $I - J$  und  $J - K$  in den Daten als Label oder Anmerkung auf.

In wenigen Arbeiten lassen sich zur Evaluation nutzbare detaillierten Auswertungen von Messreihen finden. So haben Jones et al. [Jon50] in ihrer Veröffentlichung BKG Signalverläufe analysiert und daraus relevante Signalmerkmale abgeleitet, welche zur Evaluation von Simulationsexperimenten verwendet werden können.

In Tabelle 4.6 sind die Ergebnisse der Arbeit von Jones et al. in Form von Intervalldauer und Amplitudenverhältnissen von BKG Messreihen dargestellt. Für die Testreihen wurden sowohl Probanden mit Veränderungen des kardiovaskulären Systems sowie gesunde Probanden vermessen, wobei die Werte der gesunden Probanden nachfolgend weiter betrachtet werden.

Die Messungen wurden nach Angabe der Autoren unter Verwendung eines BKG Systems mit niedriger Eigenfrequenz von etwa 1,5 Hz und einer entsprechend starken Dämpfung aufgezeichnet, so dass die resultierenden Daten einen entsprechenden Weg-Zeit-Verlauf beschreiben und analog zu den Betrachtungen des Modellbildungsansatz genutzt werden können.

Die in Tabelle 4.6 aufgeführte Gruppe 1 der Probanden besteht aus 25 Erwachsenen (14 Männer und 11 Frauen) zwischen 17 bis 37 Jahren mit einem Durchschnittsalter von 26,2 Jahren. Alle Probanden wurden zuvor mehrfach gründlichen körperlichen Untersuchungen unterzogen und haben diese ohne Beanstandung abgeschlossen [Jon50].

	Intervalldauer			Amplitudenverhältnis		Schlagkraft
	H-I (s)	I-J (s)	J-K (s)	HI-IJ (%)	JK-IJ (%)	F (N)
Gruppe 1						
Max	0,10	0,19	0,25	50	158	0,8522
Min	0,06	0,14	0,17	21	79	0,2922
Avg.	0,082	0,160	0,204	38	105	0,4942
SD	$\pm 0,011$	$\pm 0,011$	$\pm 0,021$	$\pm 8$	$\pm 20$	$\pm 0,1353$
Gruppe 2						
Max	0,095	0,185	0,27	59	195	0,5786
Min	0,05	0,105	0,13	9	52	0,1608
Avg.	0,065	0,144	0,194	31	114	0,3079
SD	$\pm 0,012$	$\pm 0,020$	$\pm 0,042$	$\pm 14$	$\pm 37$	$\pm 0,0980$

Tabelle 4.6: Intervalldauer und Amplitudenverhältnisse für ein BKG Signal [Jon50]

Alle Probanden sind durchschnittlich gebaut, nicht besonders adipös oder auffällig groß und von normaler körperlicher und sportlicher Konstitution. Die Gruppe 2 umfasst 27 Probanden, vorwiegend männlich, zwischen 38 und 85 Jahren mit einem Durchschnittsalter von 54,9 Jahre die ein normales Herz-Kreislauf-System ohne akute Erkrankung aufweisen. Jones et al. weisen jedoch darauf hin, dass viele der Gruppe 2 Probanden einen gewissen Grad an nicht erkannter Arteriosklerose oder vorübergehender Hypertonie aufweisen könnten. Um Herzerkrankungen auszuschließen wurden zusätzlich zur körperlichen Untersuchung unipolare Elektrokardiogramme aufgezeichnet [Jon50].

Als Messablauf wurde von den Autoren folgende Vorgehensweise gewählt, um die Daten zu

erheben. Alle Probanden mussten vor der Messung 20 Minuten im Liegen zur Ruhe kommen, anschließend wurde das BKG auf das jeweilige Körpergewicht eingestellt. Die Probanden mussten die Messungen nüchtern antreten oder die letzte Nahrungsaufnahme musste mindesten drei Stunden zurückliegen, je nach Messung.

Bedingt durch den Einfluss der Atmung auf das BKG wurden Messergebnisse sowohl bei langsamer Atmung als auch während angehaltener Atmung aufgezeichnet um, eine Vergleichsmöglichkeit der beiden Varianten zu erstellen. Die Auswertung dieser Messungen ergab, dass eine optimale Messung erreicht werden konnte wenn der Proband angewiesen wurde zunächst ohne Anstrengung voll auszutaten, dann einen vollen Atemzug zu tätigen und diesen zu halten [Jon50].

Die Ballistokardiogramme wurden während des Atemstillstands aus Stabilitätsgründen des Signals gemessen, da einige Muster von Anomalien im Herzzyklus nur bei Atemstillstand eindeutig erkennbar sind. Im Durchschnitt wurden zehn Herzzyklen während der angehaltenen Atmung aufgezeichnet [Jon50].

Die Ergebnisse der Untersuchungen von Jones et al. sollen nachfolgend auf die simulierten Daten des vorgestellten BKG Modells angewendet werden. Da, wie bereits dargestellt wurde, keine validen Referenzdaten von vollständigen Signalverläufen vorliegen, kann eine Evaluation nur anhand von gegebenen Merkmalen des BKG Signalverlaufs durchgeführt werden.

Hierzu wird der Signalverlauf aus Abbildung 4.1.12 erneut betrachtet und im Bezug zu den Daten in Tabelle 4.6 analysiert.

Die Analyse beinhaltete die in Abbildung 4.1.14 markierten zeitlichen Bereiche der Intervalldauer H-I, I-J und J-K und die Amplitudenverhältnisse HI-IJ und JK-IJ und wurde mit MathWorks Matlab durchgeführt, nachdem das Simulationsexperiment mit Simulink ausgeführt wurde.

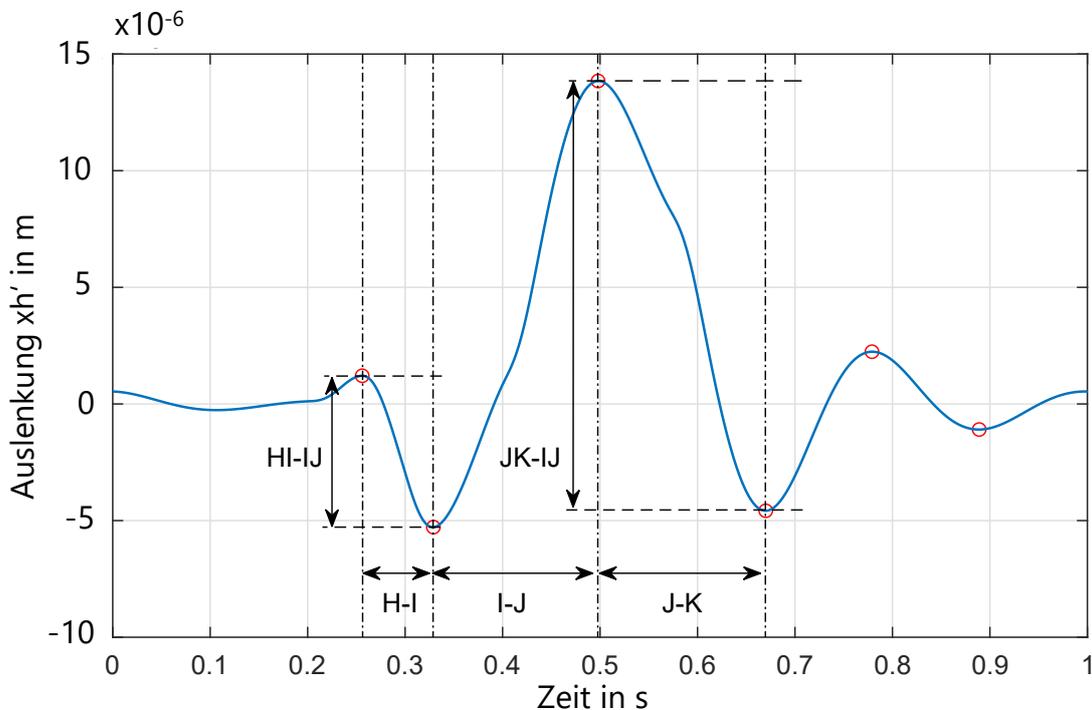


Abbildung 4.1.14: Evaluation des simulierten BKG Signal

Die berechneten Intervalldauern und Amplitudenverhältnisse sind in Tabelle 4.7 dargestellt. Zusätzlich sind die Mittelwerte und Standardabweichungen für die Messreihen von Jones et al. aus Tabelle 4.6 als Referenz aufgelistet.

		Intervalldauer			Amplitudenverhältnis	
		H-I (s)	I-J (s)	J-K (s)	HI-IJ (%)	JK-IJ (%)
simulierter BKG Verlauf		0,073	0,169	0,172	33,94	96,33
Gruppe 1	Avg.	0,082	0,160	0,204	38	105
	SD	±0,011	±0,011	±0,021	±8	±20
Gruppe 2	Avg.	0,065	0,144	0,194	31	114
	SD	±0,012	±0,020	±0,042	±14	±37

Tabelle 4.7: Intervalldauer und Amplitudenverhältnisse des simulierten BKG Signals im Vergleich mit Daten aus [Jon50]

Als Voraussetzung für eine geeignete Modellierung des BKG Signals wird an dieser Stelle die Abbildbarkeit der einzelnen numerischen Werte in eine der beiden Modellparametersätze aus den Gruppen 1 und 2 aus [Jon50] festgelegt.

Die Intervalldauern für das H-I Intervall und das I-J Intervall passen mit  $0,073\text{ ms}$  und  $0,169\text{ ms}$  Dauer in den Bereich der Mittelwerte der Gruppe 1 unter Betrachtung der Standardabweichung, die Intervalldauer des J-K Intervalls lässt sich mit einer Dauer von  $0,172\text{ ms}$  nur bei Betrachtung der Minimalwerte für Gruppe 1 abbilden, jedoch findet sich dieser Wert in Gruppe 2 wieder. Die Amplitudenverhältnisse von  $33,94\%$  für das HI-IJ Intervall und von  $96,33\%$  für das JK-IJ Intervall können in den Daten beider Gruppen wiedergefunden werden.

Somit wird aus dem Vergleich der Werte für das simulierte Modell und den Mittelwerten der realen Messreihen in Tabelle 4.7 deutlich, dass das simulierte Modell eine adäquate Modellierung des BKG Signalkomplex ermöglicht. Entsprechend wird dieser Modellteil im Gesamtmodell verwendet.

Wesentlich aufwändiger gestaltet sich die Evaluation des respiratorischen Modellteils im Hinblick auf Referenzdaten, da, wie bereits an anderer Stelle dargestellt wurde, keine nutzbaren numerischen Angaben hinsichtlich mittels BKG aufgezeichneter Daten der Atemaktivität vorliegen.

Eine Möglichkeit der Bewertung besteht in einem Vergleich der simulierten Datenreihe mit Daten aus anderen Atemmodellen.

Hierbei ist das Modell von Lujan et al. [Luj99] für eine Evaluation gut geeignet. Die Autoren beschreiben eine Methode, die die durch die Atmung bedingte Bewegung von Organen zur Dosisberechnungen für die Bestrahlung von Lebererkrankungen berücksichtigt und stellen dabei ein Bewegungsmodell für das Diaphragma vor. Die atembedingte Organbewegung wird als eindimensional in Kopf-Fuss Richtung angenommen und mit einer periodischen, aber asymmetrischen Funktion modelliert. Das mathematische Modell, das die Bewegung beschreibt, ist in Formel 4.1.32 dargestellt und wurde anhand von Referenzmesswerten für die Verschiebung des Diaphragmas, die aus Fluoroskopie-gestützten Studien gewonnen wurden, validiert.

$$z(t) = z_0 - b \cdot \cos^{2n} \left( \frac{\pi}{\tau} t - \phi \right) \quad (4.1.32)$$

Hierbei ist  $z_0$  die Position beim Ausatmen,  $b$  ist die Amplitude die die Ausdehnung der Bewegung beschreibt,  $\tau$  ist die Periode des Atemzyklus und über den Parameter  $n$  kann die Form (Steigung und Ausprägung) des Signals modifiziert werden. Um die Phase des Signals zu verändern wird der Parameter  $\phi$  entsprechend angepasst.

Ein Beispiel für einen mit dem Modell von Lujan et al. simulierter Signalverlauf für die Bewegung

des Diaphragmas ist in Abbildung 4.1.15 dargestellt.

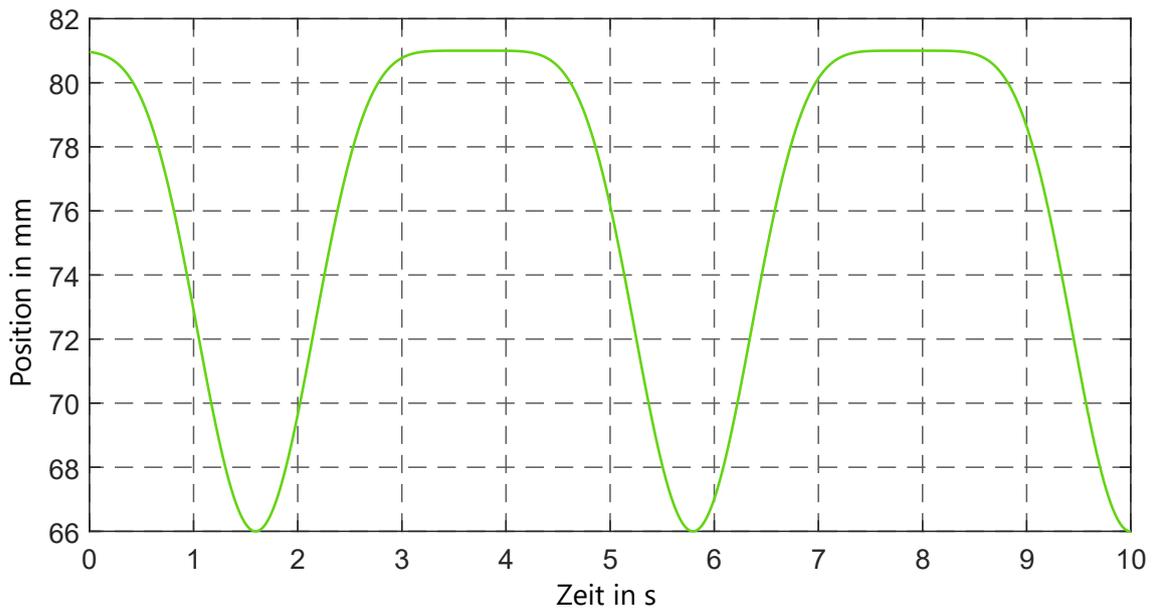


Abbildung 4.1.15: Simulierte Bewegung des Diaphragma[Luj99]

Zur Simulation wurden als Parameter  $z_0 = 81 \text{ mm}$ ,  $b = 15 \text{ mm}$ ,  $\tau = 4,2 \text{ s}$ ,  $n = 3$  und  $\phi = 2,62\pi$  wie teilweise in [Luj99] beschrieben wurde, verwendet und es resultiert eine Offset-behaftete und phasenverschobene modifizierte Kosinusfunktion mit entsprechend länger andauernden oberen Halbwellen um den Vorgang der Exspiration bzw. die Dauer des Verbleiben des Diaphragmas in der oberen Position abzubilden.

Um nun das Modell von Lujan et al. für einen Vergleich nutzen zu können müssen die Parameter bezüglich Amplitude, Phasenverschiebung, Periodenlänge und Ausgangslage angepasst werden, jedoch wird der Exponent  $n = 3$  beibehalten um die von Lujan et al. beschriebene Dauer im Expirationszustand korrekt mit abbilden zu können.

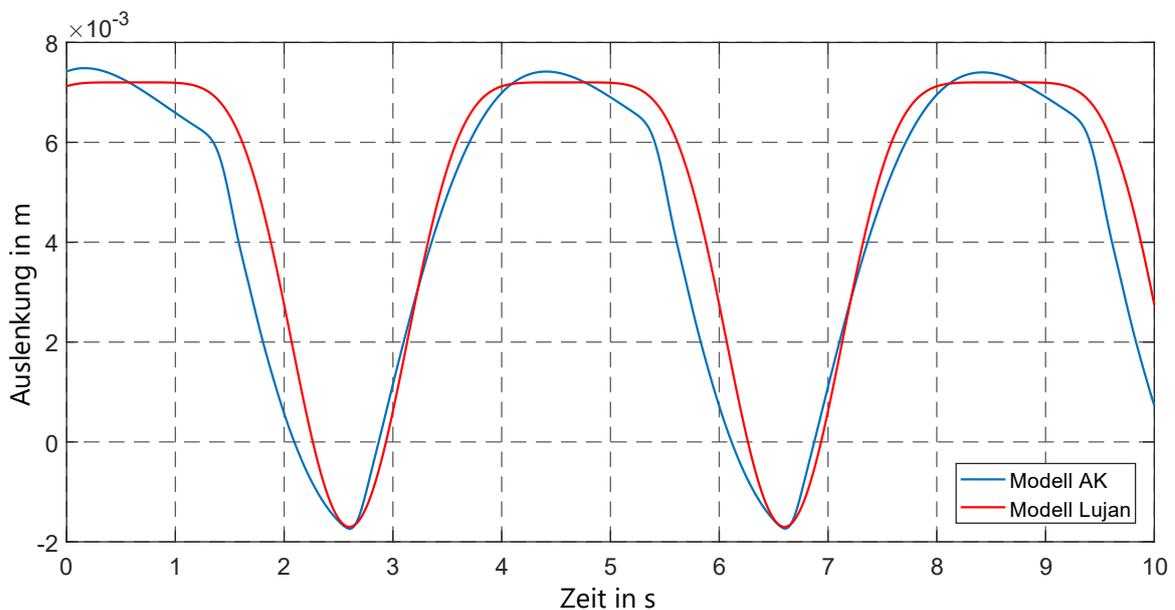


Abbildung 4.1.16: Vergleich der simulierten Bewegungen

In Abbildung 4.1.16 sind Signalverläufe des bereits vorgestellten Modells [Kit21b] (Modell AK) und zum Vergleich des Modells von Lujan et al. [Luj99] (Modell Lujan) dargestellt. Zur Simulation wurden für das Lujan-Modell als Parameter  $z_0 = 7, 2$ ,  $b = 8, 9$ ,  $\tau = 4s$ ,  $n = 3$  und  $\phi = 2, 35\pi$  verwendet, das eigene AK Modell wird mit den bereits weiter oben angegebenen Parametern verwendet, die Simulationsdauer beträgt 10s.

Die Ergebnisse können, da es sich zum einen um ein Modell zur Bestimmung der Verschiebung des Diaphragmas und zum anderen um ein Modell zur Bestimmung der Schwerpunktverschiebung eines Menschen handelt, nicht unmittelbar verglichen werden. Da der Fokus beider Modelle im Bereich Massenverschiebung ähnlich ist und für die atembedingte Schwerpunktverschiebung keine nutzbaren Vergleichsdaten vorliegen liefert das Lujan Modell eine geeignete Basis für die Validierung des vorgestellten Modells. Ein direkter Vergleich mittels entsprechendem Distanzmaß soll an dieser Stelle durch die unterschiedlichen Ansätze nicht durchgeführt werden und ein visueller Vergleich wird vorgenommen.

Im visuellen Vergleich fällt auf, dass beide Modelle die gewählte Periodendauer von 4 s (dies entspricht 15 Atemzügen pro Minute), in den Ausgangssignalen gleich gut abbilden. Es resultieren auch in beiden Modellen ähnliche Steigungen und eine ähnliche Dauer für den Vorgang der Inspiration. Das AK Modell (blau) weicht im Vergleich zum Lujan Modell (rot) bei der Expiration in der Steigung ab und der Verlauf ist geringfügig anders.

Dies ist den unterschiedlichen Anwendungsgebieten und Vorgehensweisen bei der Modellbildung geschuldet. Zusammenfassend kann jedoch festgehalten werden, dass das vorgestellte massebasierte Modell zur Beschreibung des Atemvorgangs geeignete Aussagen über die Massenverschiebung zulässt und im Gesamtmodell angewendet werden kann.

### Integration in das Gesamtmodell

Die Integration der zuvor betrachteten modellbasierten Massenverschiebungen des kardiovaskulären und respiratorischen Systems in das Gesamtmenschmodell erfolgt mittels der in Abschnitt 4.1.1 beschriebenen Knoten in der Stickman Struktur. Hierzu werden die bereits vorgestellten Teilmassen durch die der Herz- und Atemaktivität korrelierenden Auslenkungen  $xr'(t)$  und  $xh'(t)$  verschoben. Die Auslenkung wird entsprechend der vorgegebenen Abtastfrequenz diskretisiert. Somit wird zu jedem diskreten Zeitpunkt  $n$  die Position der verschobenen Masseanteile durch  $xr'(n)$  und  $xh'(n)$  festgelegt.

Im Modell wird die Massenverschiebung abgebildet, in dem die in Abbildung 4.1.1 dargestellten Massenpunkte entsprechend der berechneten Auslenkung verschoben werden. Die Verschiebung zum Zeitpunkt  $n$  kann mathematisch wie folgt, ausgehend vom Ortsvektor  $\vec{P}_{bp}$  des jeweiligen Körperteils  $bp$ , dargestellt werden:

$$\vec{P}_{bp,r,h}(n) = \vec{P}_{bp}(n) + \lambda_{r,h} \quad (4.1.33)$$

mit

$$\lambda_{r,h} = \begin{cases} f(xr'(n)) & \text{Atmung} \\ f(xr'(n)) & \text{Herz} \end{cases} \quad (4.1.34)$$

So kann nach Vorgabe einer Simulationszeit, auch ohne einen Bewegungsablauf für das Stickman Modell vorzusehen, die entsprechenden kardiovaskulär- und/oder respiratorisch- bedingte Massen-

verschiebung in dem Modell simuliert werden. Für die Realisierung der respiratorisch-bedingten Massenverschiebung werden die Körperteile  $bp$  des Torsos (siehe Tabelle 4.1) verschoben (im Detail die Knoten 3, 4 und 5), um eine lokale Verschiebung durch die Atmung zu erzielen. Die Realisierung der kardiovaskulär-bedingten Massenverschiebung erfolgt durch Verschiebung aller Knoten des Körpermodells.

Auf Grundlage der Betrachtungen zur Ableitung der Herz- und Atemaktivität in Abschnitt 3.2.2 wurden im Modell die theoretisch ermittelten und evaluierten Parameter für die Simulation der Herz- und Atemaktivität weiter angepasst, da diese bereits an vergleichbaren Modellen überprüft wurden aber noch nicht unmittelbar auf die eigentliche Verwendung des Modells hin optimiert wurden. Hierzu wurde der Anteil der Massenverschiebung der Atemaktivität um Faktor 10 reduziert und der Anteil der Massenverschiebung der Herzaktivität um Faktor 20 angehoben um das Modell weiter an reale Daten anzupassen. Diese Anpassung wurde global für alle folgenden Untersuchungen vorgenommen.

### 4.1.3 Modell Bewegungsabläufe

Nach der Beschreibung der initialen Stickman Struktur und der Integration der Herz- und Atemaktivität in Form einer Massenverschiebung wird die Erweiterung des Modells um die Möglichkeit, Bewegungsabläufe zu berücksichtigen, beschrieben. Grundlage für die modellhafte Beschreibung von Bewegungsabläufen ist die Beobachtung, dass eine Ganzkörperbewegung eines Menschen immer aus Teilbewegungen besteht, die parallel oder seriell ablaufen können, je nach Art der Bewegung.

In Abbildung 4.1.17 ist beispielhaft die simulierte Bewegung des Stickman „aus Rückenlage aufrichten und hinsetzen“ in Anfangs- und Endposition dargestellt. Der blaue Rand in den Abbildungen stellt hierbei die Begrenzung durch die Liegefläche dar.

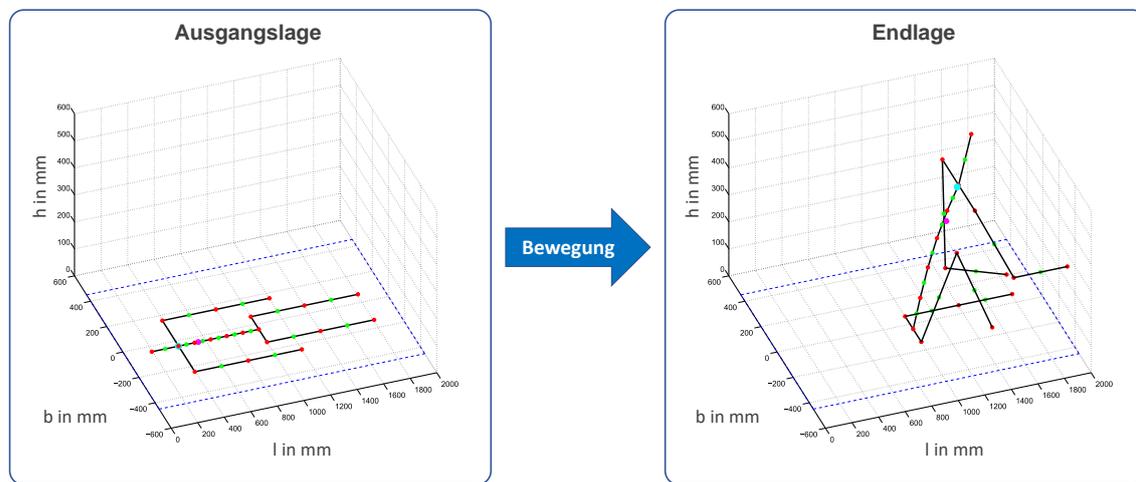


Abbildung 4.1.17: Beispiel Bewegungsablauf „Rückenlage“ in „Sitzen“ - Links: Ausgangslage und Endlage im Vergleich, Rechts: Bildüberlagerung mit angedeuteten linearen Änderungen der einzelnen Koordinaten für einzelne beispielhafte Knoten

Jeder modellierte Bewegungsablauf wird in statische und dynamische Abschnitte unterteilt. Dies sind in dem Beispiel in Abbildung 4.1.17 links die Ausgangslage „Rückenlage“ und die Endlage „Sitzen“ als statische Abschnitte sowie die Bewegung „hinsetzen“ als dynamischer Abschnitt, die an dieser Stelle nicht dargestellt werden kann.

In Abbildung 4.1.17 rechts ist eine Überlagerung beider Lagen mit angedeuteter linearer Ände-

rung der einzelnen Koordinaten der Knoten des Stickman für einige ausgewählte Knoten dargestellt. Diese Sequenz kann entsprechend um Aktionen und Lagen erweitert werden.

Initial wurden als Körperlagen „Rücken-/Bauchlage“, „Seitenlage links/rechts“ und „Sitzen“ sowie als Bewegungen „Drehung in Seitenlage“, „Drehung in Rücken- /Bauchlage“, „Hinsetzen“ und „Hinlegen“ für Simulationen berücksichtigt. Einzelne Permutationen der jeweiligen Lage oder Aktion sind möglich, hier ist z.B. das Anwinkeln der Beine (einzeln oder paarweise) und/oder der Arme vorgesehen.

Abbildung 4.1.18 zeigt den zeitlichen Zusammenhang der im Modell realisierbaren Bewegungsabläufe.

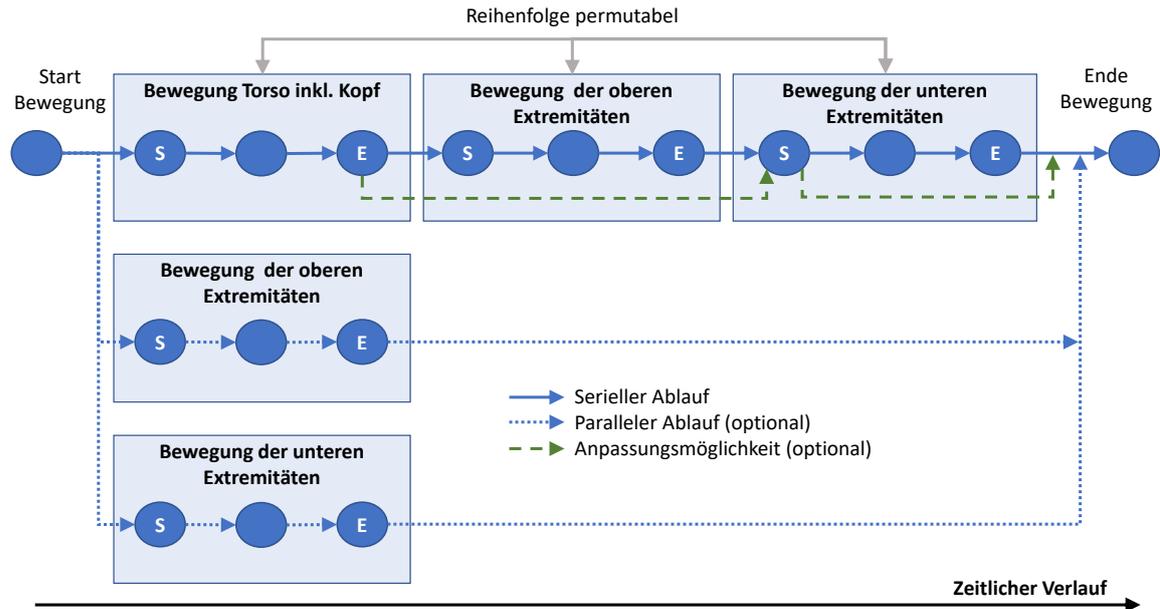


Abbildung 4.1.18: Zeitliches Gefüge der Bewegungsabläufe

Hierbei ist es möglich, Bewegungen von Kopf und Torso sowie die Bewegungen der oberen und unteren Extremitäten in einer zeitlichen Abfolge seriell zu modellieren oder alle Abläufe parallel abzubilden. Ebenso ist eine Kombination möglich, genau wie die Permutation der seriellen Reihenfolge oder einzelner Teilbewegungen der Extremitäten.

Jede Teilbewegung besteht dabei aus einem zeitlichen und räumlichen Startpunkt, dem Bewegungsablauf und einem entsprechenden Endpunkt. Alle Bewegungen werden über eine Änderung der Winkel  $\varphi_{bp}(n)$  und  $\theta_{bp}(n)$  jedes Körperteils  $bp$  beschrieben.

$$\varphi_{bp}(n) = f_{\varphi_{bp}}(n) + \varphi_{bp,S}(n_S) \quad (4.1.35)$$

$$\theta_{bp}(n) = f_{\theta_{bp}}(n) + \theta_{bp,S}(n_S) \quad (4.1.36)$$

Initial ist eine lineare Änderung der Winkel  $f_{(\varphi,\theta)_{bp}}(n)$  zwischen Startwinkel  $(\varphi, \theta)_{bp,S}(n_S)$  zum Startzeitpunkt  $n_S$  und Endwinkel  $(\varphi, \theta)_{bp,E}(n_E)$  zum Endzeitpunkt  $n_E$  vorgesehen.

Diese Vorgehensweise liefert für initiale Untersuchungen und Tests geeignete Bewegungsabläufe, jedoch entsprechen diese keinen natürlichen menschlichen Bewegungen. Daher wird die Vorgehensweise als Ausgangspunkt gesehen, um Bewegungen in der Simulation technisch zu realisieren. Eine mögliche Optimierung der Bewegungsabläufe wird in Kapitel 5 beschrieben. Dort wird der Bewe-

gungsablauf in der Simulation anhand von Bewegungssequenzen, die aus realen Bewegungsabläufen mittels Verfahren des Motion Capturing gewonnen wurden, abgebildet. Weiterhin wird ein Verfahren zur Erzeugung von gemittelten Bewegungsabläufen aus den realen Bewegungsaufnahmen sowie die Optimierung von gemittelten Bewegungssequenzen vorgestellt. Zunächst folgt zur vollständigen Darstellung des Basismodells jedoch die Beschreibung zur Abbildung des Möbels im Modell.

## 4.2 Modellteil Möbel

Nach der Beschreibung des Modellteil „Mensch“ wird nachfolgend der Modellteil „Möbel“ (siehe Abbildung 4.0.1) betrachtet. Hierbei wird zunächst das theoretisch orientierte Objektmodell des Möbels vorgestellt. Anschließend erfolgt die Erweiterung des Modells um dynamische Anteile, bei der die aus dem Labormuster abgeleiteten Anteile des Bettgestells berücksichtigt werden.

### 4.2.1 Initialmodell Möbel

Für die initiale Modellierung des Modellteils „Möbel“ wird das in Abbildung 4.2.1 dargestellte statisch unbestimmte System mit vier Auflagepunkten, welche in Form von Festlagern abgebildet werden, eingesetzt.

Es wird zunächst von einer nicht flexiblen Fläche mit den Sensoraufnahmepunkten  $LP1$  bis  $LP4$  ausgegangen welche die Liegefläche des Pflegebetts mit den vier Aufnahmepunkten für die Sensoren repräsentiert [Kit14b]. Anhand des gewählten Ansatzes lassen sich für einen Zeitpunkt  $n$  die Lagerreaktionskräfte  $F_{LP1}(n)$  bis  $F_{LP4}(n)$  für die jeweiligen Sensoraufnahmepunkte bei entsprechender Krafteinwirkung  $F_G(n)$  ermitteln.

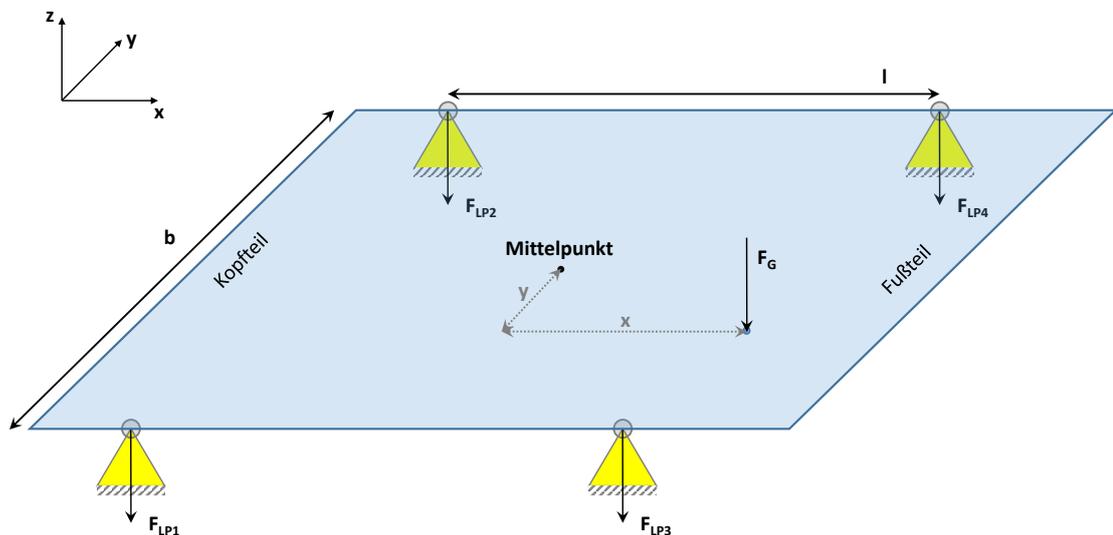


Abbildung 4.2.1: Liegefläche mit Lagerpunkten  $LPx$

Ausgangspunkt zur Berechnung der resultierenden Kraft in den einzelnen Aufnahmepunkten der Sensoren ist ein Momentengleichgewicht mit:

$$\sum_{x=1}^4 \vec{M}_{LPx}(n) = \vec{0}, \quad (4.2.1)$$

wobei Sensor-bedingt angenommen wird, dass nur die z-Richtung sensitiv für Kraftänderungen ist. Weiterhin gilt, dass die Summe aller resultierenden Kräfte in den Lagerpunkten die der Auflagekraft entspricht:

$$F_G(n) = \sum_{x=1}^4 F_{LPx}(n) \quad (4.2.2)$$

Aus einer geometrischen Betrachtung lassen sich für die vier Lagerpunkte die resultierenden Kräfte zum Zeitpunkt  $n$  bestimmen:

$$F_{LP1}(n) = \left( \frac{\frac{l}{2} - x}{l} \right) \cdot \left( \frac{\frac{b}{2} - y}{b} \right) \cdot F_G(n) \quad (4.2.3)$$

$$F_{LP2}(n) = \left( \frac{\frac{l}{2} - x}{l} \right) \cdot \left( \frac{\frac{b}{2} + y}{b} \right) \cdot F_G(n) \quad (4.2.4)$$

$$F_{LP3}(n) = \left( \frac{\frac{l}{2} + x}{l} \right) \cdot \left( \frac{\frac{b}{2} - y}{b} \right) \cdot F_G(n) \quad (4.2.5)$$

$$F_{LP4}(n) = \left( \frac{\frac{l}{2} + x}{l} \right) \cdot \left( \frac{\frac{b}{2} + y}{b} \right) \cdot F_G(n) \quad (4.2.6)$$

Der Koordinatenursprung befindet sich in der Mitte der Liegefläche,  $l$  beschreibt den Abstand der Sensoren in x-Richtung und  $b$  den Abstand der Sensoren in y-Richtung. Mittels der Angaben für  $x$  und  $y$  wird die Position der jeweils anliegenden Kraft  $F_G(n)$  beschrieben, wie in Abbildung 4.2.1 dargestellt.

Die Kräfte  $F_{LPx}(n)$  werden anschließend mittels der Beziehung  $m_{LPx}(n) = \frac{F_{LPx}(n)}{g}$  mit  $g = 9,81 \frac{m}{s^2}$  in entsprechende Massen umgerechnet und ermöglichen die Simulation der aktuellen Massenaufgabe und der Verteilung auf die vier Sensoren. Mittels einer Superposition der einzelnen wirkenden Massen  $m_{G,bp}(n)$  pro Körperteil  $bp$  kann für jeden Abtastwert  $n$  die Gesamtmasse des Körpers abgebildet werden. Für die weitere Simulation liegen entsprechend Werte für  $m_{LPx,\sum bp}(n)$  vor.

Um Massenverschiebungen über den zeitlichen Verlauf zu simulieren, werden die Werte für  $m_{LPx,\sum bp}(n)$  für den jeweiligen Abtastwert  $n$  entsprechend berechnet.

## 4.2.2 Erweiterung des Möbelmodells

Der im vorherigen Abschnitt vorgestellte Ansatz betrachtet initial statische Elemente zur modellhaften Beschreibung der Massenverteilungen an den entsprechenden Sensoraufnahmepunkten des Bettgestells zu jedem Abtastzeitpunkt  $n$ . In diesem Ansatz sind Schwingvorgänge, die z.B durch die Bewegungen eines Menschen und das dadurch zu Schwingungen angeregte Bettgestell entstehen, nicht berücksichtigt. Dieser Punkt wird nachfolgend betrachtet.

### Berücksichtigung von Schwing- und Dämpfungsvorgängen im Modell

Zunächst soll betrachtet werden, wie die Schwing- und Dämpfungsvorgänge, die durch das Bettgestell auftreten können, im Modell berücksichtigt werden können.

Um die durch Dämpfung/Schwingung resultierende Kraft in Abgrenzung zu dem statischen Fall aus Abschnitt 4.2.1 zu berechnen, wird zunächst der in Abbildung 4.2.2 dargestellte einfache

Zusammenhang eines Körpers  $K$  mit der Masse  $m_K$ , der auf einer zunächst soliden Unterlage  $U$  ruht, im eindimensionalen Fall, genauer in  $z$ -Richtung, betrachtet.

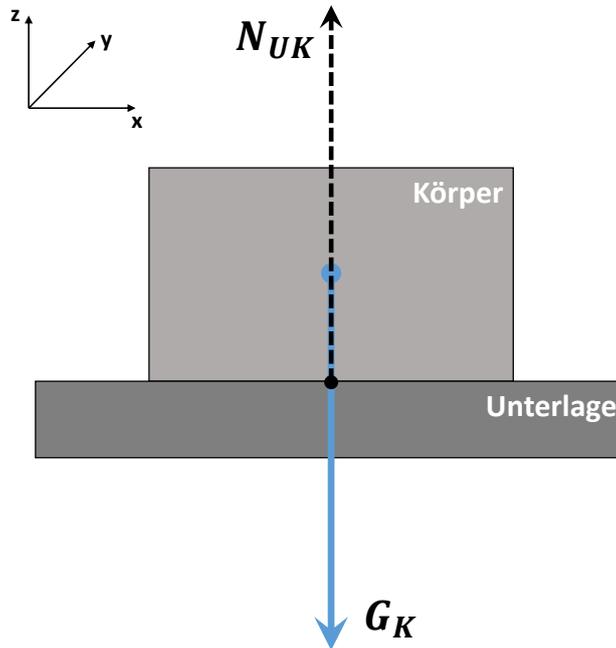


Abbildung 4.2.2: Initiale Kräftebetrachtung

Neben der Gewichtskraft  $G_K = m_K \cdot g$  die durch den Körper auf die Unterlage wirkt, wirkt in entgegengesetzter Richtung die Normalkraft  $N_{UK}$  von der Unterlage auf den Körper, so dass sich als Kräftebilanz  $F_{tot} = N_{UK} - G_K = 0$  und somit  $N_{UK} = G_K$  ergibt.

Wird nun angenommen, dass sich die Unterlage flexibel und nicht statisch wie in der Initialbetrachtung verhält, wird der Körper mit der Masse  $m_K$  zum Zeitpunkt  $n > 0$ , nachdem er bei  $n = 0$  auf die Unterlage aufgesetzt wurde, je nach Art der Unterlage, einen Einfluss auf die Unterlage haben und diese, idealisiert betrachtet, z.B. zu Schwingungen anregen und dadurch selber eine zusätzliche Beschleunigung erfahren.

Dies lässt sich wie folgt beschreiben:

$$N_{UK} = m_K \cdot a_z + m_K \cdot g = m_K \cdot (g + a_z) \quad (4.2.7)$$

mit  $-N_{UK} = N_{KU}$  (entgegengesetzte Betrachtung) ergibt sich:

$$-N_{UK} = N_{KU} = -m_K \cdot (g + a_z) \quad (4.2.8)$$

Somit lassen sich unter Berücksichtigung von Parametern zur Beschreibung des Verhaltens für das System „Unterlage und Körper“ für den Körper mit der Masse  $m_K$  und der Annahme, dass der Körper auf der Unterlage die gleiche Beschleunigung  $a_z$  erfährt, die resultierenden Kräfte bestimmen.

Nachfolgend werden dazu schwingende und dämpfende Systeme des Bettgestells betrachtet.

### Schwingvorgänge durch das Bettgestell

Die Analyse von resultierenden Sensorsignalen nach Anregung durch ein Gewicht zeigt, dass sich durchaus Elemente des Systems, bestehend aus Bettgestell und Sensor, zu Schwingungen anregen lassen.

Um das Schwingverhalten im Modell berücksichtigen zu können, werden die Ergebnisse der Schwingungsanalyse dazu genutzt, entsprechende mathematische Beschreibungen und Parameter abzuleiten. Eine erste Betrachtung der Schwingvorgänge zeigt, dass diese in Form einer exponentiell abklingenden Sinusschwingung modelliert werden können.

Diese lässt sich mathematisch wie in Formel 4.2.9 dargestellt, beschreiben.

$$osz(n) = A_0 \cdot \exp\left(\frac{-n}{\tau \cdot f_a}\right) \cdot \begin{bmatrix} \sin\left(2\pi n \frac{f_1}{f_a}\right) + \dots \\ 0,3 \cdot \sin\left(2\pi n \frac{af_1}{f_a}\right) - \dots \\ 0,1 \cdot \sin\left(2\pi n \frac{bf_1}{f_a}\right) + \dots \\ 0,05 \cdot \sin\left(2\pi n \frac{cf_1}{f_a}\right) + \dots \end{bmatrix} \quad (4.2.9)$$

In Abbildung 4.2.3 ist zum Vergleich das Schwingverhalten für nach Formel 4.2.9 simulierte Daten und reale Daten dargestellt. Als Parameter für das Beispiel kommen aktuell  $A_0 = 1,125$ ,  $c = b = a = 1$ ,  $f_1 = 9,95 \text{ Hz}$ ,  $\tau = 0,32 \text{ s}$  sowie ein Offset von  $3,23 \text{ V}$  zum Einsatz.

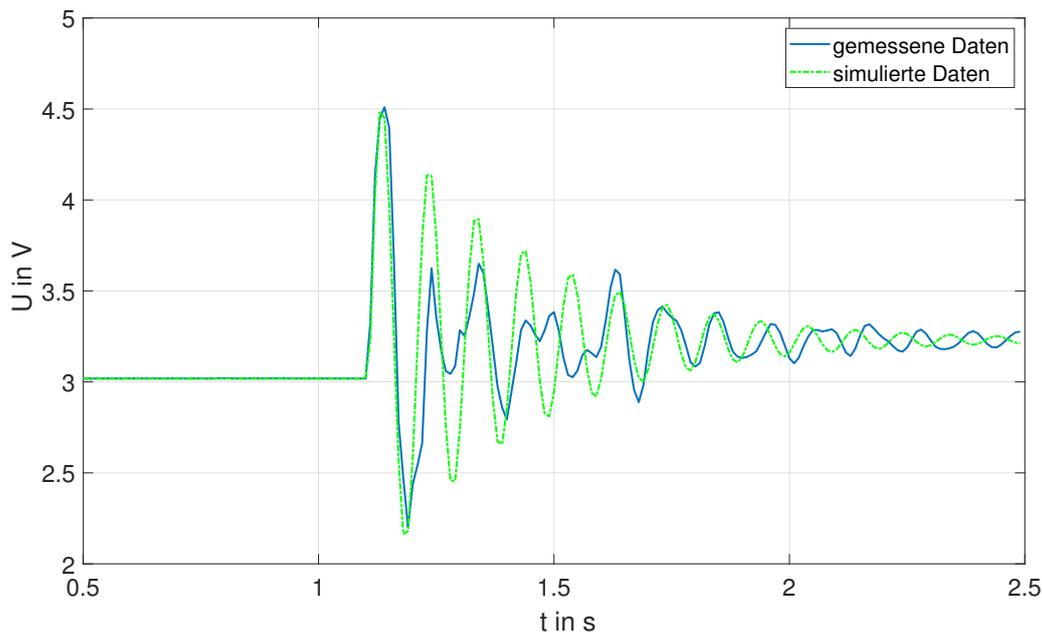


Abbildung 4.2.3: Simulierter Einschwingvorgang

Im Vergleich der beiden Signalverläufe in Abbildung 4.2.3 wird deutlich, dass das Einschwingverhalten der Sensoren durch Formel 4.2.9 beschrieben werden kann. Hierbei werden die maximale und die minimale Amplitude der ersten Schwingung sowie die Gleichanteile gut nachgebildet und auch die Frequenz der Schwingungen stimmt weitestgehend überein. Es ist jedoch zu beachten, dass keine vollständige Übereinstimmung erzielt wird und dies in der Entwicklung auch nicht wünschenswert ist, da ein allgemeines Modell erstellt werden soll. In Tests wurde eine durchschnittliche Abklingzeit von  $\tau = 0,343 \text{ s}$  ermittelt.

Weiterhin kann das Dämpfungsverhalten des Bettgestells auch als Masse-Feder-Dämpfer System, wie in Abbildung 4.2.4 dargestellt, modelliert werden. Hierzu wird an jedem Sensoraufnahmepunkt ein Feder-Dämpfer Element vorgesehen, die Liegefläche stellt die Gesamtmasse  $m_{\Sigma bed} = 4 \cdot m_{bed}$  dar, welche in vier gleich große Teilmassen  $m_{bed}$  (in der Abbildung durch die beiden Linien angedeutet) unterteilt ist.

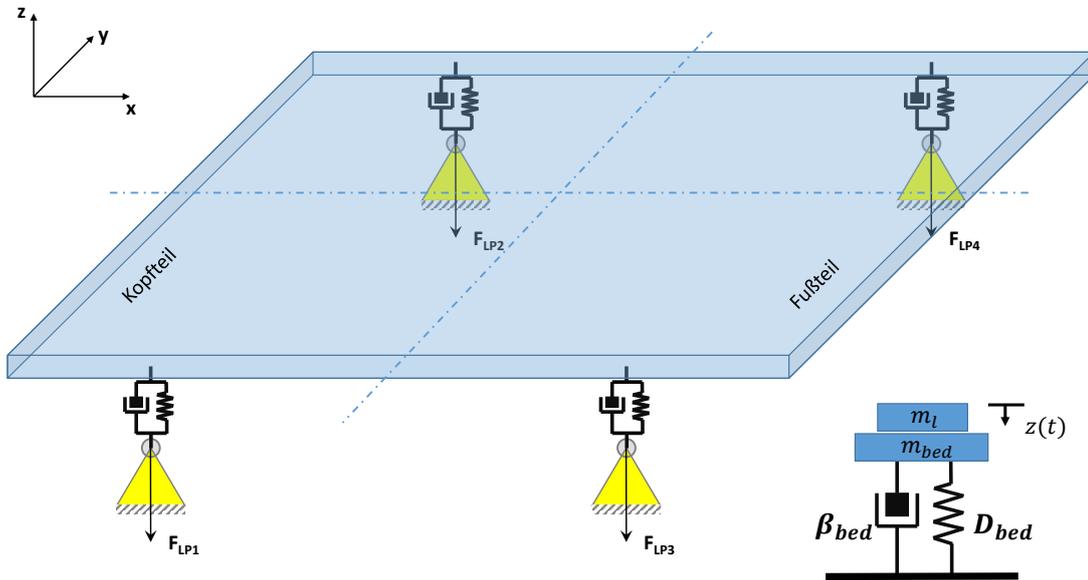


Abbildung 4.2.4: Modell des Bettgestells

Das eindimensionale Masse-Feder-Dämpfer Modell für einen Sensoraufnahmepunkt ist in Abbildung 4.2.4 rechts unten mit einer Testmasse  $m_l$  dargestellt.

Um ein simulierbares Modell abzuleiten werden zunächst die Parameter für  $\beta_{bed}$  und  $D_{bed}$  bestimmt. Die Eigenschaften für die Feder können aus den Ergebnissen der Belastungstests mit  $m_{ges} = m_l + m_{bed}$  wie folgt bestimmt werden:

$$D_{bed} = \omega_1^2 \cdot m_{ges} \quad (4.2.10)$$

Weiterhin wird das Lehrsche Dämpfungsmaß ermittelt:

$$D_{Lehr} = \frac{1}{2\pi} \cdot \ln \left[ \frac{a_2 - \frac{m_{ges}g}{D_{bed}}}{a_1 - \frac{m_{ges}g}{D_{bed}}} \right] \quad (4.2.11)$$

Abschließend lässt sich  $\beta_{bed}$  für den Dämpferanteil wie folgt berechnen:

$$\beta_{bed} = 2 \cdot D_{Lehr} \cdot \sqrt{m_{ges} \cdot D_{bed}} \quad (4.2.12)$$

Es ergeben sich die in Tabelle 4.8 dargestellten Parameter für die vier Sensoren. Da die Werte für  $\omega_1$  in der Versuchsreihe identisch waren, resultiert für alle Sensoren ein identischer Wert für  $D_{bed}$ .

	$D_{bed}$	$\beta_{bed}$
Sensor 1	459897 $\frac{kg}{s^2}$	786 $\frac{kg}{s}$
Sensor 2	459897 $\frac{kg}{s^2}$	920 $\frac{kg}{s}$
Sensor 3	459897 $\frac{kg}{s^2}$	605 $\frac{kg}{s}$
Sensor 4	459897 $\frac{kg}{s^2}$	509 $\frac{kg}{s}$

 Tabelle 4.8: Experimentell ermittelte Parameter für  $\beta_{bed}$  und  $D_{bed}$  des Bettgestells, Last 30kg

Die ermittelten Parameter können in Simulationsexperimenten eingesetzt werden, aktuell werden für alle Aufnahmepunkte die gleichen Parameter vorgesehen. Auch ist es möglich, Parameter aus anderen Versuchsreihen zu ermitteln, daher sind die vorgestellten Parameter als beispielhaft anzusehen.

Um die berechneten Sensorparameter im Modell sinnvoll einsetzen zu können wird der Weg, den das System bei Belastung zurücklegt, bestimmt:

$$z(t) = e^{-D_{Lehr} \cdot \omega_1 \cdot t} \cdot [C_1 \cdot (\cos(\omega_D \cdot t) + i \cdot \sin(\omega_D \cdot t)) + C_2 \cdot (\cos(\omega_D \cdot t) - i \cdot \sin(\omega_D \cdot t))] + \frac{m_{ges} \cdot g}{D_{bed}} \quad (4.2.13)$$

Bei der Berechnung wird  $C = C_1 = C_2$  angenommen, da aus den Experimenten zur Bestimmung des Schwingverhaltens rein reelle Ergebnisse vorliegen. Daraus ergibt sich:

$$z(t) = e^{-D_{Lehr} \cdot \omega_1 \cdot t} \cdot (2 \cdot C \cdot \cos(\omega_D \cdot t)) + \frac{m_{ges} \cdot g}{D_{bed}} \quad (4.2.14)$$

Mit der Anfangsbedingung  $z(0) = 0$  ergibt sich:

$$\begin{aligned} z(0) &= 2 \cdot C + \frac{m_{ges} \cdot g}{D_{bed}} = 0 \\ &\iff \\ C &= -\frac{m_{ges} \cdot g}{2 \cdot D_{bed}} \end{aligned} \quad (4.2.15)$$

Somit kann  $z(t)$  mit  $\omega_D = \omega_1 \sqrt{1 - D_{Lehr}^2}$  und  $D_{Lehr} = \frac{\beta_{bed}}{2\sqrt{m_{ges} \cdot D_{bed}}}$  wie folgt bestimmt werden:

$$z(t) = \left( -\frac{m_{ges} \cdot g}{D_{bed}} \cdot \cos(\omega_D \cdot t) \right) \cdot e^{-D_{Lehr} \cdot \omega_1 \cdot t} + \frac{m_{ges} \cdot g}{D_{bed}} \quad (4.2.16)$$

Weiterhin sind für Simulationsaufgaben die Geschwindigkeit und die Beschleunigung des Systems interessant, diese lassen sich durch ein- bzw. zweimaliges Differenzieren bestimmen:

$$z'(t) = v_z(t) = \frac{m_{ges} \cdot g}{D_{bed}} \cdot [\omega_D \cdot \sin(\omega_D \cdot t) + D_{Lehr} \cdot \omega_1 \cdot \cos(\omega_D \cdot t)] \cdot e^{-D_{Lehr} \cdot \omega_1 \cdot t} \quad (4.2.17)$$

$$z''(t) = a_z(t) = \frac{m_{ges} \cdot g}{D_{bed}} \cdot [(\omega_D^2 - D_{Lehr}^2 \cdot \omega_1^2) \cdot \cos(\omega_D \cdot t) - 2 \cdot D_{Lehr} \cdot \omega_1 \cdot \omega_D \cdot \sin(\omega_D \cdot t)] \cdot e^{-D_{Lehr} \cdot \omega_1 \cdot t} \quad (4.2.18)$$

Nachfolgend sind die Ergebnisse der Berechnung für den Weg  $z(t)$  sowie die Geschwindigkeit

$v_z(t)$  und die Beschleunigung  $a_z(t)$  unter Verwendung der ermittelten Parameter dargestellt.

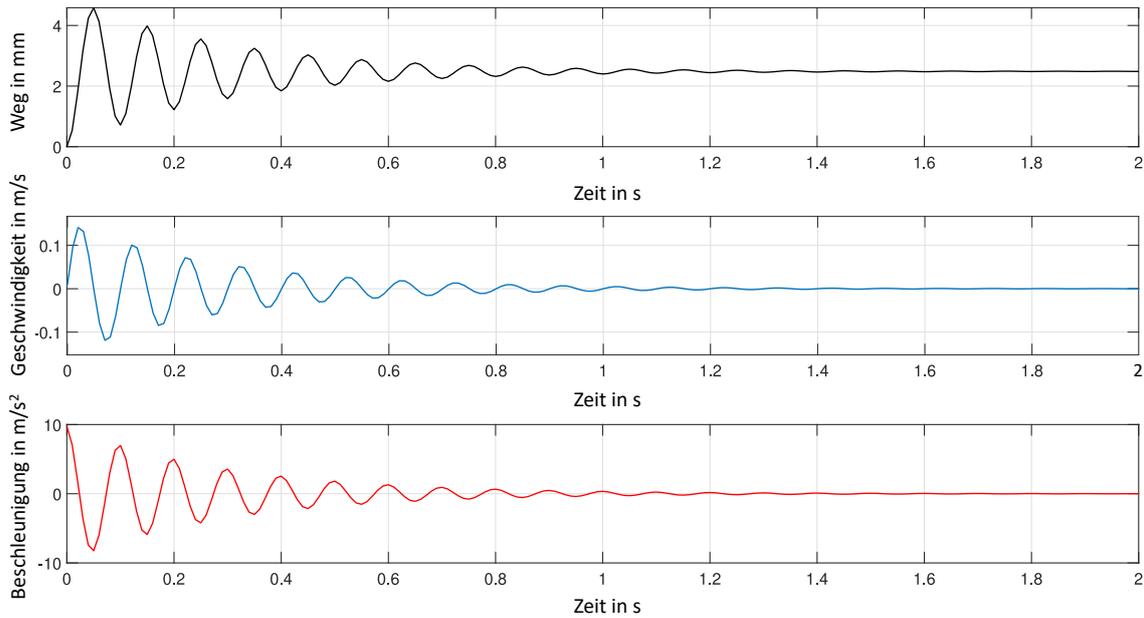


Abbildung 4.2.5: Bewegung des Bettgestells (oben), die Geschwindigkeit der Bewegung (mitte) sowie die Beschleunigung (unten) bei Belastung mit 30kg

Die resultierenden Kräfte bei einem Lastwechsel werden entsprechend Abschnitt 4.2.2 jeweils für die vier Sensoraufnahmepunkte und die korrelierende Beschleunigung  $a_z(t)$  bestimmt, um das Schwingverhalten der Liegefläche berücksichtigen zu können. Abschließend kann die anteilige Kraft pro Sensor berechnet werden.

### Dämpfungsverhalten der Matratze

Ein weiteres Element das in dem Modellteil „Möbel“ berücksichtigt werden kann, ist die Matratze und deren dämpfender Einfluss. Dieses Element lässt sich primär als eigenständiges Modell aufbauen, wobei hier Ansätze mit unterschiedlicher Komplexität betrachtet werden können, um das elastische und dämpfende Verhalten der Matratze zu beschreiben. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde die Matratze initial als Filterelement mit Tiefpass-Charakteristik betrachtet und kann über verschiedene Filtertypen (Butterworth, Tschebyscheff, etc.) mit der jeweils geforderten Filterordnungen und Grenzfrequenzen im Modell integriert werden.

## 4.3 Modellteil Sensor

Nachdem die Modellteile „Mensch“ und „Möbel“ vorgestellt wurden, wird nachfolgend beschrieben, wie ein mögliches Sensormodell (siehe in Abbildung 4.0.1) am Beispiel der Bosch iBolt Sensoren aufgebaut werden kann, um es in das Gesamtmodell zu integrieren. Hierzu werden zunächst die Basisdaten des iBolt Sensors betrachtet, die allgemein in Datenblättern etc. zur Verfügung stehen. Anschließend werden die speziellen Charakteristika dieses Sensortyps, die anhand von Versuchen u.a. an einem Zugmessstand ermittelt wurden, in Relation zu den Basisdaten gesetzt und modellhaft beschrieben. Abschließend wird das resultierende Sensormodell präsentiert.

### 4.3.1 Basisdaten des Sensors

Die Basisdaten der iBolt-Sensoren lassen sich aus den entsprechenden Datenblättern und Dokumentationen entnehmen [Kas06, Bos13a]. Bei den iBolt Sensoren handelt es sich um eine Kraftmesszelle mit einer linearen Charakteristik im Hinblick auf das Verhältnis Ausgangsspannung zu anliegender Kraft. Das lineare Verhältnis der anliegenden Kraft zu Ausgangsspannung ist in Abbildung 4.3.1 links dargestellt.

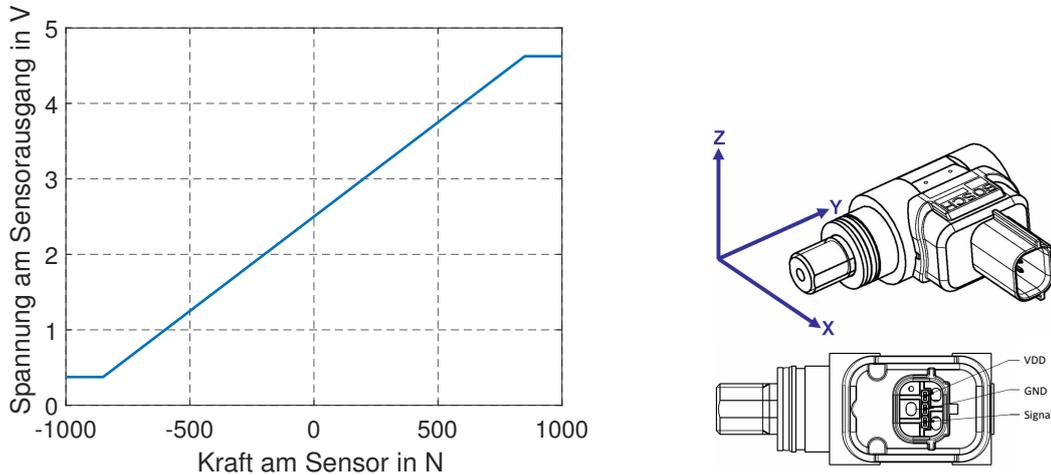


Abbildung 4.3.1: Links: Kraft-Spannungskennlinie des iBolt Sensors (ideal), rechts: Skizze des iBolt Sensors mit Bezugssystem (oben) und den Anschlüssen (unten) aus [Bos13a]

Die entsprechende mathematischen Beschreibung [Bos13a] des Sensors in Formel 4.3.1 ermöglicht so, die anliegende Kraft  $F_{LPx}$  in eine proportionale Ausgangsspannung  $V_{out}(F_{LPx})$  umzurechnen:

$$V_{out}(F_{LPx}) = (s \cdot F_{LPx} + V_{out,0}) \cdot \frac{V_{DD}}{5.0V} \quad (4.3.1)$$

$$-850N \leq F_{LPx} \leq 850N \quad (4.3.2)$$

$$\text{Sättigung} : |F_{LPx}| > 850N$$

$$V_{out,0} = 2,5V, s = 2,5 \frac{mV}{N}, V_{DD} = 5.0V \quad (4.3.3)$$

Der resultierende Sensorspannungswert eines iBolt-Sensors liegt zwischen 0,2V und 4,8V, der zugehörige Messbereich bzw. die Eingangskraftwerte liegen zwischen  $\pm 850N$ . Ein großer Vorteil des Sensors liegt darin begründet, dass der Sensor bei Überschreitung des Messbereichs nicht zerstört wird, sondern bedingt durch die Sensorkonstruktion eine maximale Kraft von  $\pm 850N$  resultiert.

Die mathematische Beschreibung sieht kein Sensorrauschen oder andere Abweichungen vor, dadurch lässt sich zunächst nur der ideale Sensor vollständig aus den Formeln 4.3.1 bis 4.3.3 modellieren.

### 4.3.2 Einschwingverhalten

Eigene Untersuchungen im Vorfeld haben gezeigt, dass in Versuchen mit iBolt Sensoren im nicht eingebauten Zustand, welche direkt be- bzw. entlastet werden, im Falle eines Lastwechsels kein

Schwingverhalten auftritt. Lediglich eine geringfügige Abweichung eines linearen Verhaltens ist bei manuell belasteten Sensoren im Signalverlauf zu erkennen. Dies ist jedoch durch die manuellen Lastwechsel bedingt und tritt dadurch auf, dass die Person, die den Versuch durchführt, keine Möglichkeit einer linearen Be- oder Entlastung hat. Im Versuch mit dem Instron Zugmessaufbau waren diese Effekte nicht zu erkennen. Daher kann an dieser Stelle davon ausgegangen werden, dass sich der Sensor, wie auch in den Datenblättern [Kas06, Bos13a] beschrieben wird, linear verhält und die resultierenden Lastverläufe aus den linear oder annähernd linear verlaufenden Be- und Entlastungsvorgängen stammen. Entsprechend wird dieser Bereich in dem Sensormodell nicht weiter abgebildet, da dies bereits durch die initiale Modellierung in Abschnitt 4.3.1 berücksichtigt wurde. Der Punkt des Einschwingverhalten ist an dieser Stelle aus Gründen der Vollständigkeit aufgeführt.

### 4.3.3 Messgenauigkeit

In Voruntersuchungen [Kit17a] konnte anhand der Be- und Entlastungstest auf dem Instron Zugprüfstand festgestellt werden, dass die Messgenauigkeit der iBolt Sensoren entsprechend der Angaben im Datenblatt abweicht. Um diese Abweichung zu modellieren kann der im Datenblatt [Bos13a] angegebene Zusammenhang laut Formel 4.3.4 verwendet werden. Hierbei ist  $F_{corr}$  die Offset-korrigierte Kraft, gemessen durch den Sensor und entsprechend  $\Delta F_{corr}$  die Abweichung von  $F_{corr}$  von der aufgebrachten Kraft  $F_{LPx}$  mit dem Zusammenhang  $\Delta F_{corr} = F_{corr}(F_{LPx}) - F_{LPx}$ . Das Attribut *life* bedeutet hierbei, dass die Sensoren nicht als fabrikneu sondern als gebraucht betrachtet werden.

$$|\Delta F_{corr,life}| \leq c_{2,life} \cdot F_{LPx}^2 + c_{1,life} \cdot |F_{LPx}| + c_{0,life} + c_T \cdot |T - 25^\circ C| \quad (4.3.4)$$

Die notwendigen Parameter werden ebenfalls aus dem Datenblatt [Bos13a] entnommen, da diese in eigenen Untersuchung bestätigt werden konnten ( $c_{2,life} = 3,7 \cdot 10^{-5} \frac{1}{N}$ ,  $c_{1,life} = 0,008$ ,  $c_{0,life} = 7,5N$  und  $c_T = 0,15 \frac{N}{^\circ C}$ ).

Je nach Sensor und geforderter Messgenauigkeit bzw. Abweichung wird der Messfehler wie folgt angewendet:

$$F_{LPx} = F_{LPx,init} \pm c_{meas} \cdot |\Delta F_{corr,life}| \quad (4.3.5)$$

Entsprechend der Anwendung wird der Messfehler addiert oder subtrahiert und mit einem Faktor  $0 \leq c_{meas} \leq 1$  gewichtet. Da sich im Rahmen von Tests [Kit17a] geringere Messwerte eingestellt haben wird aktuell der Messfehler subtrahiert und mit einem Faktor von 0,8 gewichtet.

### 4.3.4 Sensorrauschen

Um das Sensormodell möglichst gut an das Verhalten realer Sensoren anzupassen wird nach Betrachtung der Analyse des Sensorrauschen, bei dem eine Normalverteilung der Amplituden des Rauschsignals gefunden wurde, das Rauschen als Störanteil in Form eines additiven gaussverteilten Rauschsignals modelliert:

$$V_{out,noise}(F_{LPx}) = V_{out}(F_{LPx}) + V_{noise} \quad (4.3.6)$$

mit

$$V_{noise} = \sigma_{noise} \cdot r_N \quad (4.3.7)$$

Die Zufallszahl  $r_N$ , deren Auftretswahrscheinlichkeit normal-verteilt ist, nimmt hierbei einen Wertebereich von  $-1 \leq r_k \leq 1$  an. Die Erzeugung der Zufallszahl  $r_N$  des Störanteils  $V_{noise}$  erfolgt mittels Zufallsgenerator, hierfür wird ein Ansatz von Matsumoto und Nishimura mit dem Namen Mersenne Twister (MT)[Mat98] eingesetzt.

Als Beispiel sind in Abbildung 4.3.2 für einen realen Sensor die Werte der simulierten Wahrscheinlichkeitsverteilung dargestellt.

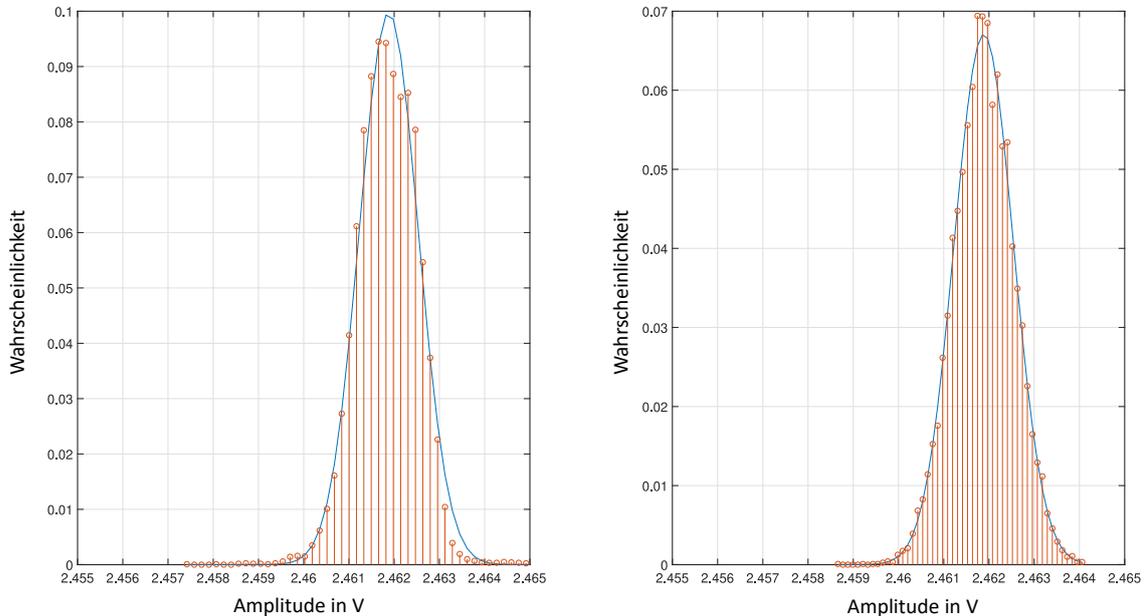


Abbildung 4.3.2: Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung (blau) und Wahrscheinlichkeiten für die einzelnen Intervalle (rot) (reale Daten, iBolt Sensor aus Betaaufbau (links), simulierte Daten mit  $\mu_{noise} = 2,4619V$ ,  $\sigma_{noise} = 652,05 \cdot 10^{-6}V$  (rechts)

Das Rauschsignal wurde wie folgt erzeugt:

$$V_{noise} = \mu_{noise} + \sigma_{noise} \cdot r_N \quad (4.3.8)$$

Aus einem Vergleich der beiden Wahrscheinlichkeitsdichteverteilungen in Abbildung 4.3.2 wird deutlich, dass mittels der beschriebenen Vorgehensweise eine Simulation des additiven Rauschanteils möglich ist.

### 4.3.5 Hysterese

Bei der Untersuchung der iBolt Sensoren [Kit17a] wurde mittels Zugmessversuchen das in den iBolt Datenblättern bereits beschriebene Hysterese-Verhalten der Sensoren nachgewiesen. Die resultierenden Messwerte korrelieren mit den Angaben im Datenblatt, somit sollte das Hystereseverhalten bei der Modellbildung betrachtet werden, um eine möglichst realistische Abbildung des Sensors zu ermöglichen. Einleitend sind in Abbildung 4.3.3 die für die Berechnung der Hysteresewerte zugrunde gelegten Messdaten aus dem Instron Zugmess-Versuch für einen Sensor dargestellt. Um die Hysterese bestimmen zu können, wurden die Abweichungen zwischen dem berechneten erwarteten Spannungswert und dem realen gemessenen Spannungswert entsprechend wirkender Kraft ermittelt.

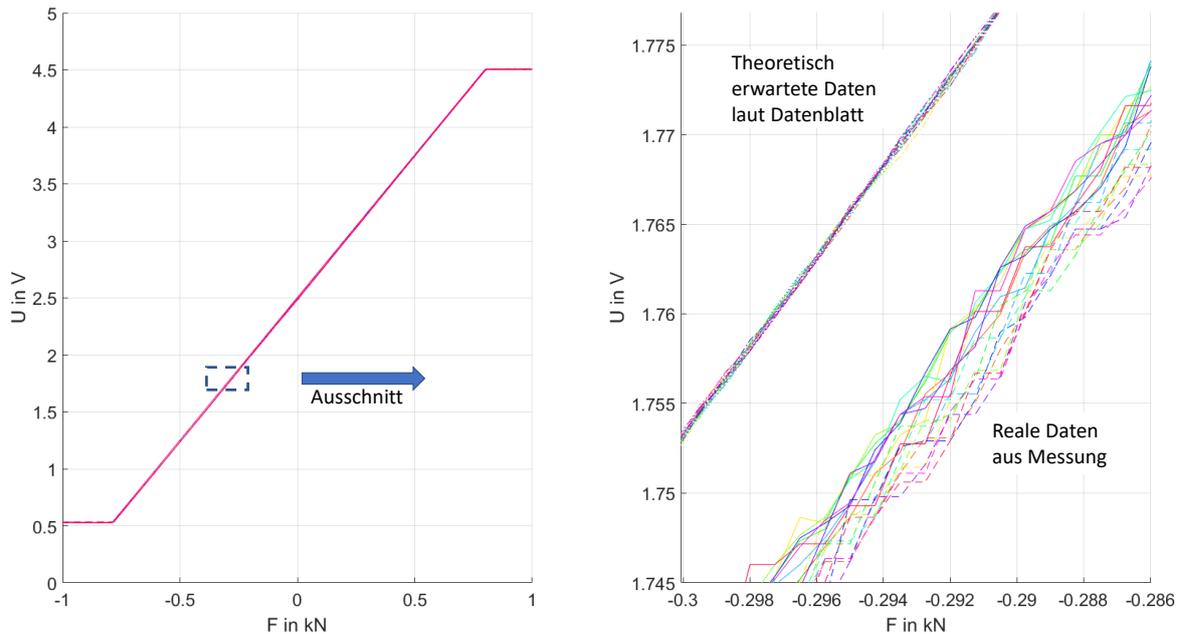


Abbildung 4.3.3: Betrachtung der Hysterese eines iBolt Sensors (Fußteil, links): Übersicht über alle Messfahrten mit dem Instron Zugmessgerät sowie über die theoretisch ermittelten Ergebnisse. Links: Gesamtdarstellung, Rechts: Ausschnitt zur Visualisierung der Abweichungen

In Abbildung 4.3.3 sind die Übersichten über alle Messfahrten mit dem Instron Zugmessgerät in Form von realen iBolt Messwerten sowie von theoretisch ermittelten Ergebnissen als erwarteten Messwert dargestellt (In Abbildung 4.3.3 Links als Gesamtdarstellung und Rechts als Ausschnitt zur Visualisierung der Abweichungen).

Für die Modellbildung des Sensors soll an dieser Stelle noch einmal dargestellt und durch die visuelle Analyse gestützt werden, dass die Steigung der Kraft-Spannungskennlinie gleich bleibt. Es tritt lediglich eine lineare Verschiebung in Form der Hysterese auf. Weiterhin ändern sich je nach Sensor die Bereiche für die Sensorsättigung. Dies ist in Abbildung 4.3.3 gut zu erkennen und konnte auch bei den übrigen untersuchten Sensoren gefunden werden.

In den Untersuchungen in Kapitel 3 wurde weiterhin festgestellt, dass die Hysterese nicht vollständig linear verläuft und eine geringe Streuung aufweist.

Um diese Punkte nun in einem Modell zur Abbildung eines „realen“ iBolt Sensors beschreiben zu können, wird die nachfolgende mathematische Beschreibung gewählt:

$$V_{out,hyst}(F_{LPx}) = V_{out}(F_{LPx}) + V_{hyst,off} + V_{hyst,r} \quad (4.3.9)$$

Die beiden Hystereseanteile werden in einen linearen Zusammenhang, zu der aus der anliegenden Kraft berechneten Ausgangsspannung gebracht. Die Werte für  $V_{hyst,off}$  und  $V_{hyst,r}$  werden entsprechend der in den Untersuchungen bestimmten Mittelwerten und Standardabweichungen für die einzelnen Sensoren und deren Montagerichtung eingesetzt.

$$V_{hyst,off} = \mu_{hyst} \quad (4.3.10)$$

$$V_{hyst,r} = \sigma_{noise} \cdot r_k$$

Um die Streuung in ähnlicher Weise wie bei dem Rauschsignal in den Grenzen der Standardabweichung zu variieren, wird eine Zufallszahl  $-1 \leq r_k \leq 1$  zur Gewichtung der Standardabweichung

verwendet. Diese wird ebenfalls nach dem Mersenne Twister Verfahren bestimmt. Die veränderte Sensorsättigung wird mittels entsprechender Sättigungswerte  $limit_{min,max}$ , die ebenfalls aus den Versuchsreihen bestimmt wurden, realisiert:

$$limit_{min} \leq V_{out,hyst}(F_{LPx}) \leq limit_{max} \quad (4.3.11)$$

$$Sättigung : |V_{out,hyst}(F_{LPx})| > limit_{min,max}$$

Dadurch werden die Ausgangswerte auf die notwendigen neuen Sättigungswerte begrenzt.

Um aus den ermittelten Abweichungen der Kräfte, die als Mittelwert und Standardabweichung vorliegen, entsprechend korrespondierende Spannungswerte zu erstellen wird, basierend auf 4.3.1, folgender Zusammenhang aus [Bos13a] zur Umrechnung der anliegenden Kraft in einen entsprechenden Spannungswerte verwendet:

$$V_{out}(F_{LPx}) = \underbrace{\left( s \cdot F_{LPx} \right)}_I + \underbrace{V_{out,0}}_{II} \cdot \underbrace{\frac{V_{DD}}{5.0V}}_{III} \quad (4.3.12)$$

Nachfolgend sollen kurz die einzelnen Elemente I, II, III aus Formel 4.3.12 betrachtet werden. Teil III berücksichtigt den Einfluss der Versorgungsspannung  $V_{DD}$  des Sensors auf die Ausgangsspannung, II dient der Nullpunktverschiebung anhand der Addition von  $V_{out,0} = 2,5V$  und durch I wird durch Multiplikation der Kraft mit  $s = 2,5 \frac{mV}{N}$  die eigentliche Umrechnung der anliegenden Kraft in einen Spannungswert realisiert. Um nun aus den Abweichungen der Kräfte, die als Mittelwert und Standardabweichung vorliegen, Spannungswerte zu berechnen wird nur I aus Formel 4.3.12 betrachtet:

$$V_{out}(F_{hyst}) = s \cdot (F_{hyst}), F_{hyst} \in \{\mu_{hyst}, \sigma_{noise}\} \quad (4.3.13)$$

Somit können die Kraftwerte aus Tests [Kit17a] in entsprechende Spannungswerte umgerechnet und für Simulationen eingesetzt werden. Die Ergebnisse der Berechnung sind in Tabelle 4.9 dargestellt.

	$\Delta F_{\mu}$	$\Delta F_{\sigma}$	$\Delta V_{\mu}$	$\Delta V_{\sigma}$
Sensor 1	5,0039 N	733,6555·10 <sup>-3</sup> N	12,5098·10 <sup>-3</sup> V	1,8341·10 <sup>-3</sup> V
Sensor 1 rev	4,2947 N	111,4553·10 <sup>-3</sup> N	10,7367·10 <sup>-3</sup> V	278,6381·10 <sup>-6</sup> V
Sensor 2	6,0086 N	23,2176·10 <sup>-3</sup> N	15,0216·10 <sup>-3</sup> V	58,0440·10 <sup>-6</sup> V
Sensor 2 rev	2,8829 N	273,9307·10 <sup>-3</sup> N	7,2071·10 <sup>-3</sup> V	684,8268·10 <sup>-6</sup> V
Sensor 3	4,8923 N	69,6450·10 <sup>-3</sup> N	12,2307·10 <sup>-3</sup> V	174,1125·10 <sup>-6</sup> V
Sensor 3 rev	2,8435 N	106,7888·10 <sup>-3</sup> N	7,1087·10 <sup>-3</sup> V	266,9719·10 <sup>-6</sup> V
Sensor 4	5,3651 N	264,6879·10 <sup>-3</sup> N	13,4127·10 <sup>-3</sup> V	661,7197·10 <sup>-6</sup> V
Sensor 4 rev	3,0142 N	4,6364·10 <sup>-3</sup> N	7,5354·10 <sup>-3</sup> V	11,5909·10 <sup>-6</sup> V

Tabelle 4.9: Hysteresemodell: Spannungswerte für die Simulation für beide Lastrichtungen der Sensoren

Abschließend wird in Abbildung 4.3.4 das Ergebnis der Simulation für vier iBolt Sensoren dargestellt. Die Berechnung erfolgte mit  $V_{\mu,hyst} = -12.2307 mV$ ,  $V_{\sigma,hyst} = 174.1125 \mu V$ ,  $limit_{min} =$

0,5 V und  $limit_{max} = 4,5 V$  nach oben dargestellter Betrachtung.

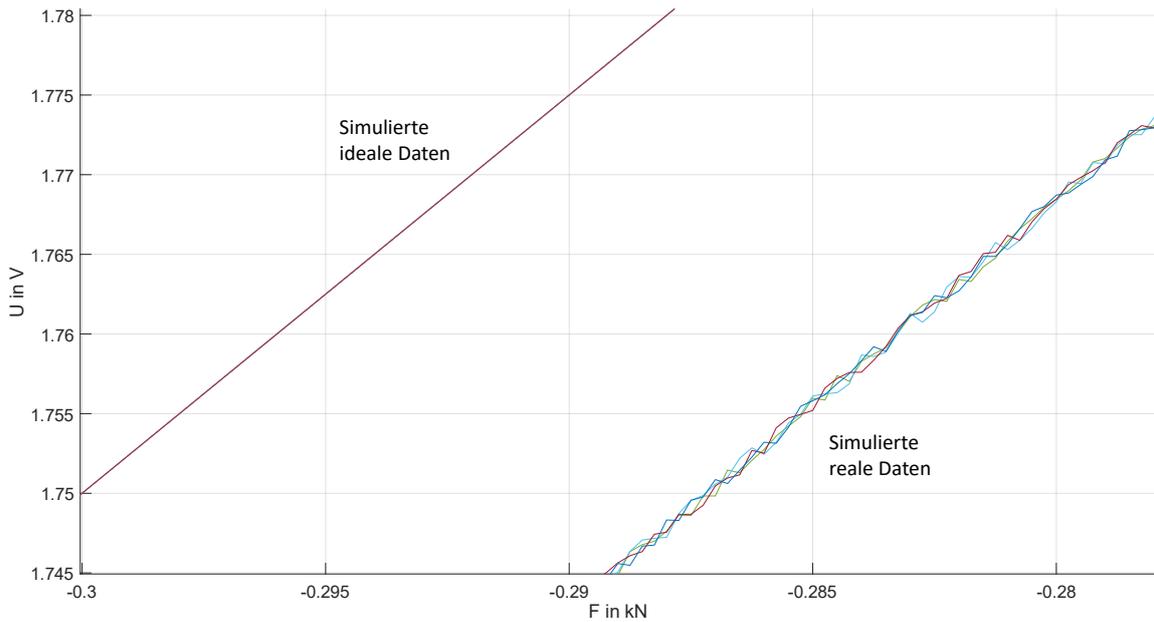


Abbildung 4.3.4: Betrachtung der simulierten Hysterese eines iBolt Sensors: Übersicht über einen Belastungsverlauf für vier ideale und vier reale simulierte Sensoren. Ausschnitt zur Visualisierung der Abweichungen

Abbildung 4.3.4 zeigt einen Ausschnitt eines Belastungsverlaufs für vier ideale und vier reale simulierte Sensoren. Es wurde der vollständige Lastbereich von  $-1kN \leq F_{LPx} \leq 1kN$  simuliert, in der Abbildung wurde ein Ausschnitt zur Visualisierung der Abweichungen zwischen idealen und realen Daten dargestellt. Bei der Simulation der idealen Sensordaten resultieren, wie zu erwarten war, für alle vier Sensoren die selben Werte. Wird nun Abbildung 4.3.4 analysiert, kann festgestellt werden, dass im Vergleich zu den realen Sensordaten aus Abbildung 4.3.3 ein vergleichbares Ergebnis resultiert.

#### 4.3.6 Modell des AD Umsetzers

Zusätzlich zu dem eigentlichen Modell des Sensors kann es sinnvoll sein, auch den Analog-Digital-Umsetzer zu modellieren, um Effekte die durch den AD Umsetzer im Signal auftreten in Simulationsexperimenten untersuchen zu können. So lässt sich z.B. neben der notwendigen Anzahl an Quantisierungsintervallen auch untersuchen, welche Quantisierungskennlinie (linear, adaptiv, nicht-linear) ggf. sinnvoll eingesetzt werden kann. Das Modell soll nachfolgend für das Eingangsmodul NI9205 (vgl. Abbildung 3.1.2) der Firma National Instruments erstellt werden, bei dem es sich laut Datenblatt [Nat15] um einen 16-Bit-AD Umsetzer mit linearer Kennlinie handelt. Somit lässt sich das eingesetzte AD Umsetzer Modul mathematisch als lineares System beschreiben. Die Abtastfrequenz wird im Rahmen der Berechnung der Simulationenaufgabe fest vorgegeben und bestimmt die Anzahl der resultierenden Abtastwerte. Die Quantisierung erfolgt analog zu den verwendeten AD Modulen linear [Fel12]. Die Signalamplitude des abgetasteten Signals  $x(n)$  wird mittels einer, je nach Art der Quantisierung, definierten Kennlinie  $z = g(y)$  auf einen Ausgangswert  $x_q(n)$  abgebildet:

$$x_q(n) = g \{x(n)\} \tag{4.3.14}$$

Der Wertebereich der Sensoramplituden wird dazu zur Quantisierung als Wertebereich  $-A_{max}$  bis  $+A_{max}$  betrachtet und in eine festgelegte Anzahl von  $2^k$  gleich breite Bereiche je nach verwendetem Modul unterteilt. Alle Amplitudenwerte in einem der  $2^k$  Bereiche werden mit  $k$  Bits codiert. Die Breite  $\Delta x$  für ein Quantisierungsintervall ist dabei wie folgt definiert:

$$\Delta x = \frac{2 \cdot A_{max}}{2^k} = \frac{A_{max}}{2^{k-1}} \tag{4.3.15}$$

Der Amplitudenbereich wird hierbei als symmetrisch angenommen. Die Quantisierungskennlinie aus Formel 4.3.14 lässt sich wie folgt beschreiben:

$$x_q(n) = \text{sign}(x(n)) \cdot \left[ \text{int} \left( \frac{|x(n)|}{\Delta x} \right) + 0,5 \right] \cdot \Delta x \tag{4.3.16}$$

Bei der Quantisierung tritt, bedingt durch die mehrdeutige Abbildung von  $x(n)$  auf  $x_q(n)$ , ein Fehler im Intervall  $-\frac{\Delta x}{2} \leq e(n) \leq \frac{\Delta x}{2}$  auf:

$$e(n) = x_q(n) - x(n) \tag{4.3.17}$$

Dieser Fehler kann entsprechend bei den im Labormuster eingesetzten Modulen auftreten und lässt sich durch eine geeignete Betrachtung zur Quantisierung ebenfalls im Modell berücksichtigen. Das Modell lässt sich durch Modifikation der Quantisierungsvorschrift  $x_q(n)$  entsprechend anpassen.

### 4.4 Zusammenfassung des Gesamtmodells

Nach der Vorstellung und Diskussion der einzelnen Modellteile in den vorherigen Abschnitten soll abschließend ein Gesamtüberblick über das entwickelte Modell gegeben werden. In Abbildung 4.4.1 ist das Modell in Form eines Blockschaltbildes dargestellt.

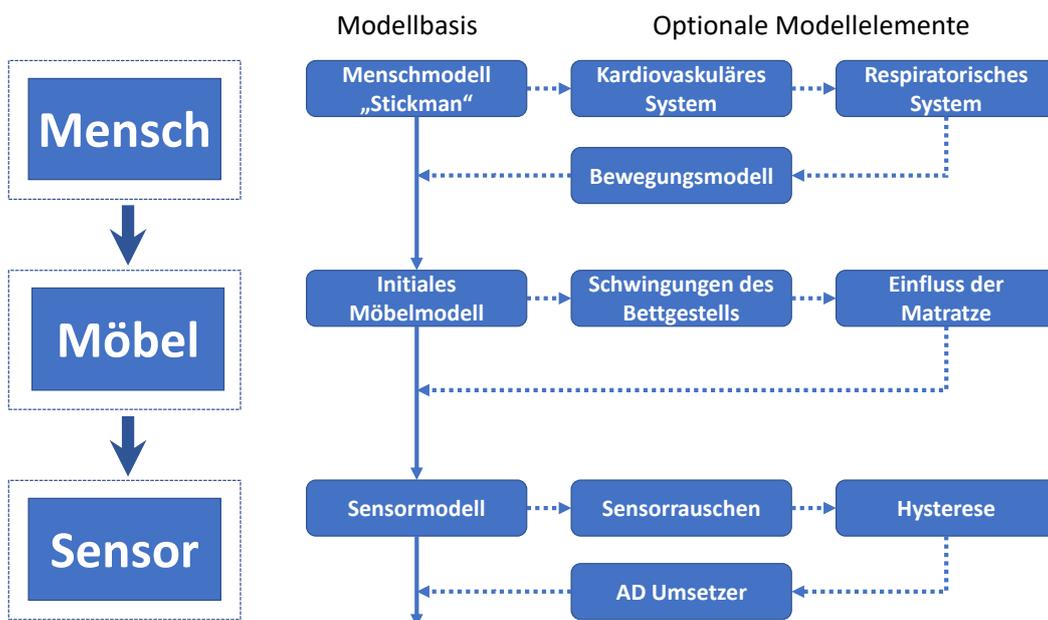


Abbildung 4.4.1: Gesamtübersicht Modell

Die drei Hauptelemente des Modells „Mensch“, „Möbel“ und „Sensor“ als Gesamtmodell werden in die für das Modell notwendige „Modellbasis“ und die „optionalen Modellelemente“ unterteilt.

Die Modellbasis stellt in dem Modell die Grundelemente zur Verfügung, um einen Menschen als Stickman zu modellieren und mittels des Menschmodells die Verteilung der Massen bzw. der wirkenden Kräfte in die sensitive z-Richtung des Modellkoordinatensystems auf die vier Sensoraufnahmepunkte zu ermitteln. Anhand des Sensormodells kann anschließend die resultierende Sensorausgangsspannung für jeden Sensor berechnet werden.

Werden die optionalen Modellelemente im Rahmen der Simulation hinzugefügt, kann das Menschmodell um die respiratorische und kardiovaskuläre Komponente im Hinblick auf die durch Atmung und Herzaktivität evozierten Massenverschiebungen sowie um lineare Bewegungsmuster, die einem Bewegungsablauf über eine vorgegebene Simulationszeit ermöglichen, erweitert werden.

Das Modell des Möbels kann um die dynamischen Anteile des Bettgestells ergänzt werden und der Sensor kann, entsprechend der Vorgabe in der Simulation, um Rauschanteile, Messungenauigkeit, Hysterese und den AD Umsetzer ergänzt werden.

Durch den modularen Aufbau können so, je nach Simulationsaufgabe, einzelne Elemente verändert oder aktiviert/deaktiviert werden, um die entsprechenden Einflüsse auf das Sensorsignal zu ermitteln.

Wie bei der Beschreibung der einzelnen Modellteile dargestellt wurde, besteht gerade im Bereich der Bewegungsmodellierung des Menschen noch Optimierungspotential. Diese Punkte werden im nachfolgenden Kapitel aufgegriffen und es wird, bevor die Evaluierung des Gesamtmodell in Kapitel 6 dargestellt wird, in Kapitel 5 auf Optimierungsmöglichkeiten eingegangen.

## Kapitel 5

# Erweiterung und Optimierung im Bereich Modellbildung und Biosignalverarbeitung

Das Basissystem des funktionalisierten Pflegebetts wurde in Kapitel 3 dargestellt, in Kapitel 4 folgte die Vorstellung eines aus dem realen System abgeleiteten Modells. Dieses Modell wird als Basis für weitere Entwicklungen betrachtet, die nachfolgend diskutiert werden. Hierbei wird auf Möglichkeiten zur Optimierung und Erweiterung des Modells sowie auf die Nutzung von Verfahren im Bereich der Biosignalverarbeitung eingegangen. Der Fokus liegt auf Optimierungen im Bereich von Bewegungsabläufen des Menschen.

### 5.1 Mustererkennungsbasierte Bewegungsanalyse

Neben der Entwicklung grundlegender Algorithmen zur Ableitung verschiedener Parameter des Menschen (siehe Kapitel 3) ist es weiterhin von großem Interesse, so genannte höherwertige Parameter des Menschen abzuleiten. Diese ermöglichen z.B. eine Risikoprädiktion von Dekubitusdruckgeschwüren [Geh06] oder der Sturzgefahr [Yu12] durch z.B. Ableitung der Bewegungshäufigkeit und Bewegungsart.

Um diese höherwertigen Parameter auch für Personen in dem funktionalisierten Pflegebett verfügbar zu machen und um einen Einblick in menschliche Bewegungsabläufe und deren Wirkungsweise auf die iBolt Sensorik zu erlangen, wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit ein Hidden Markov Modell (HMM) basiertes Mustererkennungssystem entwickelt, welches zusätzlich im Bereich der Modellbildung zur Evaluation eingesetzt werden kann [Kit15a, Kit16a].

Die Verwendung von HMMs basiert auf nachfolgender Betrachtung. Ein Signal wird im Bereich der Mustererkennung häufig als das Produkt statistisch agierender Quellen betrachtet [Fin03]. Dabei ist das Ziel, die statistischen Eigenschaften dieser angenommenen Signalquellen möglichst genau zu modellieren. Als Basis zur Modellbildung stehen dabei lediglich vorliegende Beispieldaten, z.B. Sensordaten des funktionalisierten Pflegebetts oder Daten eines Bewegungsanalyse-Systems zur Verfügung, sowie eingeschränkte Annahmen über die Freiheitsgrade des Modells. Nun soll aber das zu bestimmende Modell nicht nur die Generierung gewisser Daten möglichst exakt reproduzieren, sondern auch Ansätze zur Segmentierung der Signale in bedeutungstragende Einheiten liefern können [Fin03]. HMMs sind dabei in der Lage, beide oben genannten Aspekte zu erfüllen. Ein HMM ist also eine statistische Beschreibung für Beobachtungssequenzen. Es beschreibt sowohl die Länge der Sequenzen als auch die einzelnen Beobachtungen durch Wahrscheinlichkeiten [Fin03].

Ein HMM wird im Allgemeinen als zwei gekoppelte Zufallsprozesse verstanden [Pfi08]. Dabei ist der erste Zufallsprozess ein Markovprozess mit den Zuständen

$$S_1, S_2, \dots, S_N \quad (5.1.1)$$

Diese Zustände sind verdeckt (englisch: hidden) also von außen nicht sichtbar [Pfi08]. Durch sie wird der zweite Zufallsprozess gesteuert, der zu jedem diskreten Zeitpunkt  $t$  gemäß einer zustandsabhängigen Wahrscheinlichkeitsverteilung eine Beobachtung  $x_t$  erzeugt. Wird eine Sequenz von Zuständen  $Q = q_1 q_2 \dots q_T$  mit  $q_i \in \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$  durchlaufen, erzeugt das HMM eine Sequenz von Beobachtungen  $X = x_1 x_2 \dots x_T$  [Pfi08].

Die spezielle Struktur des HMM eignet sich gut dazu Bewegungen und Körperlagen, analog zu z.B. Spracherkennungssystemen, in ihrer zeitlichen Makrostruktur aber auch in ihrer Mikrostruktur zu modellieren. Hierbei wird davon ausgegangen, wie bereits in Kapitel 4 dargestellt wurde, dass menschliche Bewegungen und Körperlagen in ihrer Struktur bei Wiederholungen derselben Lage oder Aktion im Mittel vergleichbare Muster enthalten. Die entsprechende zeitliche und räumliche Variabilität der verschiedenen Aktionen und Haltungen lässt sich durch die Struktur des HMM ebenfalls abbilden.

### 5.1.1 Übersicht

Das entwickelte Erkennungssystem ist in Abbildung 5.1.1 als Blockschaltbild dargestellt. Anhand des Systems ist es möglich, verschiedene Körperhaltungen und Bewegungen eines Menschen in dem Pflegebett abzuleiten und so z.B. zur Risikoprädiktion zu nutzen. Weiterhin ist es möglich, ein Kamera-loses Monitoring zu realisieren um die Privatsphäre des Benutzers zu schützen und trotzdem z.B. das Aufstehverhalten und allgemeine Bewegungen während des Schlafes zu erfassen und zu analysieren.

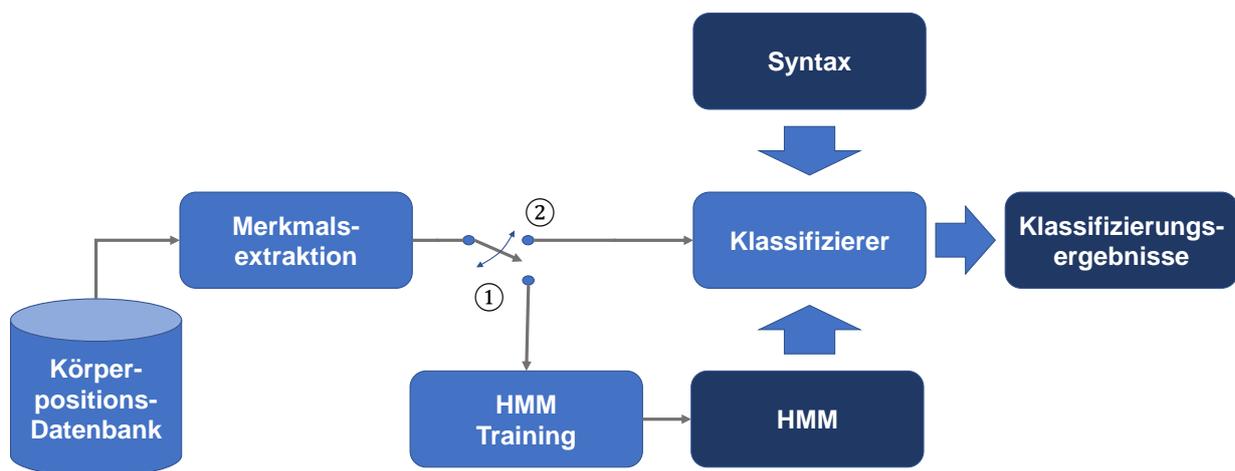


Abbildung 5.1.1: Übersicht Erkennungssystem

Das System in Abbildung 5.1.1 wurde zunächst als sogenanntes Offline- Erkennungssystem aufgebaut, das aufgezeichnete Sensordaten aus der bereits in Abschnitt 3.2.2 beschriebenen Körperpositions-Datenbank verarbeitet.

Hierzu sind zwei Schritte notwendig. In einem ersten Schritt werden die notwendigen Referenzmodelle aus zuvor extrahierten Merkmalen erzeugt, dies wird als „HMM Training“ bezeichnet

(in Abbildung 5.1.1 mit Schalterstellung 1 gekennzeichnet). In einem zweiten Schritt erfolgt die eigentliche Klassifizierung. Dazu erfolgt eine Art Mustervergleich aus Merkmalen und HMMs (in Abbildung 5.1.1 mit Schalterstellung 2 gekennzeichnet).

Zur Generierung der Referenzmodelle und zur Klassifizierung der verschiedenen Haltungen und Aktionen, sowie zur Auswertung der Erkennungsergebnisse, werden angepasste Funktionen des an der Universität Cambridge entwickelten Hidden Markov Toolkit (HTK) [You06] verwendet. Diese Sammlung von Funktionen zur HMM-basierten Mustererkennung ist in der wissenschaftlichen Gemeinschaft bewährt und wird auch im Rahmen der vorliegenden Arbeit eingesetzt. Die Merkmalsextraktion erfolgt nach einem eigens für die Daten entwickelten Verfahren. Die einzelnen Module werden nachfolgend näher betrachtet.

### 5.1.2 Vorabbetrachtung zu menschlicher Bewegung

Menschliche Bewegung bzw. Bewegungsabläufe, genau wie Körperlagen, sind abhängig, wie bereits dargestellt wurde, von extrinsischen und intrinsische Einflüssen.

Bei den intrinsischen Einflüssen wirken sich neben Geschlecht, Alter, Körpergewicht und Körpergröße auch der Gesundheitszustand sowie physiologische und psychische Verfassung des Menschen auf Bewegungsabläufe und Körperlagen aus. Extrinsische Einflüsse können die Beschaffenheit des Untergrunds, hier des Pflegebetts (Matratze, Lattenrost, etc.) oder Umgebungsparameter (Luftdruck, Temperatur, Luftfeuchte, Beleuchtung, etc.) sein, die ebenfalls Bewegungsabläufe und Körperlagen beeinflussen.

All diese Punkte führen im Vergleich von unterschiedlichen Personen als auch bei Betrachtung von zwei nominell gleichen Bewegungsabläufen ein und der selben Person zu einer Variabilität in Bewegungsabläufen und Körperlagen. Diese äußern sich in unterschiedlichen Ausprägungen und Strukturen einer Bewegung oder Körperlage sowie, bei Bewegungen, in einer variierten Dauer des Bewegungsablaufs.

Die vorgestellten Punkte müssen bei der Entwicklung eines Erkennungssystems berücksichtigt werden. Nachfolgend sind dazu die einzelnen Verarbeitungsschritte dargestellt. Im Rahmen dieser Arbeit wird von einem personenunabhängigen Erkennungssystem für einen universellen Einsatz ausgegangen, bei dem eine möglichst hohe Anzahl unterschiedlicher Klassen erkannt werden kann.

### 5.1.3 Merkmalsextraktion

Zunächst ist es notwendig, möglichst aussagekräftige und universell nutzbare Merkmale aus den vorhandenen Daten zu extrahieren, um diese für ein so genanntes Training der HMMs nutzen zu können. Formal lässt sich die Merkmalsextraktion wie folgt formulieren:

$$\vec{X}_i = \mathcal{F}(D, W_i) \quad (5.1.2)$$

Hierbei werden die Merkmalsvektoren  $\vec{X}_i$  aus der Menge der Segmente  $W_i$  der Daten  $D$  extrahiert, wobei  $\mathcal{F}$  die Merkmalsextraktionsfunktion ist.

Bedingt durch die vier verwendeten iBolt Sensoren in dem Pflegebett müssen entsprechend Daten von vier Signalkanälen verarbeitet werden. Dazu wurde ein separater Algorithmus für die Merkmalsextraktion als eigener, individueller Ansatz entwickelt. Das Blockschaltbild des Schemas zur Merkmalsextraktion ist in Abbildung 5.1.2 dargestellt.

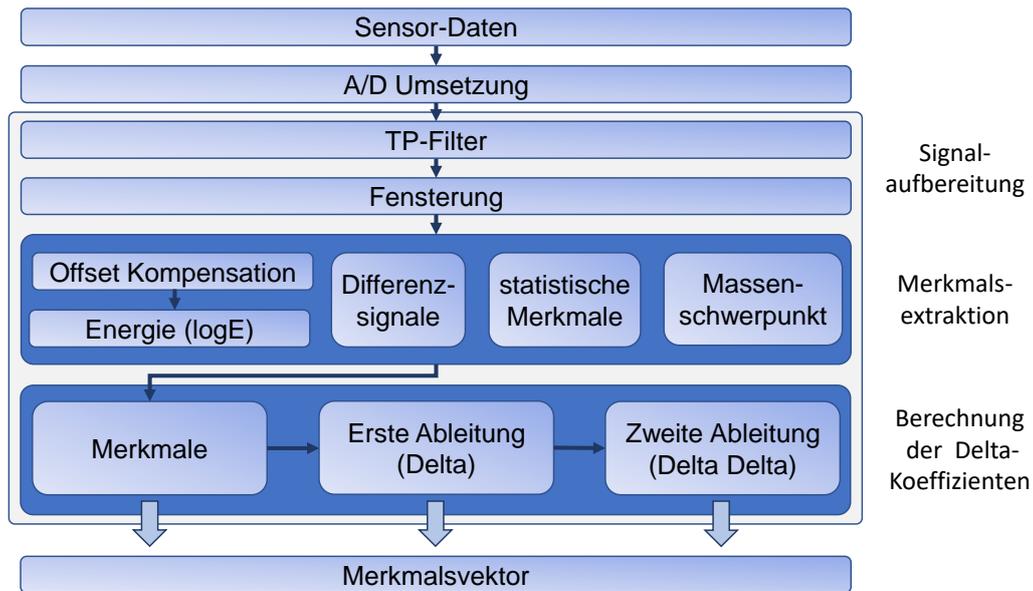


Abbildung 5.1.2: Merkmalsextraktionsschema

Das Verfahren zur Merkmalsextraktion aus den iBolt Daten lässt sich in die Bereiche Signalaufbereitung, die eigentliche Extraktion der Merkmale sowie die Berechnung der Delta Koeffizienten aufteilen. Diese werden nachfolgend im Detail vorgestellt.

**Signalaufbereitung** Für die Vorbereitung der Daten werden diese zunächst kanalweise mit einem Butterworth Tiefpassfilter der Ordnung  $N = 3$  mit einer Grenzfrequenz von  $f_g = 3Hz$  (empirisch ermittelt) bei einer Abtastfrequenz von  $f_a = 100Hz$  gefiltert. Die starke Tiefpassfilterung bewirkt hierbei, dass individuelle Anteile der jeweiligen Person in den Lagen und Bewegungen reduziert werden und so als Ausgangspunkt für die Merkmalsextraktion eine Grobstruktur des Zeitsignals der einzelnen Bewegungen und Lagen resultiert.

Bedingt durch die Bewegungen kann der Signalverlauf der jeweiligen Sensoren nicht als stationär betrachtet werden. Um die zeitliche Änderung des Signals zu erfassen, wird dieses in kurze Analyseabschnitte, so genannte Fenster, unterteilt. Die Fensterung erfolgt im Anschluss an die Filterung. Hierzu wird die Zeitreihe mit den vier Sensorkanälen in gleich breite zeitliche Segmente unterteilt. Die aktuelle Segmentbreite beträgt  $w = 2s$ , die Fenster überlappen sich mit  $w_{shift} = 1s$ . Diese Werte wurden aus der Betrachtung der mittleren Bewegungsdauer in den Testdaten abgeleitet. Die Werte für  $f_g$ ,  $w$  und  $w_{shift}$  wurden in Tests bestätigt und lieferten in den nachfolgenden Experimenten die besten Ergebnisse.

**Merkmalsextraktion** Auf jedes resultierende Analysefenster  $w_i$  wird anschließend die Funktion zur Merkmalsextraktion angewendet. Der Index  $i = 0, 1, 2, \dots, N - 1$  dient hierbei als Fensterindex für die Anzahl der möglichen Fenster  $N$  in dem jeweiligen Zeitsignal. Als Ergebnis liegt nach der Merkmalsextraktion eine zeitliche Abfolge von Merkmalsvektoren  $\vec{X}_i$  vor.

Nachfolgend wird beschrieben, welche Merkmale aus den Sensorsignalen extrahiert werden. Hierbei wird auf temporale Merkmale zurückgegriffen, da die z.B. in der Spracherkennung üblichen cepstralen Merkmale [Pfi08, Fin06, Kol07] nach ersten Untersuchungen [Kit16a] durch die Offset-behaftete Struktur der Sensorsignale nur bedingt tauglich waren.

Es werden die folgenden Merkmale extrahiert (wenn nicht anders angegeben bezeichnet  $s_{\mu,x}(w_i)$  den arithmetischen Mittelwert für den jeweiligen Sensor  $x$  in dem Fenster  $w_i$  aus den entsprechenden Abtastwerten  $s$ ,  $\sigma$  die korrelierende Standardabweichung  $s_{\sigma,x}(w_i)$ ):

- Differenzsignale:

Die Differenzsignale beschreiben das Verhältnis der vier Sensoren in den jeweiligen Lastzuständen untereinander und bieten sich als relative Merkmale für eine Weiterverarbeitung an, da auf eine Normierung auf das Körpergewicht verzichtet werden kann. Die Berechnung der Differenzsignale ist nachfolgend beschrieben:

$$X_{diff,x,y}(w_i) = s_{\mu,x}(w_i) - s_{\mu,y}(w_i)$$

*mit Sensorpaaren* (5.1.3)

$$x, y = [(1, 2), (3, 4), (1, 3), (2, 4), (1, 4), (2, 3)]$$

- Statistische Merkmale:

Die Merkmale aus statistischen Betrachtungen werden aus dem arithmetischen Mittelwert pro Fenster  $w_i$  und Sensor  $x$  sowie aus der Wölbung (Kurtosis, kurz  $ku$ ) und der Schiefe (Skewness, kurz  $sk$ ) bestimmt. Diese Vorgehensweise hat sich bereits in anderen Arbeiten zur Erkennung des Bewegungskontext bewährt [Bul14, Gho18, Guo18, Lim19] und wird in dieser Arbeit auch angewendet:

$$X_{\mu,x}(w_i) = s_{\mu,x}(w_i)$$

$$X_{\sigma,x}(w_i) = s_{\sigma,x}(w_i)$$

$$X_{ku,x}(w_i) = \frac{1}{w \cdot (s_{\sigma,x}(w_i))^4} \cdot \sum_{n=1}^w \left( (s_x(n) - s_{\mu,x}(w_i))^4 \right)$$
(5.1.4)

$$X_{sk,x}(w_i) = \frac{1}{w \cdot (s_{\sigma,x}(w_i))^3} \cdot \sum_{n=1}^w \left( (s_x(n) - s_{\mu,x}(w_i))^3 \right)$$

*mit  $x \in [1, 2, 3, 4]$*

- Energiemaß:

Um die Stärke bzw. Ausprägung einer Bewegung zu berücksichtigen, wird ein zusätzlicher Energieparameter  $\log E$  aus den Offset-kompensierten Sensorsignalen  $s_{off,x}(n)$  pro Fenster  $w_i$  und Sensor  $x$  berechnet. Dies findet bereits in anderen Bewegungsklassifizierungssystemen Anwendung [NA09, Bul14, Guo18]. Die Offset-Kompensation erfolgt pro Fenster  $w_i$  und ist FFT-basiert. Dies bedeutet, dass der skalierte Gleichanteil des Fourier-Spektrums zur Offset-Kompensation vom Ursprungssignal subtrahiert wird.

$$X_{\log E,x}(w_i) = \log \left( \sum_{n=1}^w (s_{off,x}(n))^2 \right)$$
(5.1.5)

*mit  $x \in [1, 2, 3, 4]$*

- **Körperschwerpunkt:**

Ein weiteres Merkmal ist die Schwerpunktlage des Körpers in jedem betrachteten Analyseausschnitt. Dazu wird, ähnlich wie bereits in Formel 3.2.3 und 3.2.4 dargestellt wurde, der mittlere Körperschwerpunkt sowie die Standardabweichung berechnet. Die Variablen  $k, f, l, r$  stehen hierbei für Kopfteil, Fußteil, links und rechts. Der Abstand der Sensoren in der Breite zwischen linker und rechter Bettseite ist mit  $B$  gekennzeichnet, der Abstand in der Länge zwischen Kopf- und Fußteil entsprechend mit  $L$  (siehe dazu auch Abbildung 3.2.1):

$$\begin{aligned} s_{\mu,bp}(w_i) &= s_{\mu,bp,a}(w_i) + s_{\mu,bp,b}(w_i) \\ s_{\sigma,bp}(w_i) &= s_{\sigma,bp,a}(w_i) + s_{\sigma,bp,b}(w_i) \end{aligned} \quad \text{mit} \quad (5.1.6)$$

$$bp, a, b = [(k, 1, 2), (f, 3, 4), (l, 1, 3), (r, 2, 4)]$$

$$\begin{aligned} X_{\mu,x}(w_i) &= \frac{s_{\mu,k}(w_i) - s_{\mu,f}(w_i)}{s_{\mu,k}(w_i) + s_{\mu,f}(w_i)} \cdot \frac{L}{2} \\ X_{\mu,y}(w_i) &= \frac{s_{\mu,r}(w_i) - s_{\mu,l}(w_i)}{s_{\mu,r}(w_i) + s_{\mu,l}(w_i)} \cdot \frac{B}{2} \\ X_{\sigma,x}(w_i) &= \frac{s_{\sigma,k}(w_i) - s_{\sigma,f}(w_i)}{s_{\sigma,k}(w_i) + s_{\sigma,f}(w_i)} \cdot \frac{L}{2} \\ X_{\sigma,y}(w_i) &= \frac{s_{\sigma,r}(w_i) - s_{\sigma,l}(w_i)}{s_{\sigma,r}(w_i) + s_{\sigma,l}(w_i)} \cdot \frac{B}{2} \end{aligned} \quad (5.1.7)$$

$$\text{mit } L = 130, B = 80$$

**Berechnung der Delta Koeffizienten** Aus der Überlegung heraus, dass in dem grundlegenden Merkmalvektor keine Informationen über die zeitliche Änderung zwischen den einzelnen Analysefenstern enthalten sind, werden zur vollständigen Erzeugung des Merkmalvektors die Delta- und Delta-Delta-Koeffizienten (hier mit  $\Delta$  und  $\Delta\Delta$  bezeichnet) berechnet. Diese sind als die erste bzw. zweite Ableitung des zeitlichen Verlaufs der bereits bestimmten Koeffizienten anzusehen und werden berechnet, um abschließend auch Informationen über die Dynamik zwischen den einzelnen Fenstern zu erhalten. Die Vorgehensweise ist aus [You06] übernommen. Die Delta Koeffizienten werden nach [You06] wie folgt berechnet:

$$\Delta x_{\mu}(w_i) = \frac{1}{2 \cdot \sum_{j=1}^J j^2} \cdot \sum_{j=1}^J j \cdot [x_{\mu}(w_{i+j}) - x_{\mu}(w_{i-j})] \quad (5.1.8)$$

Zur Berechnung der Delta Delta Koeffizienten werden die Delta Koeffizienten auf dieselbe Formel [You06] angewendet:

$$\Delta\Delta x_{\mu}(w_i) = \frac{1}{2 \cdot \sum_{j=1}^J j^2} \cdot \sum_{j=1}^J j \cdot [\Delta x_{\mu}(w_{i+j}) - \Delta x_{\mu}(w_{i-j})] \quad (5.1.9)$$

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde  $J$  empirisch in Testreihen ermittelt. Für die Berechnung der Delta Koeffizienten wird  $J = 3$  gesetzt, für die Berechnung der Delta Delta Koeffizienten wird  $J = 2$  gesetzt.

Ein vollständig berechneter Merkmalsvektor für ein Analysefenster umfasst 30 grundlegende Merkmale, 30 Delta- Koeffizienten und 30 DeltaDelta-Koeffizienten, so dass insgesamt 90 Koeffizienten für jedes Fenster bestimmt werden. Die Ergebnisse der Merkmalsextraktion werden in so genannten Patternfiles abgespeichert. Ein Pattern beschreibt hierbei die zu einer Sequenz gehörenden Merkmalsvektoren.

#### 5.1.4 Training der Referenzmuster

Im folgenden Abschnitt soll kurz dargestellt werden, welche Funktion das HMM Training in der in Abbildung 5.1.1 dargestellten Verarbeitungskette einnimmt.

Das Training der Referenzmuster dient dazu, aus den Informationen über die Bewegungssequenzen und Körperlagen in Form von Merkmalsvektoren, welche nach der Analyse der Sensordaten (Verarbeitungsblock Merkmalsextraktion in Abbildung 5.1.1) vorliegenden, statistische Modelle in Form von HMMs als Referenzen zu erzeugen. Diese Referenzen werden dann anschließend bei der eigentlichen Klassifizierung eingesetzt. Ein HMM  $\lambda$  wird allgemein durch  $\lambda = (A, B)$  beschrieben. Dabei ist  $A$  die  $N \times N$  Matrix der Zustandsübergangswahrscheinlichkeiten und  $B$  umfasst die Beobachtungswahrscheinlichkeitsverteilungen der emittierenden Zustände  $S_2 \dots S_{N-1}$  [Pfi08].

Des Weiteren soll nachfolgend der eigentlich Trainingsvorgang für HMMs betrachtet werden. Allgemein kann das Training der HMMs wie folgt dargestellt werden:

$$T = \left\{ \vec{X}_i, y_i \right\}_{i=1}^N \quad (5.1.10)$$

Das Training eines HMM  $\lambda$  wird mit Trainingsdaten  $T$  durchgeführt. Die Trainingsdaten beinhalten  $N$  Merkmalsvektoren  $\vec{X}_i$  und entsprechenden Label-Daten  $y_i$ . Das Training der Modellparameter  $\lambda$  des jeweiligen HMM erfolgt mit dem Fokus, den Klassifikationsfehler auf die Trainingsdaten  $T$  zu minimieren. Ausgehend von den Trainingsdaten  $T$  und einer ersten Schätzung der Parameter  $\lambda$  wird für jede Klasse ein eigenes Modell trainiert. Die Klassen beschreiben im Rahmen dieser Arbeit die jeweilige Körperlage oder Bewegung einer Person in dem Pflegebett.

Die verwendeten Referenz-Modelle wurden, wie bereits dargestellt wurde, anhand von HTK [You06] erzeugt. Das Training mit HTK benötigt ein so genanntes Prototyp-Modell, welches die initiale Struktur der HMMs festlegt. In Tabelle 5.1 sind die Parameter des Prototyp HMM, das in der vorliegenden Arbeit verwendet wurde, aufgelistet.

	Bewegungs-HMM
Anzahl der States/emittierenden States	5/3
Struktur	lineares Modell
Anzahl der Mixtures pro State	1 (nach Update 6)
Vektorgröße	90

Tabelle 5.1: Rahmenbedingungen für das HMM-Training

Als Blockschaltbild betrachtet lässt sich das HTK Training wie in Abbildung 5.1.3 darstellen.

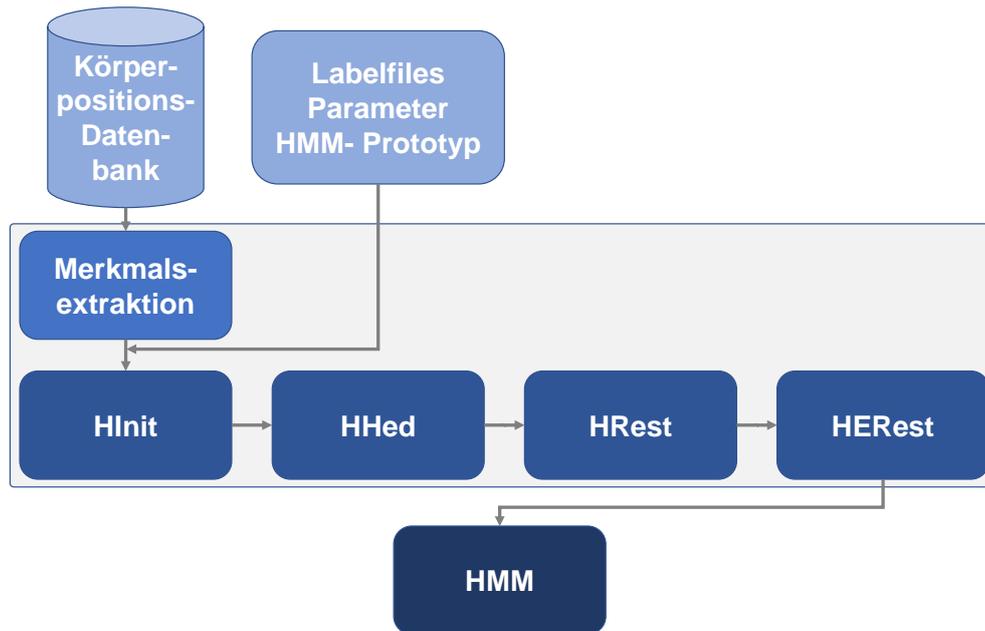


Abbildung 5.1.3: Blockschaltbild „HMM-Training“

Nachfolgend werden die für das Training in Abbildung 5.1.3 verwendeten Funktionen aus dem HTK kurz vorgestellt, auf die einzelnen HTK Algorithmen und auf von HTK bereitgestellte Funktionen soll im Detail nicht weiter eingegangen werden. Für ausführlichere Informationen sei an dieser Stelle auf das HTK Book [You06] und weiterführende Literatur [Sch97a] verwiesen.

### HInit

Die Funktion HInit [You06] ist in Abbildung 5.1.4 als Blockschaltbild dargestellt und besteht aus zwei grundlegenden Verarbeitungsschritten. Diese müssen ausgeführt werden, um ein initiales HMM aus den vorliegenden Pattern zu erstellen.

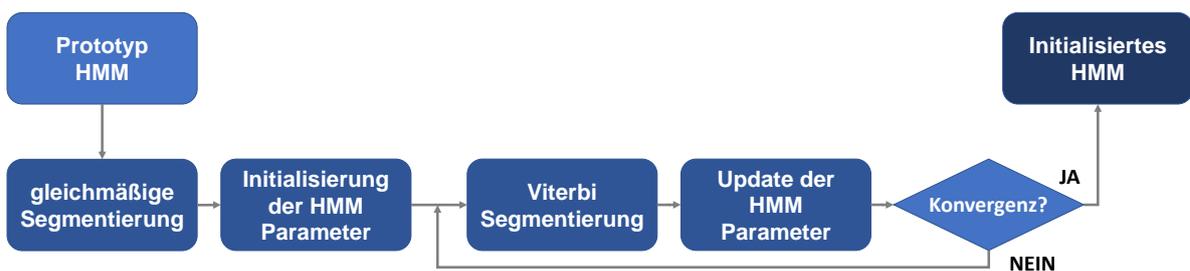


Abbildung 5.1.4: Blockschaltbild „HInit“ nach [You06]

Im ersten Schritt wird ein so genanntes „Bootstrapping“ durchgeführt, bei dem zunächst alle zugehörigen Merkmalsvektoren der einzelnen Pattern für eine bestimmte Aktion oder Lage als Sequenz gelesen werden. Die Sequenzen können anhand der Label-Dateien identifiziert bzw. zugeordnet werden. Anschließend wird jede Sequenz linear in Unterabschnitte aufgeteilt (siehe Abbildung 5.1.5).

Die Anzahl der Unterabschnitte hängt von der Anzahl der Emissionszustände der gewählten HMM-Struktur ab (in Abbildung 5.1.5 beispielhaft vier Emissionszustände (grün, gelb, orange und

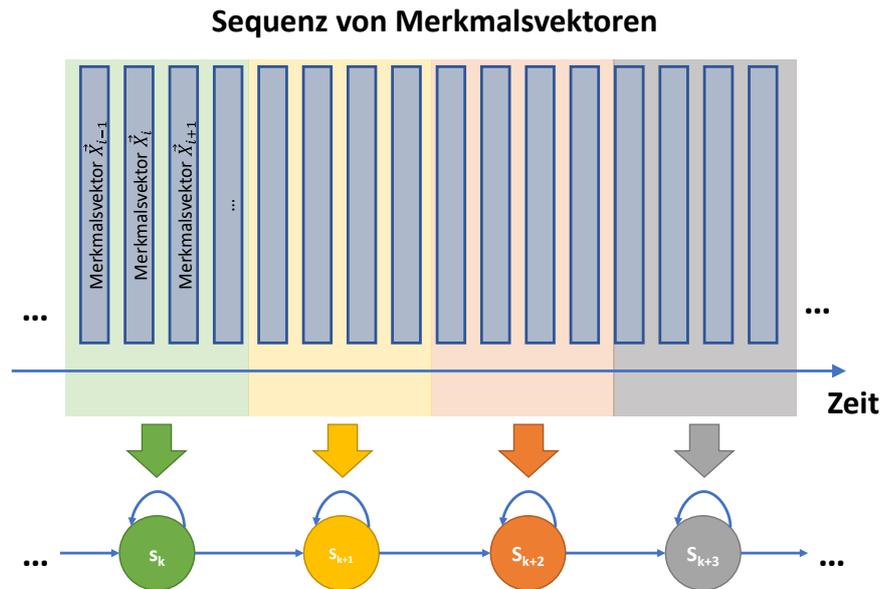


Abbildung 5.1.5: Zuordnung von Unterabschnitten zu einzelnen States nach [You06]

grau)). Weiterhin werden der Mittelwertvektor und die Kovarianzmatrix aus allen Unterabschnitten geschätzt.

Daran schließt sich die Viterbi-Segmentierung, ein Viterbi-Training, als zweiter Schritt an, bei dem die Grenzen zwischen den Teilabschnitten über die Sequenzen hinweg durch einen Viterbi-Aligner optimiert werden. Außerdem werden die mittleren Vektoren und Kovarianzmatrizen der neuen Unterabschnitte erneut geschätzt. Diese Schritte werden wiederholt, bis die Gesamtwahrscheinlichkeit aller Zustände des Modells konvergiert oder eine maximale Anzahl von Iterationen erreicht ist. Hierbei ist als Konvergenz-Kriterium festgelegt, dass Konvergenz erreicht ist, wenn sich die ermittelten Wahrscheinlichkeitswerte nicht mehr zum vorherigen Iterationsschritt ändern.

## HHED

Die Funktion HHED [You06] wird zwischen der Ausführung von HInit und HRest als Hilfsfunktion eingesetzt. HHED kann als Editor für die Parameter eines HMM angesehen werden, der auch dazu eingesetzt wird, um die Anzahl der Mischverteilungen zu erhöhen (Mixture Update).

## HRest

In der Funktion HRest [You06] wird nach der Ausführung von HInit eine Rückabschätzung oder anders ausgedrückt, eine Neubewertung der Parameter der bestehenden HMMs ausgeführt. Durch den Einsatz von HRest wird eine Optimierung der HMMs erreicht. Dieser Prozess wird für jedes einzelne HMM durchgeführt. Hierbei kommen die Daten, die in HInit erzeugt wurden, zum Einsatz. Neben den erstellten initialen HMMs werden in HRest zusätzlich auch die Label-Informationen und Pattern-Dateien verwendet. Die Verarbeitungskette zu HRest ist in Abbildung 5.1.6 dargestellt.

Die grundlegende Funktionsweise von HRest [You06] ist vergleichbar mit der Funktionsweise von HInit, jedoch müssen, wie bereits dargestellt, initialisierte HMMs vorliegen und HRest wird direkt auf die von HInit erzeugten Modelle angewendet. Anstelle des Viterbi-Trainings in HInit wird eine Baum-Welch-Neuschätzung in HRest eingesetzt. Basierend auf dem Forward-Backward Algo-

rithmus werden alle möglichen Wege durch das jeweilige HMM unter Verwendung eines rekursiven Schätzalgorithmus berücksichtigt, um robuste Parameter in den Gaußschen Mischverteilungen und in den Übergangswahrscheinlichkeiten des HMM zu erzeugen. Diese Wahrscheinlichkeiten werden dann zur Bildung gewichteter Mittelwerte für die HMM-Parameter verwendet.

Während beim Viterbi-Training eine "harte" Entscheidung darüber getroffen wird, von welchem Zustand jeder Trainingsvektor erzeugt wurde, trifft Baum-Welch eine "weiche" Entscheidung. Dies kann bei der Schätzung von HMMs aus Bewegungsdaten hilfreich sein, da in realen Bewegungsabläufen keine hart beschreibbare Grenzen zwischen den Bewegungen und Lagen existieren sondern eher Übergänge. Somit kann die Verwendung einer „weichen“ Entscheidung bessere Ergebnisse liefern. Die mathematischen Details des Baum-Welch Neubewertungsprozesses und zum Forward-Backward Algorithmus sind in [You06] beschrieben.



Abbildung 5.1.6: Blockschaltbild „HRest“ nach [You06]

### HERest

Der letzte Schritt im Training ist der Einsatz der Funktion HERest [You06]. Die zeitlichen Informationen in den Labels werden in diesem Trainingsschritt nicht mehr verwendet und es wird ein als „Embedded Training“ bezeichnetes Verfahren eingesetzt, bei dem eine einzelne Baum-Welch-Schätzung des gesamten HMM-Satzes gleichzeitig durchgeführt wird. Dies ist vergleichbar mit einer Art „erzwungener“ Mustererkennung, bei der versucht wird, die bereits erstellten Modelle auf die jeweiligen Grunddaten abzubilden und so zeitliche Betrachtungen weiter zu verfeinern und damit das entsprechende HMM zu optimieren.

Im Gegensatz zu den bisher beschriebenen Verfahren HInit und HRest werden bei HERest alle HMMs gleichzeitig mit allen Trainingsdaten aktualisiert. Der prinzipielle Ablauf ist in Abbildung 5.1.7 dargestellt. HERest geht dabei wie folgt vor. Zunächst wird beim Start von HERest ein vollständigen HMM Satz geladen. Weiterhin liegen die Label- und Pattern-Daten für die einzelnen Trainingsdaten vor. HERest verwendet jedoch nur die inhaltliche Beschreibung der Labels und ignoriert alle Informationen über die Position der zeitlichen Grenzen von Bewegungen und Lagen. Nach dem Laden der Daten werden die zugehörige Labels verwendet, um ein zusammengesetztes HMM zu konstruieren, welches sich über die gesamte Abfolge von Bewegungen und Lagen etc. erstreckt. Dieses zusammengesetzte HMM wird durch die Verkettung von Inhalten der einzelnen Label erstellt. Anschließend wird erneut der Forward-Backward Algorithmus angewandt und die resultierenden Wahrscheinlichkeiten werden dann in bekannter Form zur Bildung gewichteter Mittelwerte für die HMM-Parameter verwendet. Wenn alle Trainingsdateien verarbeitet worden sind werden die neuen Parameterschätzungen aus den Ergebnissen gebildet und der aktualisierte HMM Satz wird ausgegeben.

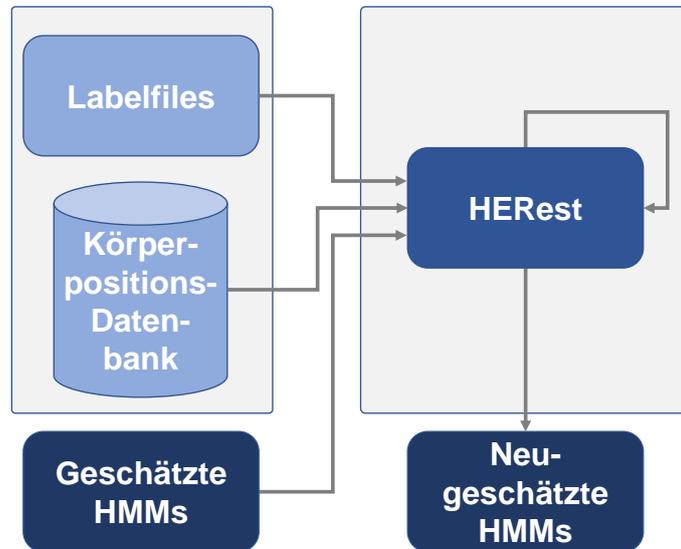


Abbildung 5.1.7: Blockschaltbild „HRest“ nach [You06]

Nach Durchführung der in Abbildung 5.1.3 dargestellten und beschriebenen Schritte liegen zur Klassifizierung der Bewegungsmuster und Lagen in den Sensordaten nutzbare HMMs vor. Nachfolgend wird der Vorgang der Klassifizierung beschrieben.

### 5.1.5 Klassifikation der Bewegungsdaten

Nachdem in den vorangegangenen Abschnitten die Analyse der Bewegungsdaten sowie das Training von Referenzmustern dargestellt wurde, wird nun der zentrale Schritt der Klassifizierung der Bewegungsdaten, kurz auch als Erkennung bezeichnet, erläutert. Das Blockschaltbild des Systems ist in Abbildung 5.1.8 dargestellt.

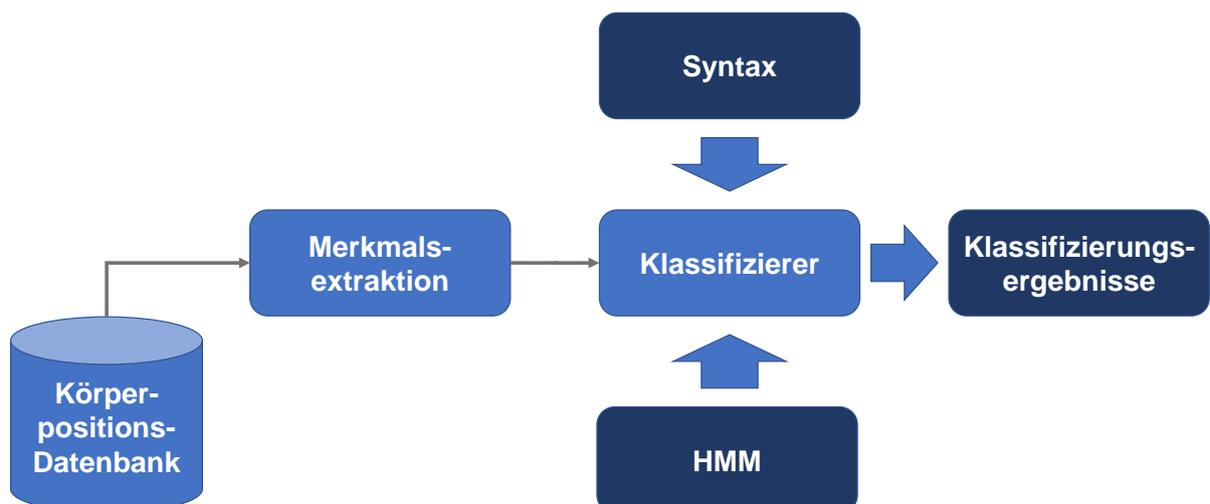


Abbildung 5.1.8: Blockschaltbild Klassifizierung

Vor der Erkennung findet, wie bereits dargestellt wurde, die Analyse der Sensordaten zur Extraktion relevanter Merkmalssequenzen  $XX$  statt. Dabei muss die Vorgehensweise der Merkmalsextraktion bei der Klassifizierung exakt der Vorgehensweise der Merkmalsextraktion beim Training gleichen. Die gewonnenen Merkmale werden dem eigentlichen Verfahren zur Klassifizierung (Modul

„Klassifizierer“ in Abbildung 5.1.8) zugeführt. Zusätzlich werden noch die Referenzmuster und die Syntaxdatei benötigt (Module „HMM“ und „Syntax“ in Abbildung 5.1.8).

Das Modul „Syntax“ wird zur Steuerung des Klassifizierers verwendet und ist vergleichbar mit der Grammatik in der Spracherkennung. Die Syntax kann initial z.B. als ein Ein-Knoten-Modell mit gleicher Wahrscheinlichkeit für jedes Referenzmodell aufgebaut werden. In Experimenten hat sich jedoch eine komplexere Syntax, deren aktueller Aufbau in Abbildung 5.1.9 dargestellt ist, als sinnvoll erwiesen.

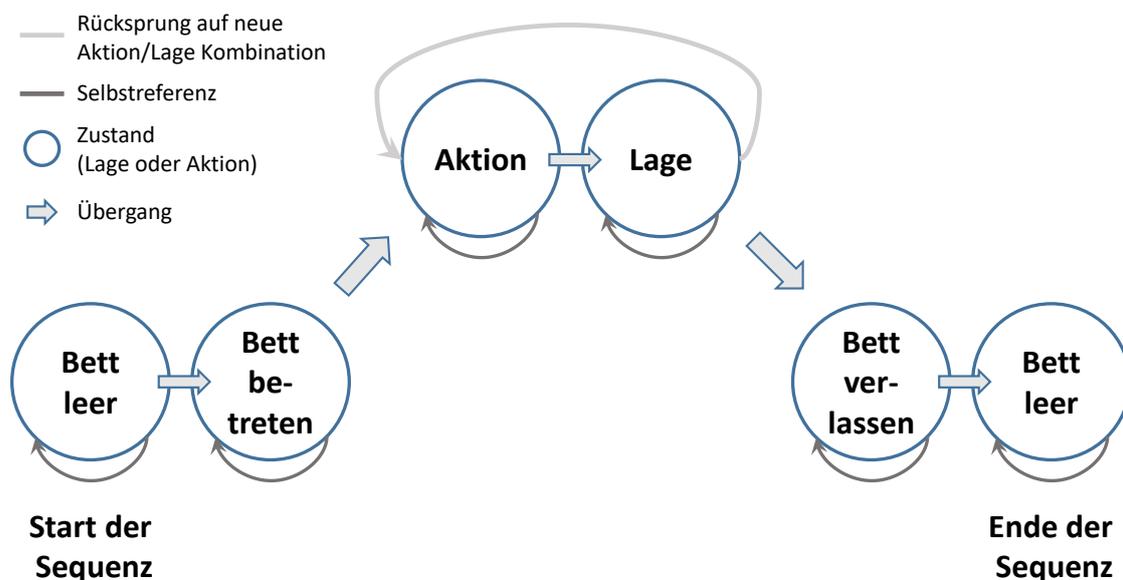


Abbildung 5.1.9: Parametrierung des Erkennungssystems

Anhand der Syntax wird festgelegt, wie der Klassifizierer arbeitet. Hierzu wird vorgegeben, welche Verkettung von Aktionen und Lagen in welcher Reihenfolge erkannt werden können. Im vorliegenden Beispiel kann zunächst ein leeres Bett, sowie das Betreten des Betts erkannt werden. Anschließend ist die abwechselnde Erkennung von Kombinationen aus Aktionen und Lagen möglich. Darauf folgt abschließend die Möglichkeit, das Verlassen des Betts sowie ein leeres Bett zu erkennen. In jedem Knoten der Syntax besteht die Möglichkeit der Selbstreferenz, also des Verweilens in dem Zustand oder des Übergangs in den Folgezustand. Eventuelle Anpassungen der bestehenden Syntax können z.B. durch eine Erweiterung des Syntax um bedingte Aktionen und Lagen erreicht werden. So kann die Syntax derart gestaltet werden, dass z.B. eine Kombination aus Aktion und Lage nur eingenommen werden kann, wenn zuvor eine initiale Aktion/Lage Kombination erreicht wurde.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde jedoch darauf geachtet, eine möglichst universelle Syntax zu nutzen, die schnell an neue Lagen und Aktions-Modelle angepasst werden kann. Somit sind bedingte Elemente nicht vorgesehen.

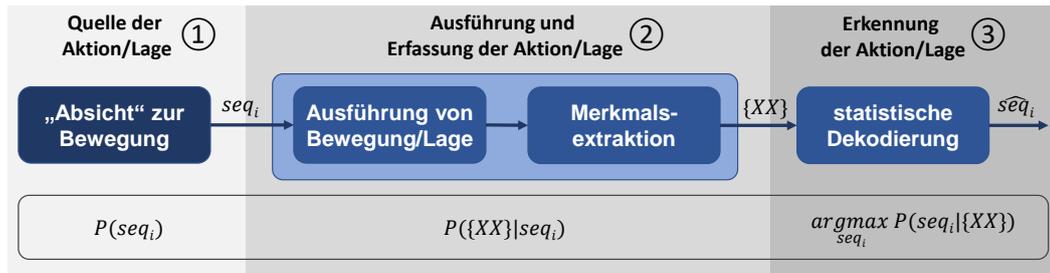


Abbildung 5.1.10: Modell der Erzeugung und Erkennung von Aktionen und Lagen des menschl. Körpers, nach [Fin03]

Der eigentliche Vorgang zur Klassifizierung wird nachfolgend kurz beschrieben. Hierbei wird als Beispiel das in Abbildung 5.1.10 dargestellte Modell nach [Fin03] als Basis verwendet. Als Grundlage für die nachfolgende Betrachtung soll zunächst festgehalten werden, dass sich die menschliche Bewegung allgemein handlungstheoretisch als zielgerichteter koordinierter Prozess beschreiben lässt, der sich in einer räumlich-zeitlichen Veränderung ausdrückt [Gro87].

Diese Betrachtung kann auf das „Informationstheoretische Kanalmodell von Spracherzeugung und -erkennung“ aus [Fin03] übertragen werden. Somit kann initial die Absicht eines Menschen sich zu bewegen, als Quelle für die jeweils angestrebte Aktion oder Lage gesehen werden (Abbildung 5.1.10, 1). Dies drückt sich allgemein darin aus, dass eine Bewegungs- und Lage-Abfolge  $seq_i = \{seq_1, seq_2, seq_3, \dots, seq_M\}$  mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit  $p(seq_i)$  erzeugt wird. Diese dient als „Vorbereitung“ der eigentlichen Bewegungsausführung, anders ausgedrückt wird unbewusst die nächste Abfolge von Lagen und Bewegung als Sequenz geplant. Darauf folgt die eigentliche Ausführung der Sequenz in Form von Aktionen und Lagen die durch den Menschen eingenommen werden (Abbildung 5.1.10, 2).

Die Lagen und Lageänderungen führen zu Massenverschiebungen auf der Liegefläche des funktionalisierten Pflegebetts. Diese werden im vorliegenden Fall mittels der vier Kraftmesssensoren aufgenommen und in elektrische Signale umgesetzt. Anschließend werden Merkmalsvektoren aus dem Signalen berechnet und liegen dann als Merkmalssequenz  $\{XX\} = \{\vec{X}_1, \vec{X}_2, \vec{X}_3, \dots, \vec{X}_N\}$  vor.

Zusammengefasst kann der Vorgang als eine Art Kodierung der Bewegungs- und Lage-Abfolge  $seq_i$  in eine Merkmalsvektorfolge  $\{XX\}$  mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit  $p(\{XX\}|seq_i)$  dargestellt werden [Fin03]. Die bedingte Wahrscheinlichkeit beschreibt, dass für jede individuelle Bewegungs- und Lage-Abfolge  $seq_i$  eine bestimmte Observationsfolge  $\{XX\}$  erzeugt wird.

Um nun die jeweilige Lage oder Aktion der Bewegungsabfolge maschinell erkennen zu können, folgt anschließend die Dekodierung (Abbildung 5.1.10, 3), die jedoch nicht mehr vollständig möglich ist. Dies ist darin begründet, dass in der Verarbeitungskette zur Kraftmessensor-basierten Erfassung der Massenänderungen über die Zeit Abweichungen und Störungen etc. auftreten können die zu Ungenauigkeiten führen. Weiterhin kommt es durch die Abbildung der Massenveränderungen auf der Liegefläche auf vier Kraftmesssensoren weiter zu Verlusten, da ggf. unterschiedliche Lagen und Aktionen zu vergleichbaren Sensorsignalen führen können.

Allgemein dargestellt muss aus der Merkmalssequenz  $\{XX\}$  eine möglichst gute Schätzung der Bewegungs- und Lage-Abfolge  $sêq_i$  ermittelt werden. Dazu muss die Wahrscheinlichkeit für eine Fehlentscheidung minimiert werden [Pfi08], dies ist nachfolgend dargestellt:

$$s\hat{e}q_i = \underset{seq_i}{\operatorname{argmax}} p(seq_i | \{XX\}) \quad (5.1.11)$$

Der Zusammenhang lässt sich jedoch nicht direkt aus den Merkmalen und den HMMs berechnen, da, wie bereits dargestellt, zunächst nur die bedingte Wahrscheinlichkeit  $p(\{XX\} | seq_i)$  gegeben ist.

Um dieses Problem zu lösen, wird der Satz von Bayes verwendet:

$$p(seq_i | \{XX\}) = \frac{p(seq_i) \cdot p(\{XX\} | seq_i)}{p(\{XX\})} \quad (5.1.12)$$

Unter der Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit  $p(\{XX\})$  bezüglich der Maximierung eine Konstante darstellt und entsprechend vernachlässigt werden kann [Fin03] und dass alle Sequenzen mit der gleichen Wahrscheinlichkeit auftreten ( $p(seq_i) \sim \text{const}$ ) gilt nachfolgende Beziehung:

$$p(seq_i | \{XX\}) = p(\{XX\} | seq_i) \quad (5.1.13)$$

Daher lässt sich die Klassifikation durch Bestimmung der Sequenz  $s\hat{e}q_i$ , für die der nachfolgende Ausdruck maximal wird, durchführen.

$$s\hat{e}q_i = \underset{seq_i}{\operatorname{argmax}} p(\{XX\} | seq_i) \quad (5.1.14)$$

Zur Klassifikation in Form einer Mustererkennung zwischen den gewonnenen Merkmalen und den Referenzmustern können verschiedene Algorithmen eingesetzt werden (siehe [Pfi08]). Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird ein bereits bestehender Algorithmus zur Erkennung aus HTK [You06] eingesetzt, der auf dem Viterbi-Algorithmus aufbaut. Der Einsatz des Viterbi-Algorithmus bietet sich zur Berechnung an, da es sich um ein effizientes Verfahren zur Erkennung handelt [Fin06]. Bei diesem Verfahren werden bereits während der Berechnung der Wahrscheinlichkeiten über alle möglichen Zustandspfade Pfade mit niedriger Wahrscheinlichkeit ausgeschlossen. Dadurch kann der allgemeine Rechenaufwand begrenzt werden.

### 5.1.6 Testdaten

In der verwendeten Körperpositions-Datenbank (siehe auch Abschnitt 3.2.2) wurden verschiedene Bewegungsabläufe durch die Unterstützung von Freiwilligen erstellt, indem eine vorbestimmte Abfolge von Bewegungen und Lagen in dem Labormuster des Pflegebett eingenommen wurden. Die jeweilige Aufnahme der Daten, hier als Sitzung bezeichnet, begann mit einem leeren Bett und der Aktion "ins Bett gehen". Danach wurden verschiedene Körperpositionen und Aktionen (Rückenlage, Seitenlage, Unruhe usw.) eingenommen bzw. ausgeführt. Jede Sitzung wurde mit der Aktion "Verlassen des Bettes" und einem leeren Bett beendet. Die Datenbank umfasst dreizehn verschiedene Aktionen und sieben Lagen/Zustände. Eine Sitzung hat eine durchschnittliche Länge von  $12,48 \text{ min} \pm 20 \text{ s}$ . Insgesamt umfasst die Datenbank 41 Datensätze mit einer Gesamtdauer von 510 Minuten von 19 verschiedenen Personen. Als Abtastfrequenz wurde  $f_a = 100 \text{ Hz}$  gewählt. Die einzelnen Lagen und Aktionen sind in Tabelle 5.2 und Tabelle 5.3 zusammen mit den Modellnamen der daraus trainierten HMMs dargestellt.

Körperhaltung/ Zustand Bett	Modellname	Kurzbeschreibung
Rückenlage	p_back_global	Person in Rückenlage, Bettmitte, Arme und Beine nahe am Körper oder ausgestreckt
Bauchlage	p_front	Person in Bauchlage
Seite links	p_left_global	Person in linker Seitenlage, Beine gerade oder angewinkelt
Seite rechts	p_right	Person in rechter Seitenlage, Beine gerade
Sitzen	p_sitting	geducktes Sitzen, Bettmitte
Unruhe	p_restlessness	Unruhiges Hin- und Herbewegen
Bett leer	p_bedempty	Ausgangs/Endpunkt

Tabelle 5.2: Körperpositionen der iBolt Körperpositions-Datenbank

Aktion	Modellname	Kurzbeschreibung
Arme und Beine vom Körper strecken und wieder zurücknehmen	p_extend, p_close	Bewegung in die jeweilige Folgelage sowie Rückenlage in ausgestreckte Rückenlage und zurück
Drehung in/aus Bauchlage	p_turn_back_to_front, p_turn_front_to_left	Bewegung von Rückenlage in Bauchlage und von Bauchlage in Seitenlage links
Drehen links	p_change_left_to_left_bent, p_change_left_bent_to_left	Drehen in Seitenlage, Drehen in Rückenlage sowie Seitenlage links Beine anwinkeln, ausstrecken
Drehen rechts	p_turn_right, p_turn_right_to_back	Drehen in Seitenlage, Drehen in Rückenlage
Hinsetzen/ Legen	p_sit, p_turn_sitting_to_back	Hinsetzen, hinlegen, jeweils bezogen auf die Rückenlage
Übergang Unruhe/Ruhe	p_turn_restlessness_to_back	Rückenlage als Ausgangs- und Endpunkt, Starten und Stoppen der Bewegungen
Bett nutzen	p_inbed / p_outbed	Betretten/ Verlassen des Betts

Tabelle 5.3: Aktionen der iBolt Körperpositions-Datenbank

Bei der Erstellung der Daten wurden Bewegungen und Körperlagen fokussiert, die üblicherweise von einem Menschen in einem Pflegebett eingenommen werden können und häufig auftreten. Zusätzlich wurde die Aktion „Unruhe“ ausgewählt, bei der ein stetiges Hin- und Herbewegen simuliert wurde. Dies ist z.B. vergleichbar mit dem Versuch einzuschlafen oder einer Situation, bei der der Mensch nicht schlafen kann und sich im Bett hin- und her bewegt.

### 5.1.7 Experiment

Bedingt durch die aufwändige Datenerstellung im Hinblick auf Zeit- sowie Personen-Aufwand ist der Gesamtprobenumfang relativ gering. Um dennoch eine Validierung des Verfahrens zu ermögli-

chen wurde eine Leave-One-Out Kreuz-Validierung angewendet [Han09, Ert16, Agg18], bei der als Spezialfall der k-fachen Kreuz-Validierung die Anzahl k der Durchläufe mit  $k = M$  der Anzahl der Proben entspricht. Es werden somit  $k=M=41$  Durchläufe gestartet bei denen immer 40 Proben als Trainingsdatensätze und eine Probe als Testdatensatz verwendet wird. Der Mittelwert aus allen Einzelfehlerwerten ergibt, zusammen mit der Standardabweichung, die Gesamtfehlerquote.

Die Auswertung der Erkennungsergebnisse wird unter Zuhilfenahme eines im HTK [You06] enthaltenen Programms namens „HResults“ durchgeführt. Das Programm lädt die in Dateien abgelegten Erkennungsergebnisse und vergleicht diese mit den zu den Bewegungsdaten zugehörigen Labelfiles, in denen der genaue Inhalt der Bewegung oder Lage beschrieben ist. Bei der Auswertung der Erkennungsergebnisse werden zwei verschiedene Erkennungsraten ermittelt. Diese bestehen zum einen aus der prozentualen Korrektheit „Correct“ und zum anderen aus der prozentualen Genauigkeit „Accuracy“. Bevor auf die Berechnung der beiden Werte eingegangen wird, wird zuerst dargestellt, welche Fehler bei der Klassifizierung auftreten können. Diese umfassen die nachfolgend dargestellten Bereiche, wobei davon ausgegangen wird, dass im zeitlichen Verlauf die Klassen der einzelnen Aktionen / Lagen sequentiell aufeinander folgen und im Idealfall alle korrekt klassifiziert werden:

- Ersetzungen (substitutions / S) von Lagen/Aktionen - hierbei wird im Rahmen der Klassifizierung eine Klasse aus dem Pool der Aktionen/Lagen mit einer anderen Klasse verwechselt und durch die falsche Klasse „ersetzt“
- Löschungen (deletions / D ) von Lagen/Aktionen - der Klassifizierungsalgorithmus kann im zeitlichen Verlauf eine Klasse nicht abbilden, diese wird dann nicht erkannt und als „gelöscht“ betrachtet
- Einfügungen (insertions / I) von Lagen/Aktionen - es wird vom Klassifizierungsalgorithmus eine Klasse zusätzlich zwischen zwei Klassen, die tatsächlich vorhanden sind, „eingefügt“ obwohl diese eingefügte Klasse nicht vorhanden ist

Aus den beschriebenen Fehlern und der Gesamtanzahl N an enthaltenen Lagen/Aktionen pro Sequenz werden die Werte für die Korrektheit „corr“ und die Genauigkeit „acc“ wie folgt berechnet:

$$corr = \frac{N-D-S}{N} \cdot 100\% \tag{5.1.15}$$

$$acc = \frac{N-D-S-I}{N} \cdot 100\%$$

Neben den Erkennungsraten für das gesamte Erkennungsexperiment wird noch zusätzlich die Verwechslungsmatrix für die einzelnen Lagen/Aktionen des Datensatzes dargestellt. Diese beinhaltet im Detail Informationen, welches Modell wie abgebildet wurde.

Eine Verwechslungsmatrix ist beispielhaft in Abbildung 5.1.11 dargestellt.

%Corr=92.00, Acc=92.00 [H=23, D=0, S=2, I=0, N=25]

----- Confusion Matrix -----

	p_bac	p_cha	p_clo	p_lex	p_fro	p_inf	p_lob	p_out	p_res	p_rig	p_sit	p_sit	p_tur	p_tur	p_tur	p_tur	Del
p_back_global	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_change_left_bent_to_left	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_change_left_to_left_bent	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_close	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	[ 0.0/4.0]
p_extend	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_front	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_inbed	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_left_global	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_outbed	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_restlessness	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
p_right	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
p_sit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
p_sitting	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
p_turn_back_to_front	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
p_turn_front_to_left	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
p_turn_restlessness_to_back	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
p_turn_right	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_turn_right_to_back	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
p_turn_sitting_to_back	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ins	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Abbildung 5.1.11: Verwechslungsmatrix für Experiment 17 von 41

Die Spalte auf der linken Seite in Abbildung 5.1.11 stellt hierbei die Eingangsmodelle dar, die Zeile über der Verwechslungsmatrix die entsprechend bei der Klassifizierung zugeordneten Modelle. Die Diagonale der Matrix (grün hinterlegt) zeigt im Idealfall bei korrekter Erkennung die Anzahl der Eingangsmodelle und die korrekte Zuordnung an, die anderen Zahlenwerte beschreiben eine fehlerhafte Klassifizierung in Form von Verwechslungen (hier als Ersetzungen S (Substitutions) bezeichnet).

Aus der Matrix in Abbildung 5.1.11 geht z.B. hervor, dass das Modell der Aktion „p\_close“ (Schließen der Beine, Ausgangspunkt: Beine in V Position, Endpunkt: Beine liegen parallel nebeneinander und berühren sich) als „p\_turn\_right\_to\_back“ (Drehung von rechter Seitenlage in Rückenlage) verwechselt wurde (orangene Markierung in Abbildung 5.1.11) und dass die Aktion „p\_turn\_right\_to\_back“ (Drehung von rechter Seitenlage in Rückenlage) als „p\_extend“ (Öffnen der Beine, Ausgangspunkt: Beine liegen parallel nebeneinander und berühren sich, Endpunkt: Beine in V Position) fehlerhaft klassifiziert wurde (blaue Markierung in Abbildung 5.1.11).

Die unterste Zeile mit der Bezeichnung „Ins“ beinhaltet die Anzahl der Einfügungen I (Insertions), die Spalte auf der rechten Seite mit der Bezeichnung „Del“ stellt die Auslöschungen D (Deletions) dar. Diese Fehler treten in dem vorliegenden Beispiel nicht auf und sind daher mit Null angegeben.

### 5.1.8 Ergebnisse

Nachfolgend sind in Tabelle 5.4 und 5.5 die Ergebnisse für das im vorherigen Abschnitt beschriebene „Leave one out“ Experiment für jedes einzelne der 41 Experimente aufgeschlüsselt. Hierbei wird neben den Werten für „Correct“, kurz Corr und „Accuracy“, kurz Acc auch dargestellt, wie sich die einzelnen Fehler für Auslöschungen D, Ersetzungen S und Einfügungen I verhalten und welches Ergebnis an korrekt erkannten Lagen und Aktionen H bei N Eingangsaktionen vorliegt.

Die Gesamterkennungsraten berechnen sich jeweils aus den Mittelwerten und Standardabweichungen für „Correct“ und „Accuracy“. Diese sind in Tabelle 5.6 zusammen mit den Mittelwerten und Standardabweichungen für die Werte von H, D, I, S, und N dargestellt.

	Corr / %	Acc / %	H	D	S	I	N
Mittelwert	<b>84,49</b>	<b>73,42</b>	<b>20,54</b>	<b>0,98</b>	<b>2,80</b>	<b>2,68</b>	<b>24,32</b>
Std.-Abw.	<b>10,47</b>	<b>15,40</b>	<b>2,52</b>	<b>1,42</b>	<b>2,51</b>	<b>2,21</b>	<b>0,52</b>

Tabelle 5.6: Gesamtergebnisse Experiment 1 - 41

Die Gesamtanzahl N an enthaltenen Lagen/Aktionen pro Sequenz kann leicht variieren da nicht alle Aktionen von jeden Probanden durchgeführt wurden.

Aus den Experimenten ergibt sich im Mittel eine Erkennungsrate für „Correct“ von 84,49% mit 10,47% Standardabweichung und einer „Accuracy“ von 73,42% mit einer Standardabweichung von 15,40%. Diese Ergebnisse werden nachfolgend einmal im Detail analysiert.

Zunächst soll betrachtet werden, wie hoch ein Erkennungsfehler wäre, wenn versucht werden würde, durch simples erraten korrekte Erkennungsergebnisse zu erzielen. Dazu wird zunächst eine Gleichverteilung der Wahrscheinlichkeiten für die 20 eingesetzten Modelle angenommen. Diese Annahme würde, bedingt durch die gleiche Auftrittswahrscheinlichkeit für jedes Modell, zu einem Erkennungsfehler von im Mittel  $\frac{19}{20} \cdot 100\% = 95\%$  führen. Im Umkehrschluss führt dies zu einer „Er-

Experiment	Corr / %	Acc / %	H	D	S	I	N
1	60	28	15	0	10	8	25
2	64	56	16	2	7	2	25
3	92	92	23	0	2	0	25
4	84	68	21	4	0	4	25
5	79,17	75	19	2	3	1	24
6	91,67	87,5	22	0	2	1	24
7	92	84	23	0	2	2	25
8	76	60	19	0	6	4	25
9	95,65	78,26	22	0	1	4	23
10	76	52	19	4	2	6	25
11	62,5	50	15	2	7	3	24
12	68	60	17	0	8	2	25
13	96	96	24	0	1	0	25
14	84	84	21	0	4	0	25
15	91,67	70,83	22	2	0	5	24
16	91,67	79,17	22	2	0	3	24
17	92	92	23	0	2	0	25
18	87,5	66,67	21	2	1	5	24
19	91,67	79,17	22	2	0	3	24
20	100	95,83	24	0	0	1	24

Tabelle 5.4: Ergebnisse Experiment 1 - 20

kennungsrate“ von im Mittel etwa 5% pro Aktion/Lage bei den aktuell verwendeten 20 Modellen.

Eine Betrachtung der Einzelergebnisse in Tabelle 5.4 und 5.5 zeigt, dass die einzelnen Erkennungsexperimente des „Leave one out“ Experiments deutlich über der Auswahl eines geeigneten Modells durch simples erraten liegen, sich jedoch stark voneinander unterscheiden. Es sind Erkennungsraten für „Correct“ von 60% bis 100% und für „Accuracy“ von 28% bis 100% erreichbar.

Dies ist dadurch zu erklären, dass die Datensätze der Probanden relativ frei und ohne Restriktionen in Bewegungen und Lagen aufgenommen wurden. So kann es vorkommen, dass die einzelnen Bewegungen und Lagen zwar global die entsprechende Klasse abbilden, sich jedoch ggf. im Detail stark voneinander in ihrem Ablauf bzw. der eingenommenen Position unterscheiden können. Dieser Sachverhalt führt dazu, dass trotz der extrahierten allgemeinen Merkmale einige Differenzen nicht vollständig ausgeglichen werden können, was dann in einer ggf. geringeren Erkennungsrate resultiert.

Des Weiteren können beispielsweise einzelne Positionen oder Aktionen, die sich vom Prinzip her in ihrer Gewichtsverteilung auf der Liegefläche und deren zeitlichen Änderung unterscheiden, durch die Abbildung auf vier Sensoren ähnliche Sensor-Signale hervorrufen. Die aus diesen Signalen gewonnenen Merkmale gleichen sich entsprechend stark. Dies verursacht ein hohes Maß an Substitutionen und Einfügungen während des Klassifizierungsprozesses und damit ggf. eine nur

Experiment	Corr / %	Acc / %	H	D	S	I	N
21	79,17	70,83	19	0	5	2	24
22	70,83	41,67	17	6	1	7	24
23	79,17	70,83	19	0	5	2	24
24	87,5	66,67	21	2	1	5	24
25	83,33	79,17	20	0	4	1	24
26	100	100	25	0	0	0	25
27	79,17	75	19	0	5	1	24
28	79,17	75	19	0	5	1	24
29	83,33	79,17	20	2	2	1	24
30	87,5	50	21	0	3	9	24
31	66,67	62,5	16	2	6	1	24
32	83,33	70,83	20	0	4	3	24
33	91,67	79,17	22	0	2	3	24
34	88	88	22	0	3	0	25
35	100	87,5	24	0	0	3	24
36	79,17	66,67	19	2	3	3	24
37	84	76	21	2	2	2	25
38	91,67	87,5	22	0	2	1	24
39	100	87,5	24	0	0	3	24
40	91,67	75	22	2	0	4	24
41	83,33	66,67	20	0	4	4	24

Tabelle 5.5: Ergebnisse Experiment 21 - 41

durchschnittliche Erkennungsrate.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass das Klassifizierungssystem eine Erkennung der jeweiligen Aktion oder Lage eines Menschen in dem funktionalisierten Pflegebetts ermöglicht, dass jedoch, je nach betrachtetem Datensatz, nur mittelmäßige Erkennungsraten resultieren können.

Diese Betrachtungen müssten, wenn das Erkennungssystem beispielsweise mit modellbasierten Daten eingesetzt werden soll, im Bereich der Modellbildung bei der Modellierung der Bewegungsabläufe berücksichtigt werden. Nachfolgend wird daher eine Optimierung des Bewegungsablaufes im Bereich des mehrstufigen Modells vorgestellt.

## 5.2 Optimierte Bewegungssequenzen zur Modellbildung

Die initiale Realisierung der Bewegungsabläufe des Stickman Modells wurde in Abschnitt 4.1.3 vorgestellt. Hierbei wurde zunächst ein linearer Verlauf angenommen. Menschliche Bewegung kann zwar als zielgerichteter koordinierter Prozess beschrieben werden, der sich in einer räumlich-zeitlichen Veränderung ausdrückt [Gro87], jedoch ist dieser Prozess als „nichtlineare Funktion von Position und Geschwindigkeit der Gliedmaße sowie der Zeit“ [Die17] beschrieben.

Die Unterschiede zwischen einem linearen und einem realen Bewegungsablauf sind zusätzlich noch einmal beispielhaft in Abbildung 5.2.1 durch blaue Pfeile dargestellt, die den zeitlichen Verlauf der Bewegungen von einzelnen Körperteilen verdeutlichen sollen.

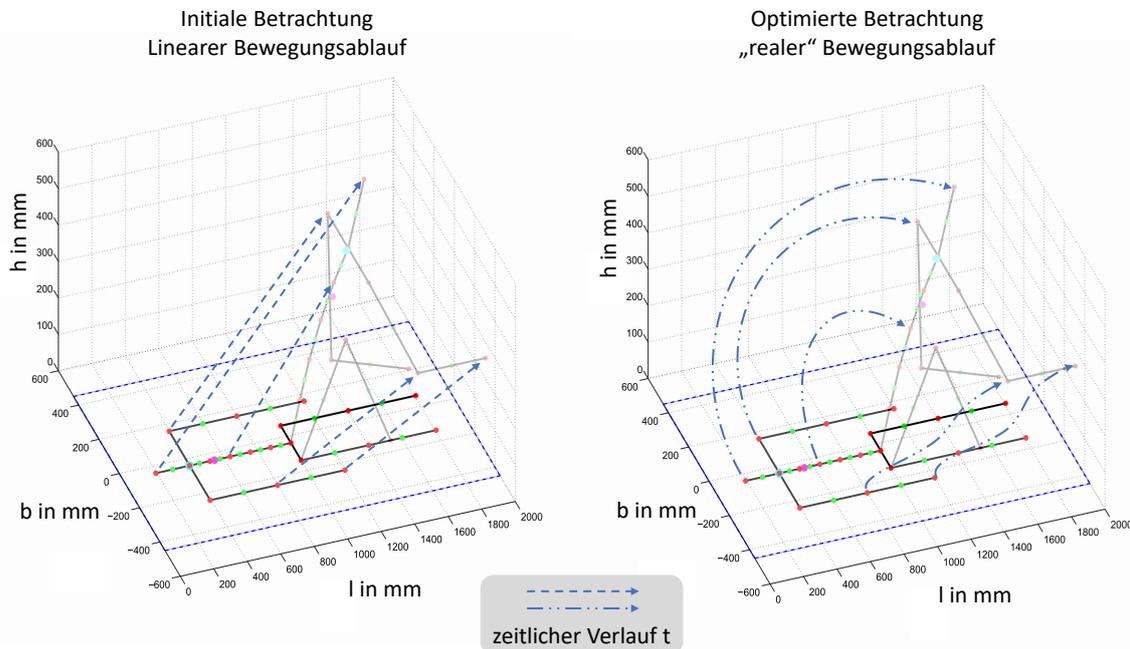


Abbildung 5.2.1: Bewegungsmodelle – Links: linearer Bewegungsablauf als Initialmodell, Rechts: beispielhafter Bewegungsablauf zur Verdeutlichung realer Bewegungsabläufe

In Abbildung 5.2.1, Links ist hierbei der zur Modellbildung in Abschnitt 4.1.3 eingesetzte initiale lineare Bewegungsablauf dargestellt. Abbildung 5.2.1 Rechts deutet beispielhaft eine reale Bewegung, wie sie z.B. aus Messungen mit einem Motion Capturing System resultieren kann an, um die nichtlinearen Zusammenhänge menschlicher Bewegungsabläufe aufzuzeigen. In einer realen Bewegung werden vom Menschen alle Körperteile zielgerichtet, aber nicht zwingend in einem linearem Ablauf bewegt. Grundlage für die Bewegungssequenz ist die Bewegung des „Hinsetzens“ aus der Rückenlage.

Weiterhin wurde die Komplexität von menschlichen Bewegungsabläufen auch nach dem Aufbau des Mustererkennungssystems in Abschnitt 5.1 deutlich. Die Betrachtung der Ergebnisse in Abschnitt 5.1.8 zeigt, dass sich nominell gleiche Bewegungen in ihrer Mikrostruktur stark unterscheiden können, was bei der Mustererkennung zu den bereits diskutierten Einbrüchen in der Erkennungsrate führen kann.

Für die Modellierung kann daher abgeleitet werden, dass die Annahme eines linearen Bewegungsablaufs den menschlichen Bewegungsablauf nicht optimal beschreibt und entsprechend Optimierungen gefunden werden müssen. Aus diesem Grund wurde nach besseren Beschreibungen gesucht, das Stickman Modell anhand von natürlichen Bewegungsabläufen zu parametrieren.

Hierzu wurden zunächst als Basis reale Bewegungsdaten für die Modellbildung und Simulation von Testpersonen unter Verwendung eines Motion Capturing Systems aufgezeichnet. Dies wird nachfolgend dargestellt.

### 5.2.1 Bewegungsdatenbank MoveHN

Motion-Capturing Systeme, kurz MoCap Systeme wurden in den letzten Jahren kontinuierlich weiterentwickelt und ihre Einsatzgebiete reichen von Aufgaben im Bereich der Animation [Sha19] bis hin zu Anwendungen in der Biosignalverarbeitung, z.B. zur Ganganalyse [Loo15] oder Bewegungsstrategieanalyse [Bur15]. Hierbei existieren verschiedene Ansätze und Methoden, um die Bewegungen erfassen und aufzeichnen zu können [Din17]. Weit verbreitet sind markerbasierte optische Systeme und Systeme, die auf Inertialsensorik, kurz als IMU (Inertial Measuring Unit) bezeichnet, basieren.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit werden IMU MoCap Systeme fokussiert, da diese für den speziellen Anwendungsfall zur Aufnahme von Bewegungsdaten in einem Pflegebett prädestiniert sind. Markerbasierte Systeme würden z.B. aufgrund von teilweiser Verdeckung einzelner Marker durch den Menschen in dem Pflegebett keine präzisen Aufnahmen ermöglichen. Es wird an dieser Stelle nicht weiter auf die jeweiligen Vor- und Nachteile der einzelnen Systeme eingegangen, hierfür wird auf entsprechende Literatur verwiesen [Moe06, Xia17].

Für die Erstellung der Bewegungsdatenbank wurde das Awinda Motion Capturing System der Firma XSens eingesetzt. Dieses System arbeitet mittels 17 kabellosen Trackern, die mit Riemen am Körper befestigt werden. Das System wird nachfolgend kurz vorgestellt, ein Beispiel ist in Abbildung 5.2.2 dargestellt.

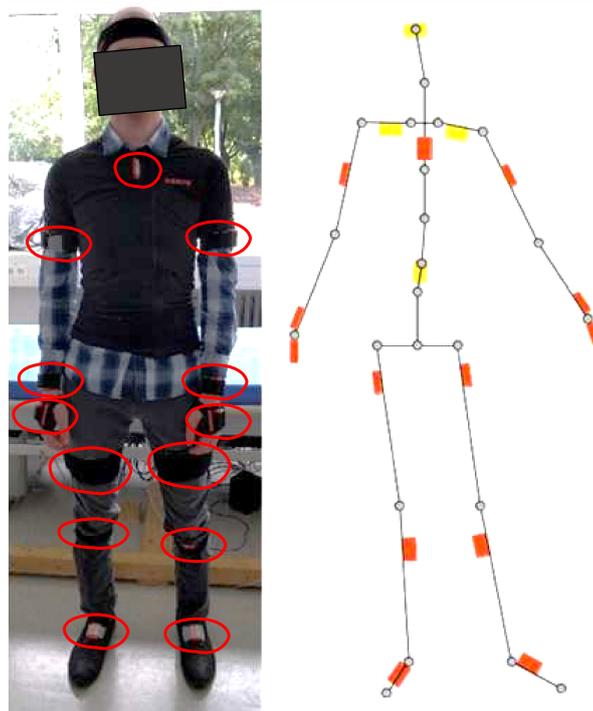


Abbildung 5.2.2: Testperson mit XSens-System (links) und Übersicht über die verschiedenen Sensoren (rechts)

In Abbildung 5.2.2 ist auf der linken Seite eine Testperson mit vollständig installiertem Sensorsystem dargestellt (die Sensorpositionen sind zur besseren Übersicht rot markiert), auf der rechten Seite sind die entsprechenden Sensoren zur besseren Orientierung beispielhaft an einem Stickman dargestellt. Die roten Bereiche auf der rechten Seite in Abbildung 5.2.2 repräsentieren Sensoren, die ventral, also an der Vorderseite des menschlichen Körpers angebracht sind, gelbe Bereiche sind

Sensoren die dorsal, also an der Rückseite, angebracht sind.

Das System richtet sich ursprünglich an Benutzer im Animationsbereich und ist dadurch gekennzeichnet, dass es sehr klein, robust und mobil einsetzbar ist. Die Abtastrate des tragbaren Systems beträgt  $60Hz$ , die Akkulaufzeit beträgt etwa 6 Stunden.

Die Sensoren sind im Übertragungsfrequenzbereich von  $2,4GHz$  drahtlos vernetzt und kommunizieren mit der Awinda-Basisstation über ein speziellen XSens-Protokoll, welches auf dem Standard IEEE 802.15.4 [Kra14] basiert. Die Weiterverarbeitung der Daten erfolgt über die XSens MVN Studio Software. Alle Sensoren werden mit einer internen Abtastrate von  $1KHz$  abgetastet.

Die Software liefert Messwerte für die lineare Beschleunigung, die Winkelgeschwindigkeit, das Magnetfeld und die Sensororientierung im Raum. Zusätzlich ist es möglich, Positionen von 23 Modellkörperteilen, z.B. Kopf, Schulter, Wirbelsäule, Becken, Arme und Beine usw. individuell zu berechnen und als Stickman Struktur abzubilden. Diese ist vergleichbar mit der Stickman Struktur die im Rahmen der vorliegenden Arbeit eingesetzt wird, jedoch ist die XSens Struktur im Bereich der Schulter und der Extremitäten im Hinblick auf die Anzahl der Knoten umfangreicher.

Ein großer Vorteil des Systems ist das XML-basiertes Dateiformat, in dem die gesammelten Daten auch für externe Anwendungen verfügbar gemacht werden. Dies erleichtert die Weiterverarbeitung der Daten. Ein weiterer Vorteil des Systems ist, dass es durch die eingesetzte drahtlose Übertragungstechnologie der Sensorsignale auch ohne Probleme an ungewöhnlichen Messorten eingesetzt werden kann, zum Beispiel innerhalb eines Pflegebettes, um verschiedene Positionen und Bewegungen zu erfassen.

Weitere Details zum XSens-System sollen an dieser Stelle nicht dargestellt werden, hierzu wird auf das zugehörige Handbuch [XSe15] verwiesen.

Wie bereits in Kapitel 4.1.3 dargestellt wurde, werden in den Bereichen Medizin und Sportwissenschaften detaillierte Informationen zu menschlichen Bewegungen bereitgestellt und auch eingesetzt. Häufig sind diese Darstellungen jedoch sehr theoretisch und auf einzelne Körperteile fokussiert. Dadurch sind diese nur bedingt im Bereich der Modellbildung anzuwenden.

Um dennoch die Bewegungsmuster realer Menschen untersuchen zu können und diese später in eigenen Entwicklungen im Bereich der Modellbildung gezielt einzusetzen, wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit eine eigene Datenbank mit Datensätzen von unterschiedlichen menschlichen Bewegungsmustern in einem Pflegebett mittels des XSens Awinda Motion Capturing System erstellt.

Der Fokus der Datenbank liegt hierbei auf als typisch zu definierenden Bewegungsabläufen und Körperpositionen eines Menschen in einem Bett bzw. Pflegebett. Insgesamt umfasst die Datenbank 680 Dateien mit ungefähr 400 Minuten an Bewegungsdaten.

Diese wurden in zehn Datensätze (jeweils von fünf Männern und fünf Frauen) unterteilt. Pro Proband wurden jeweils zwei Aufnahmesitzungen an zwei verschiedenen Tagen durchgeführt. Das Alter der Probanden liegt zwischen 23 und 30 Jahren, das Körpergewicht liegt in einem Bereich von  $67kg$  bis  $115kg$  und die Körpergröße liegt in einem Bereich von  $156cm$  bis  $184cm$ . Die Gruppe der Probanden entspricht nicht der tatsächlichen Zielgruppe der Personen über 65 Jahre. Es ist jedoch trotzdem sinnvoll, Daten von jüngeren Menschen aufzunehmen, da Bewegungsabläufe benötigt werden, die eher der Norm eines Bewegungsprozesses entsprechen. Ältere Probanden sind ggf. in ihrer Bewegung eingeschränkt, was zu Störungen und Artefakten und damit zu nicht optimalen Bewegungssequenzen führen kann.



Abbildung 5.2.3: Beispiel für vier unterschiedliche Positionen der Datenbank

Insgesamt wurde 20 verschiedene Aktionen und neun verschiedene Körperpositionen berücksichtigt. In Abbildung 5.2.3 sind vier Lagen der Datenbank dargestellt. Abbildung 5.2.3 links oben zeigt eine Seitenlage auf der rechten Körperseite mit angewinkelten Beinen, in Abbildung 5.2.3 links unten ist eine Rückenlage mit beginnender Drehung in die Seitenlage links dargestellt. Die in Abbildung 5.2.3 rechts oben dargestellte Körperhaltung zeigt eine sitzende Position am Bettrand, diese wird ergänzt durch die in Abbildung 5.2.3 rechts unten dargestellte Position des geduckten Sitzens. Ein Überblick über die Aktionen und Körperpositionen wird in Tabelle 5.7 gegeben.

Körperhaltung	Kurzbeschreibung	Korrespondierende Aktionen
Rückenlage	Person in Rückenlage, Bettmitte, Arme und Beine nahe am Körper	Bewegung in die jeweilige Folgelage
Rückenlage, ausgestreckt	Person in Rückenlage, Bettmitte, Arme und Beine ausgestreckt	Rückenlage in ausgestreckte Rückenlage und zurück
Bauchlage	Person in Bauchlage	Seitenlage links in Bauchlage, Bauchlage in Seitenlage links
Seite links, gerade	Person in linker Seitenlage, Beine gerade	Drehen in Seitenlage, Drehen in Rückenlage
Seite links, angewinkelt	Person in linker Seitenlage, angewinkelte Beine	Drehen in Seitenlage, Drehen in Rückenlage
Seite rechts, gerade	Person in rechter Seitenlage, Beine gerade	Drehen in Seitenlage, Drehen in Rückenlage
Seite rechts, angewinkelt	Person in rechter Seitenlage, angewinkelte Beine	Drehen in Seitenlage, Drehen in Rückenlage
Sitzen	geducktes Sitzen, Bettmitte	Hinsetzen, hinlegen, jeweils bezogen auf die Rückenlage

Tabelle 5.7: Aktionen und Körperpositionen der MoveHN Datenbank

Jede Testsequenz ist so entworfen worden, dass die Testperson ihre Körperposition von einer Lage A über eine Aktion zur Lage B ändert und dann zurück über eine Aktion in die Ausgangslage A zurück kommt. Die Dauer der Sequenz ist nicht festgelegt, um einen natürlichen Verlauf der Körperbewegungen und der Körperpositionen zu gewährleisten. Die prinzipielle Sequenz ist in Abbildung 5.2.4 dargestellt.

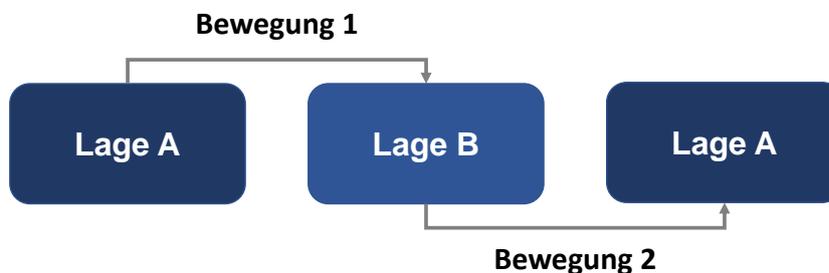


Abbildung 5.2.4: Bewegungsablauf der Datenbank

Der Vorteil der so erstellten Bewegungsabläufe ist, dass sich die Testperson relativ natürlich verhält und so entsprechend realistische Bewegungssequenzen resultieren. Da jedoch keinerlei Vorgaben zu Arm und Beinbewegungen gemacht wurden kann es vorkommen, dass Bewegungssequenzen, die den selben Vorgang beschreiben in ihrer Detailstruktur stark variieren. Um die Daten in späteren Anwendungen sinnvoll nutzen zu können, wurde daher für jeden Datensatz ein so genanntes „Label“ erstellt, welches die zeitlichen Informationen der jeweiligen Sequenz abbildet. Dies wurde in einem halbautomatischen Prozess durchgeführt, wobei die Labelinformationen abschließend manuell überprüft wurden. Die Datenbank wurde als „MoveHN“ Datenbank in [Kit17c] vorgestellt und steht mittels Download interessierten Nutzern kostenfrei zur Verfügung.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit werden die 23 Körperteile, die das XSens System in Form der Stickman Struktur bereit stellt, auf 21 Elemente reduziert, da die Hände und Fußspitzen vernachlässigt werden. Die Daten der XSens Stickman-Struktur können anschließend in das bereits vorgestellte eigene Stickman System konvertiert und direkt in das mehrstufige Modell eingebunden werden. Dadurch wird es möglich, die Bewegungen einzelner Personen aus der Datenbank direkt in dem mehrstufigen Modell zu nutzen.

### 5.2.2 Personenunabhängige Bewegungsdaten

Nach dem Aufbau der MoveHN Datenbank können die in der Datenbank enthaltenen Bewegungsabläufe von Einzelpersonen, wie beschrieben, zur Simulation etc. verwendet werden. Da jedoch auch möglichst von Einzelpersonen unabhängige Bewegungssequenzen in der Simulation zum Einsatz kommen sollen, wurde zusätzlich ein Verfahren zur Erstellung von gemittelten Bewegungssequenzen entwickelt. Der in [Kit18] vorgestellte Ansatz nutzt hierfür Teile eines auf Hidden Markov Modellen basierenden Mustererkennungssystems. HMMs werden, wie bereits in Abschnitt 5.1 vorgestellt wurde, im Bereich der Mustererkennung eingesetzt, können jedoch auch, wie nachfolgend beschrieben wird, als eine Art Generator verwendet werden.

Allgemein betrachtet enthält ein HMM die „mittleren“ Informationen des zu modellierenden Prozess sowie entsprechende Informationen zur zeitlichen Struktur des Prozesses. Zusätzlich kann eine große Anzahl von Parametern eingestellt werden (Anzahl von Zuständen und zu nutzenden Gaußschen Verteilungen, Detaillierungsgrad des HMMs usw.). Diese Eigenschaften werden in der vorlie-

genden Arbeit ausgenutzt, um gemittelte Bewegungsabläufe zu generieren. Die einzelnen Schritte zur Mittelung der Bewegungsabläufe werden im folgenden Abschnitt ausführlich beschrieben. Als Grundlage ist ein Blockschaltbild des gesamten Ansatz in Abbildung 5.2.5 dargestellt.

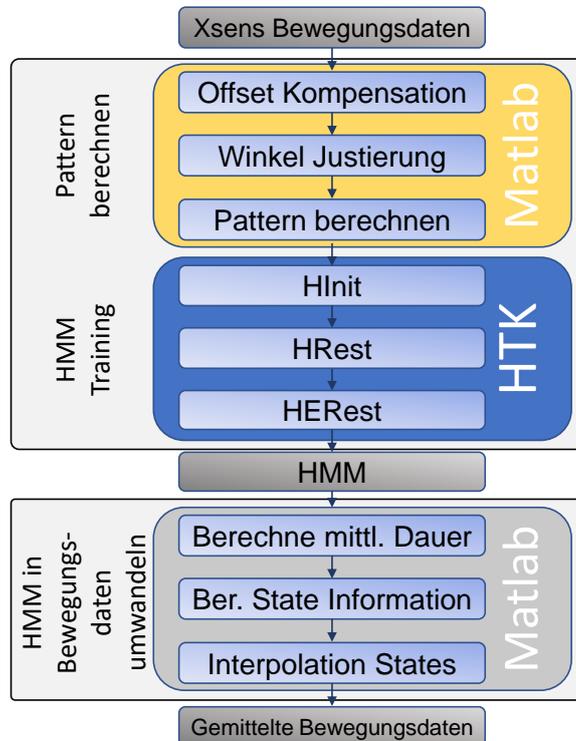


Abbildung 5.2.5: Verfahren zur Erzeugung gemittelter Bewegungsdaten([Kit18])

Die Vorverarbeitung und Neuberechnung der Bewegungsdaten erfolgt mit Mathworks Matlab, die Berechnung der HMMs erfolgt mit bereits in Abschnitt 5.1 vorgestellten Funktionen des Hidden Markov Toolkit der Universität Cambridge, kurz HTK [You06].

### 5.2.2.1 Erzeugung von HMMs aus XSens-Bewegungsdaten

Das Verfahren zur Erstellung von gemittelten Bewegungsdaten ist, wie in Abbildung 5.2.5 dargestellt wurde, in zwei Abschnitte aufgeteilt. Diese bestehen aus der Vorbereitung der Daten („Pattern berechnen“) und der eigentlichen Erzeugung der HMMs („HMM Training“).

**Vorbereitung der Daten** Zunächst werden die so genannten „Pattern“, ein Merkmalsvektor mit den für die Erzeugung des HMM relevanten Informationen, erstellt. Hierzu ist in einem initialen Schritt die Vorverarbeitung der Xsens-Daten mittels Normierung der Positionen durch Offset-Kompensation und Winkelkorrektur erforderlich. Mit der Offset-Kompensation werden die Datensätze der einzelnen Personen im Bereich des Beckens durch Koordinatenverschiebung für die jeweilige Aktion im Nullpunkt eines dreidimensionalen kartesischen Koordinatensystems zentriert. Im nächsten Schritt wird die Drehung des Körpers in der x-y-Ebene berechnet und entsprechend angepasst, sodass die Ausrichtung von Kopf und Becken entlang der x-Achse erfolgt. Diese Schritte sind notwendig, da sich die einzelnen Datensätze in Bezug auf Nullposition und Ausrichtung in den Grunddaten bereits stark unterscheiden.

Anschließend werden die bearbeiteten x-, y- und z-Positionskoordinaten des jeweiligen XSens Datensatz, die die Darstellung von Länge, Breite und Höhe in Bezug auf den Liegebereich für jedes Körperteil enthalten, als Merkmalsvektoren mit 63 Elementen pro Merkmalsvektor (21 Körperteile mit je drei Positionskoordinaten) für jede Probe in chronologischer Reihenfolge als Muster gespeichert.

**Erstellung der HMMs** Nach der Datenvorbereitung beginnt die eigentliche Berechnung der HMMs. Die verwendeten HTK [You06] Funktionen sind bereits in Abschnitt 5.1.4 vorgestellt worden. Die Berechnung der HMMs wird auch an dieser Stelle wieder als "Training" bezeichnet.

Initial kommt erneut die HTK Funktion "HInit" zum Einsatz. Nach der Ausführung von „HInit“ wird in der Funktion „HRest“ das bereits dargestellte segmentierte Baum-Welch-Training durchgeführt, um die Parameter der anfänglichen HMMs neu zu schätzen. Eine abschließende Verfeinerung der HMMs wird durch die Funktion "HERest" erreicht.

Nach diesen drei Verarbeitungsschritten stellt jedes resultierende HMM einen gemittelten Bewegungsablauf für die festgelegte Aktion dar, der entsprechend weiter verarbeitet werden kann. Die numerischen Werte, die für die Erstellung der HMM zu Grunde liegen sind in Tabelle 5.8 dargestellt.

Parameter	Wert
Anzahl der Bewegungssequenzen/HMM	17
Anzahl der Zustände pro HMM (total/emittierend/dummy)	20/18/2
Anzahl der Gauß-Mischverteilungen pro Zustand	1
Abtastrate $f_s$ der Eingangsdaten	60Hz
$t_{shift}$	$\frac{1}{f_s}$

Tabelle 5.8: Parameter für die HMM Mittelung

### 5.2.2.2 Berechnung von Bewegungsdaten aus HMMs

Nachfolgend wird dargestellt, wie aus den gemittelten Bewegungsdaten, die als HMM vorliegen, für das Modell nutzbare Daten analog zu der Struktur der Xsens-Daten berechnet werden können.

Ausgangspunkt ist das HMM der jeweiligen Bewegung. Dieses liegt als lineare HMM-Struktur ohne Zustandsprünge vor (siehe Abbildung 5.2.6).

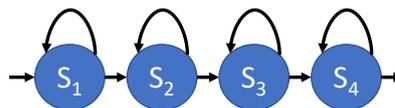


Abbildung 5.2.6: Beispielhaftes lineares HMM mit vier States ohne Sprünge

Da keine explizite zeitliche Struktur in dem HMMs vorhanden ist, muss diese zunächst geschätzt werden (siehe Abbildung 5.2.7). Hierzu wird ein adaptierter Ansatz aus [Hir08] verwendet.

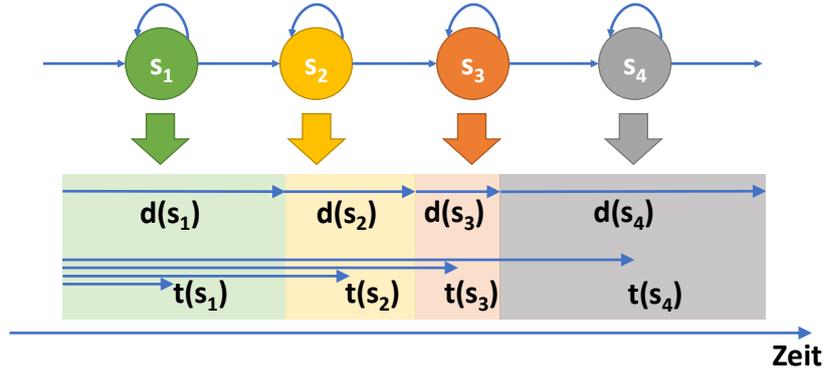


Abbildung 5.2.7: Bestimmung der zeitlichen Struktur aus einem HMM

Zunächst wird die mittlere Dauer des Signalabschnitts  $d(S_n)$  bestimmt. Dazu wird die Dauer  $d$  des Verbleibs in einem Zustand  $S_n$  aus der bedingten Wahrscheinlichkeit des Verweilens in einem Zustand  $p(S_t = S_n | S_{t-1} = S_n)$  bei dem zeitlichen Übergang von  $t - 1$  auf  $t$  berechnet:

$$d(S_n) = \frac{1}{1 - p(S_t = S_n | S_{t-1} = S_n)} \cdot t_{shift} \quad (5.2.1)$$

Hierbei repräsentiert  $t_{shift}$  die Überlappung der Merkmalsvektoren. Diese entspricht dem zeitlichen Versatz des Analyse-Fensters aus der Merkmalsextraktion (siehe Abschnitte 5.2.2.1 und Tabelle 5.8).

Anschließend kann die Zeit  $t(S_n)$  für das Auftreten eines Zustands  $S_n$  berechnet werden, indem die Mitte des Zeitintervalls des zugeordneten Zustands als Ausgangspunkt angenommen wird.

$$t(S_n) = \left[ \sum_{j=1}^{n-1} d(S_j) \right] + \frac{d(S_n)}{2} \quad (5.2.2)$$

Nachdem die zeitliche Information des betrachteten HMM ermittelt wurde, werden die zugehörigen Parameter  $X_k$  berechnet. Jeder einzelne Zustand eines HMMs versucht, den zugehörigen Abschnitt des Bewegungsablaufs, entsprechend der in der Merkmalsextraktion bestimmten Parameter, anhand einer mehrdimensionalen Verteilungsdichtefunktion dieser Parameter zu beschreiben.

In dieser Arbeit wurde eine Modellierung als Gaußsche Verteilung verwendet, durch die die Funktion anhand von Mittelwert und Varianz beschrieben werden kann. Für die in dem HMM der jeweiligen Bewegung enthaltenen Koordinaten-Merkmale wird die Anzahl  $NR_{mix}$  der Gaußschen Verteilungen  $c_k$  summiert und mit dem Gewichtungsfaktor  $w$  der Mischungverteilungen  $mix$  in dem HMM multipliziert.

$$X_k = \sum_{j=1}^{NR_{mix}} w(mix_j) \cdot c_k(mix_j) \quad (5.2.3)$$

Die Parameter  $X_k$  werden abschließend mittels  $C^2$  Spline-Interpolation in eine geeignete zeitliche Struktur gebracht. Dies geschieht unter Berücksichtigung der entsprechenden Abtastfrequenz.

$$\begin{aligned} & \{X_k(t(S_1)), X_k(t(S_2)), X_k(t(S_3)), \dots\} \\ & \xrightarrow{\text{Spline}} \\ & \{X_k(0), X_k(t_{shift}), X_k(2 \cdot t_{shift}), \dots\} \end{aligned} \quad (5.2.4)$$

Die resultierenden Werte entsprechen den Koordinaten und deren Änderung eines gemittelten Bewegungsablaufs und können entweder visualisiert oder im biomechanischen Modell angewendet werden.

**Evaluation** Aus den Daten der MoveHN-Datenbank wurden aus den Bewegungen der Einzelpersonen entsprechend gemittelte Bewegungen erstellt. Die resultierenden gemittelten Datensätze wurden zunächst visuell analysiert und bewertet. Dieses Kriterium eignet sich an dieser Stelle für eine initiale Überprüfung gut, ist jedoch für eine weitere Überprüfung sehr subjektiv und damit nur bedingt geeignet. Um entscheiden zu können, inwieweit die Grunddaten für die verschiedenen Testpersonen und Aufnahmesitzungen von dem jeweiligen gemittelten Bewegungsablauf abweichen, wird daher an dieser Stelle ein Distanzmaß, die so genannte Time Warp Edit Distanz [Mar09], kurz TWED, vorgeschlagen. Diese ist nachfolgend im Detail dargestellt.

**Time Warp Edit Distanz** Die TWED wurde als Distanzmaß gewählt, da es sich hierbei um ein so genanntes „elastisches“ Distanzmaß handelt. Dies unterscheidet sich von einem starren Entfernungsmaß wie z.B. die euklidische Distanz darin, dass anhand der TWED Unterschiede zwischen den Bewegungsabläufen durch Dehnung oder Verschiebung in Bezug auf die Zeitachse berücksichtigt werden können. Hierzu wird mittels TWED der Abstand  $\delta$  aus zwei Zeitreihen bestimmt, indem Datenpunkte aus einer der zu vergleichenden Zeitreihen gelöscht werden, um diese Zeitreihe in Abschnitten mit der anderen Zeitreihe vergleichen zu können. Durch den Vergleich entstehen so genannte „Kosten“. Je höher die Kosten für die Löschung oder je weiter entfernt angeblich geeignete Datenpunkte sind, desto unähnlicher sind die Zeitreihen. TWED wird als Abstandsmaß für diskrete Zeitreihen verwendet und ist im Vergleich zu Entfernungsmaßen wie Dynamik Time Warping (DTW) eine Metrik. Sie wurde erstmals 2009 von Marteau [Mar09] vorgeschlagen. Die entsprechende formalistische Beschreibung zur Berechnung der Distanz  $\delta$  lautet:

$$\delta_{\lambda,\nu}(A_1^p, B_1^q) = \text{Min} \begin{cases} \delta_{\lambda,\nu}(A_1^{p-1}, B_1^q) + \Gamma(a'_p \rightarrow \Lambda) & \text{Löschen in A} \\ \delta_{\lambda,\nu}(A_1^{p-1}, B_1^{q-1}) + \Gamma(a'_p \rightarrow b'_q) & \text{Übereinstimmung} \\ \delta_{\lambda,\nu}(A_1^p, B_1^{q-1}) + \Gamma(\Lambda \rightarrow b'_q) & \text{Löschen in B} \end{cases} \quad (5.2.5)$$

mit

$$\begin{aligned} \Gamma(a'_p \rightarrow \Lambda) &= d_{LP}(a'_p, a'_{p-1}) + \nu \cdot (t_{a_p} - t_{a_{p-1}}) + \lambda \\ \Gamma(a'_p \rightarrow b'_q) &= d_{LP}(a'_p, b'_q) + d_{LP}(a'_{p-1}, b'_{q-1}) + \nu \cdot (|t_{a_p} - t_{b_q}| + |t_{a_{p-1}} - t_{b_{q-1}}|) \\ \Gamma(\Lambda \rightarrow b'_q) &= d_{LP}(b'_p, b'_{p-1}) + \nu \cdot (t_{b_q} - t_{b_{q-1}}) + \lambda \end{aligned} \quad (5.2.6)$$

Wobei die Rekursion  $\delta_{\lambda,\nu}$  wie folgt initialisiert wird:

$$\begin{aligned} \delta_{\lambda,\nu}(A_1^0, B_1^0) &= 0, \\ \delta_{\lambda,\nu}(A_1^0, B_1^j) &= \infty \text{ für } j \geq 1 \\ \delta_{\lambda,\nu}(A_1^i, B_1^0) &= \infty \text{ für } i \geq 1 \end{aligned} \quad (5.2.7)$$

mit  $a'_0 = b'_0 = 0$  nach Konvention.

Die TWED erlaubt die Berechnung selbst minimaler Unterschiede in den Bewegungen und Körperpositionen, z.B. Bewegungspausen oder vergleichbare Bewegungen mit unterschiedlicher zeitli-

cher Dauer. Die Distanzwerte werde auf die jeweilige Länge  $N$  und  $M$  des Datensatzes  $A$  und  $B$  normiert.

$$\delta_{\lambda,\nu,norm}(A, B) = \frac{\delta_{\lambda,\nu}(A, B)}{N \cdot M} \quad (5.2.8)$$

Wenn die Sequenzen absolut identisch sind, ist der Abstand  $\delta_{\lambda,\nu,norm}(A, B) = 0$ . Andernfalls liegt der Abstandswert zwischen Null und Eins, wobei Eins eine Gesamtdifferenz der Daten anzeigt. Die Parameter  $\lambda$  und  $\nu$  können nach Bedarf festgelegt werden. Parameter  $\lambda$  legt hierbei den Wert für die Bestrafung der Abstände bei Löschoptionen fest, Parameter  $\nu$  definiert die Elastizität, wobei  $\nu \geq 0$  erforderlich ist. In der vorliegenden Arbeit wurde für  $\lambda = \nu = 0,5$  empirisch ermittelt.

**Evaluation** Um die resultierenden mittleren Bewegungssequenzen zu evaluieren, sind in Abbildung 5.2.8 als Beispiel die Distanzen für die Bewegungen „auf den Bauch drehen“ (oben) und „auf die rechte Seite drehen“ (unten) zwischen dem HMM und dem entsprechenden Ursprungsdatensatz, getrennt für die drei Koordinaten  $x$ ,  $y$  und  $z$ , dargestellt. Die Zuordnung zu den einzelnen Körperteilen aus Abbildung 5.2.8 ist in Tabelle 5.9 gegeben.

Körperteil XS	Körperteil	Körperteil XS	Körperteil
XS_01	Hüfte	XS_12	Linke Schulter
XS_02	L5	XS_13	Linker Oberarm
XS_03	L3	XS_14	Linker Unterarm
XS_04	T12	XS_15	Linke Hand
XS_05	T8	XS_16	Rechter Oberschenkel
XS_06	Hals	XS_17	Rechter Unterschenkel
XS_07	Kopf	XS_18	Rechter Fuß
XS_08	Rechte Schulter	XS_19	Linker Oberschenkel
XS_09	Rechter Oberarm	XS_20	Linker Unterschenkel
XS_10	Rechter Unterarm	XS_21	Linker Fuß
XS_11	Rechte Hand		

Tabelle 5.9: Zuordnung der Körperteile zu den Beschriftungen in den Abbildungen

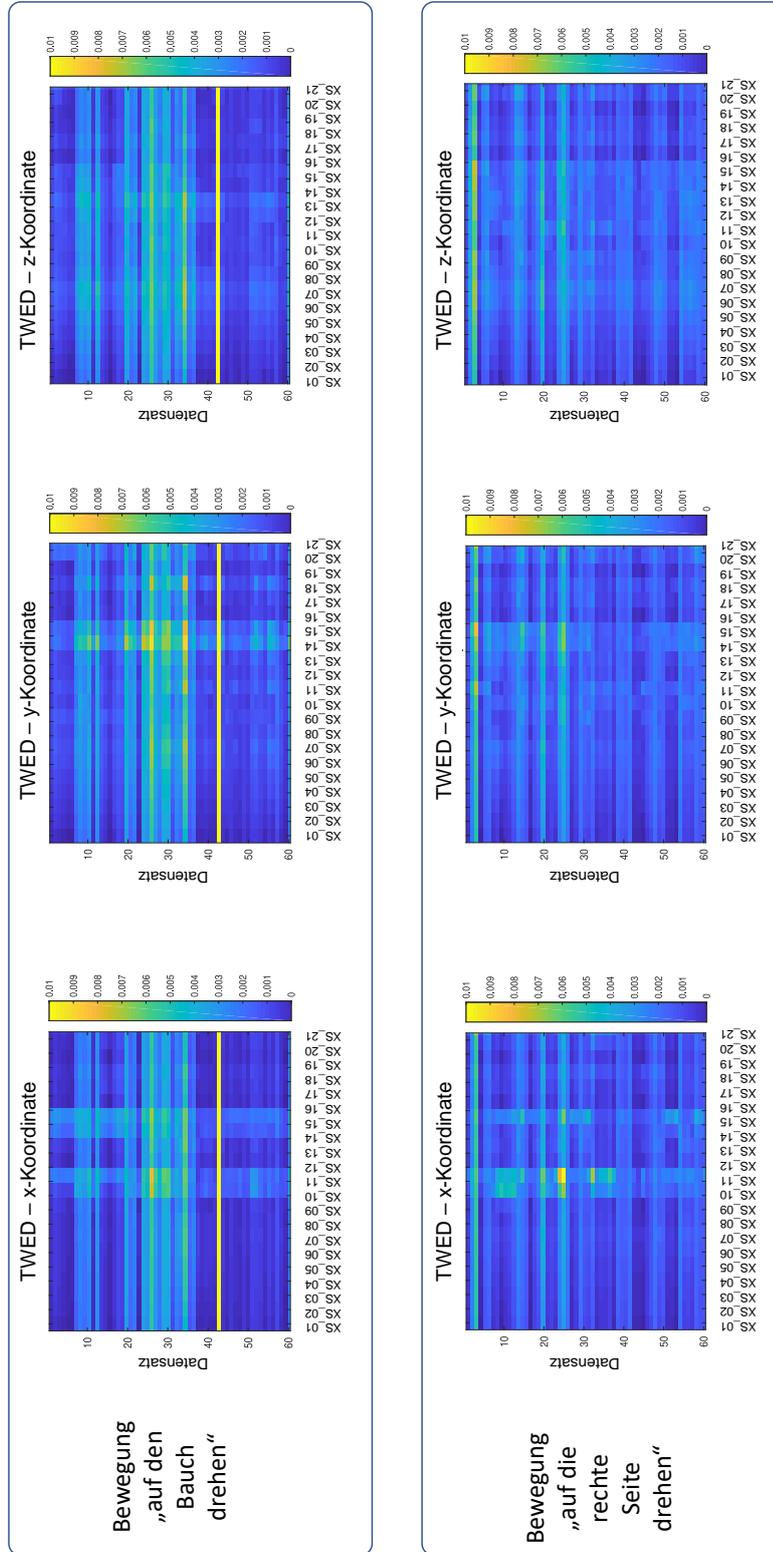


Abbildung 5.2.8: Distanzen zwischen HMM und dem entsprechenden Ursprungsdatensatz für die Bewegungen „auf den Bauch drehen“ (oben) und „auf die rechte Seite drehen“ (unten), Links: x-Koordinate, Mitte: y-Koordinate und Rechts: z-Koordinate

Die einzelnen Abstände sind in Abbildung 5.2.8 für jedes Körperteil für jeweils 60 verschiedene Datensätze in sogenannten Heatmaps dargestellt, die Datensätze sind numerisch auf der Ordinate angegeben, auf der Abszisse sind entsprechend Tabelle 5.9 die jeweiligen Körperteile zugeordnet.

Werden zunächst die Distanzen der beiden Bewegungen betrachtet, kann festgestellt werden, dass die Distanzen der gemittelten Bewegung zu den Originaldaten der Aktion „auf den Bauch drehen“ (Abbildung 5.2.8, oben) im Vergleich wesentlich größere Unterschiede als bei der gemittelten Bewegung der Aktion „auf die rechte Seite drehen“ aufweisen.

Die numerischen Ergebnisse der jeweiligen TWED wurde anhand einer visuellen Analyse überprüft und verifiziert. Bei dieser Analyse konnte bestätigt werden, dass die Variabilität zwischen den einzelnen Bewegungssequenzen der Bewegung „auf den Bauch drehen“ teilweise große Abweichungen im direkten Vergleich untereinander aufweisen. Eine Bewegung kann sogar als Ausreißer betrachtet werden, dies ist in der Abbildung als durchgehend gelb gefärbte Distanz für alle drei Koordinaten zu erkennen.

Werden die einzelnen Distanzen in Abbildung 5.2.8 im Detail betrachtet, ist deutlich zu erkennen, dass die größten Unterschiede bei beiden Bewegungen im Bereich der Schulter (XS\_09), Arme (XS\_10) und Hände (XS\_14 und XS\_15) bestehen. Diese Abweichungen sind darauf zurückzuführen, dass die Personen bei dem jeweiligen Positionswechsel in der Wahl der einzelnen Bewegungen frei waren. So wurden z.B. die Arme bei der nominell selben Bewegung teilweise ausgestreckt, teilweise angelegt. Dies hat zur Folge, dass unterschiedliche Bewegungen und Positionen gerade im Bereich der oberen Extremitäten auftreten.

Allgemein kann festgehalten werden, dass im Bereich der x-Achse und der z-Achse in der Regel größere Abweichungen durch die Variabilität des entsprechenden Bewegungsablaufs auftreten.

Aus den Vergleichen der einzelnen Datensätze mit den gemittelten Ergebnissen wird weiterhin deutlich, dass die Abweichungen im Bereich der Hände und Arme auch teilweise in den gemittelten Bewegungsabläufen auftreten, was mittels einer visuellen Analyse bestätigt werden konnte.

Somit kann zusammenfassend festgehalten werden, dass die vorgestellte Methode zum Erstellen eines gemittelten Bewegungsablaufs aus MoCap-Daten basierend auf einem HMM Ansatz korrekt funktioniert und weitestgehend zuverlässige gemittelte Bewegungssequenzen liefert. Die Evaluation macht aber auch deutlich, dass es in Einzelfällen zu Störungen des Bewegungsablaufs durch die Mittelung kommen kann.

Als Ausgleichsmaßnahme ist eine nachträgliche Optimierung der Bewegungsmuster zielführend. Diese wird im folgenden Abschnitt vorgestellt und diskutiert. Für eine weitere Anwendung ist es zusätzlich sinnvoll, neben den TWED Analysen zur Evaluation der Güte der gemittelten Bewegungssequenzen ein Maß zu nutzen, welches es erlaubt, die Qualität der Bewegungssequenzen nach der Optimierung im Vergleich zur ursprünglichen Bewegungssequenz zu bestimmen. Dazu werden im nächsten Abschnitt vier Qualitätskriterien vorgestellt, die es ermöglichen die gemittelten Bewegungen mit realen menschlichen Bewegungen vergleichen und bewerten zu können.

### 5.2.3 Optimierung der gemittelten Bewegungsdaten

An die vorliegende Arbeit wurde eine Masterthesis [Dem19] angegliedert, in deren Rahmen die Optimierung der gemittelten Bewegungssequenzen betrachtet wurde. Hierbei wurden Clusteringverfahren und Möglichkeiten zur Optimierung von Bewegungsabläufen mittels Methoden der Kinetik analysiert und implementiert. Das Verfahren sowie die auf das mehrstufige Modell erweiterten Ergebnisse [Kit21a] werden nachfolgend dargestellt.

### 5.2.3.1 Kinematik

Im vorherigen Abschnitt wurde bereits das Verfahren zur Erzeugung mittlerer Bewegungsabläufe basierend auf den Daten des XSens MoCap Systems vorgestellt. Bei der Betrachtung der resultierenden mittleren Bewegungsabläufe wird, wie bereits beschrieben wurde, deutlich, dass sich gerade im Bereich der Bewegungen von Armen und Beinen aber auch bei Endlagen des Körpers, bedingt durch die Mittelungen, Abweichungen von als „normal“ angenommenen Körperhaltungen und Bewegungen ergeben. Als Grundlage werden die aus dem bereits vorgestellten Verfahren zur Mittelung von menschlichen Bewegungen resultierenden diskreten Bewegungsabläufe  $S$  der Länge  $N$  betrachtet, bei denen ein zeitlicher Bewegungsablauf in einzelne diskrete Körperhaltungen  $p_i$  zerlegt werden kann.

$$S = \langle p_1^{(\#S)}, p_2^{(\#S)}, \dots, p_N^{(\#S)} \rangle \quad (5.2.9)$$

Jede Körperhaltung  $p_i$  wird durch den in Kapitel 4 dargestellten Stickman abgebildet und durch die 19+2 Körperpunkte und die entsprechenden Winkel beschrieben.

**Vorbetrachtung** Zunächst wird als Vorbetrachtung beispielhaft der in Abbildung 5.2.9 dargestellte Winkelverlauf des rechten Schultergelenks für die Winkel  $\theta$  und  $\varphi$  der Testperson NH001 aus dem XSens Datensatz der Datenbank visualisiert.

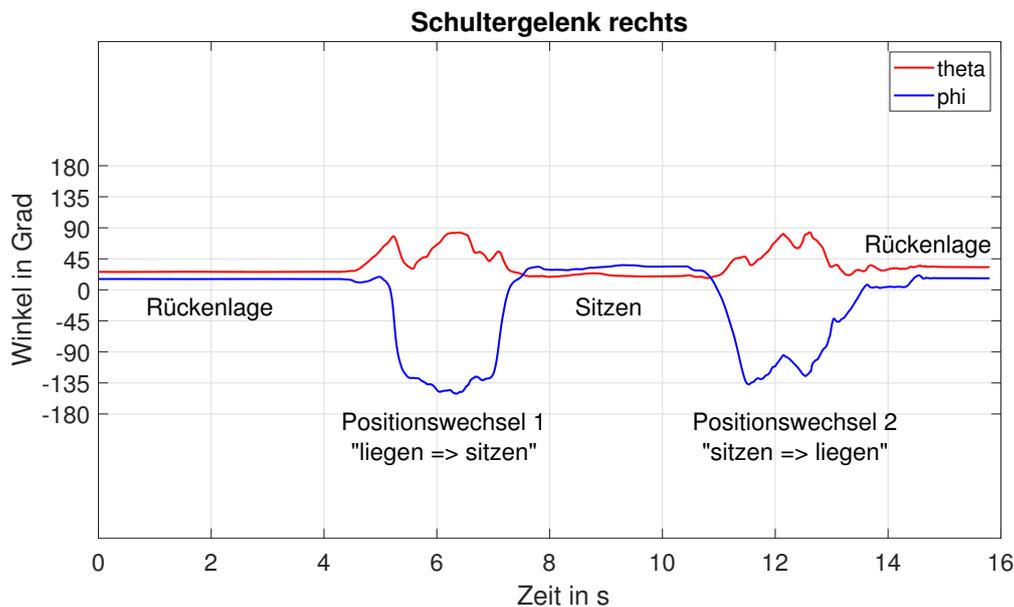


Abbildung 5.2.9: Beispielhafter Bewegungsverlauf des rechten Schultergelenks der Testperson NH001 bei einem Wechsel der Lage von Rückenlage über Sitzen in Rückenlage

Der Bewegungsablauf wurde so gestaltet, dass sich die Person aus der Rückenlage auf der Matratze aufrichtet und setzt, einen Moment sitzend verweilt und sich anschließend wieder hinlegt.

Abbildung 5.2.9 zeigt hierbei anhand der Winkel der Schulter deutlich das Bestreben der Person, die geforderte Position, ggf. durch Nachbesserungen, in einem flüssigen Bewegungsablauf zu erreichen. Hierbei sind teilweise recht große Winkel für das Schultergelenk von Seiten der Person eingenommen worden.

Wird diese Betrachtung nun um die Ergebnisse von gemittelten Bewegungsabläufen in den vorherigen Abschnitten erweitert, wird deutlich, dass es bedingt durch die Mittelung, zu Veränderungen

im Ablauf der Bewegungen kommt (siehe Abbildung 5.2.10).

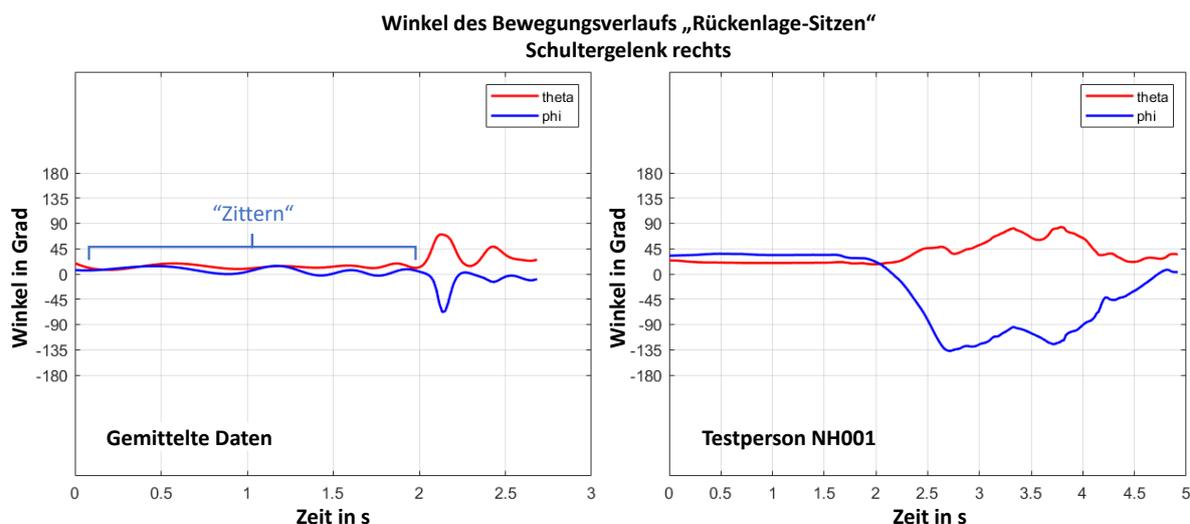


Abbildung 5.2.10: Vergleich der Winkel im Bewegungsverlauf des rechten Schultergelenks, Links: gemittelter Verlauf, Rechts: Originaldaten der Testperson NH001

In Abbildung 5.2.10 ist Links der Verlauf der Schulterwinkel  $\theta$  und  $\varphi$  für eine gemittelte Bewegung dargestellt, Rechts ist im Vergleich ein realer Bewegungsverlauf der Testperson NH001 dargestellt. Neben der unterschiedlichen Dauer der Bewegung fällt bei der Betrachtung der beiden Abbildung auf, dass der gemittelte Verlauf wesentlich weniger stark ausgeprägte Winkel aufweist und dass es bei den gemittelten Daten zu einem sinus-artigen Anteil in der Bewegung kommt, welcher in den realen Daten nicht zu finden sind.

Diese höherfrequenten Anteile lassen sich bei einer vollständigen zeitlichen Betrachtung des Bewegungsverlaufs in Abbildung 5.2.10 als eine Art „Zittern“ oder schnelles Vor- und Zurückbewegen der Extremitäten beschreiben. Dieser Effekt kann durch die Mittelung verschiedener Bewegungen auftreten, da die zeitliche Abfolge zwischen den einzelnen Testpersonen variiert und so Anteile ein und der selben Bewegung zu unterschiedlichen Zeitpunkten gemittelt werden.

Weiterhin kann es vorkommen, dass nach der Mittelung unnatürliche Gelenkwinkel resultieren, die aus anatomischen Gründen nicht angenommen werden können.

Diese Effekte treten meist in gemittelten Datensätzen auf, können jedoch auch im Rahmen der Aufzeichnungen mit einem Motioncapturing-System durch Störungen im Aufnahmeaufbau (Ver-rutschen von Sensoren, Verdeckung von Markern bei optischen Systemen) auftreten.

**Bewertungskriterien** Die Bewegungsverläufe sollen, wie beschrieben, im Rahmen der Simulation eingesetzt werden und müssen entsprechend vorab geprüft und ggf. korrigiert werden. Dies wird nachfolgend betrachtet.

Um die nach der Mittelung erzeugten Daten aber auch Daten aus dem XSens System hinsichtlich „normaler“ Bewegungen und Körperlagen zu überprüfen und abzugrenzen, werden nachfolgend drei Punkte als Bewertungskriterien für eine Anwendung im Bereich der Modellbildung definiert:

- unnatürliche Bewegungen
- unerwartete Bewegungen
- unvollständige Bewegungen

Das erste Kriterium, die unnatürlichen Bewegungen, betrachtet Körperhaltungen, die aus anatomischen Gesichtspunkten durch die maximal annehmbaren Gelenkwinkel eines Menschen nicht erreicht werden können. Diese lassen sich z.B. durch Analyse der in der Körperhaltung angenommenen Gelenkwinkel bewerten.

Unerwartete Bewegungen sind Bewegungen im Bewegungsablauf die als Zittern, Zucken oder unkontrolliertes Hin- und Herbewegen vor allem der Extremitäten zu beschreiben sind. Im zeitlichen Verlauf lassen sich derartige Effekte durch sinusartige Anteile im Verlauf der Winkel oder der absoluten Koordinaten durch Betrachtung der im Signalabschnitt enthaltenen Frequenzanteile oder durch eine visuelle Analyse feststellen.

Unvollständige Bewegungen lassen sich durch visuelle Auswertung der Bewegungsabläufe detektieren und sind dadurch gekennzeichnet, dass Bewegungen im zeitlichen Verlauf abrupt enden, ohne dass eine als sinnvoll für die Bewegung zu betrachtende Endlage, z.B. eine Rückenlage, erreicht wird.

Diese drei Bewertungskriterien werden nachfolgend näher betrachtet und es wird ein System zur Optimierung von fehlerhaft klassifizierten Bewegungsabläufen vorgestellt.

**Optimierung fehlerhafter Bewegungsabläufe** Im Folgenden werden die Ansätze zur Optimierung der durch die drei Kriterien beschriebenen Störungen vorgestellt. Unter Optimierung ist in diesem Zusammenhang die Korrektur von Fehlern zu verstehen, die in den Sequenzen enthalten sind.

Die einzelnen Ansätze werden zu dem in Abbildung 5.2.11 als Blockschaltbild dargestellten Verfahren kombiniert, um die genannten Effekte zu minimieren oder, wenn möglich, zu kompensieren. Weiterhin wird die Möglichkeit zur Kombination von zwei (und mehr) Bewegungssequenzen geboten. Das Verfahren wird am Beispiel von zwei Bewegungssequenzen beschrieben.

Die Grundbetrachtung zu dem Verfahren wurde im Rahmen einer an diese Arbeit angegliederten Masterthesis [Dem19] entwickelt und weiter optimiert und fortgeführt [Kit21a].

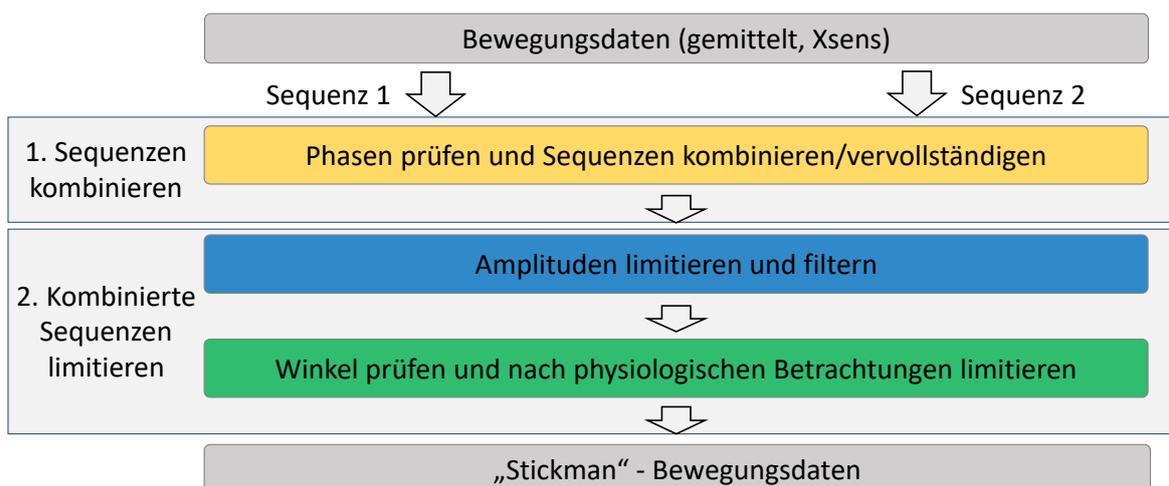


Abbildung 5.2.11: Verfahren zur Kombination und Optimierung gestörter Bewegungsdaten

Zunächst wurden Ansätze der Signalverarbeitung und der Kinematik im Allgemeinen betrachtet, wie sie z.B. in der Robotik zur Optimierung der Trajektorie eines sogenannten Endeffektors (z.B. Werkzeuge an einem Roboterarm) verwendet werden.

Die Ansätze werden zu der in Abbildung 5.2.11 dargestellten Methode (1: Sequenzen kombinieren, 2: Kombinierte Sequenzen limitieren) zusammengefasst und im Folgenden anhand der drei

oben beschriebenen Kriterien motiviert.

**Unvollständige Bewegung** Um fehlende Endpositionen einer Bewegung ("unvollständige Bewegungen") in den gemittelten Bewegungsabläufen zu vervollständigen und damit den Ablauf im Hinblick auf die Kinematik und das prozessorientierte Verhalten des Menschen zu optimieren, wird parallel für alle Körperteile des Stickman-Modells ein Verfahren zur Interpolation des Ablaufs zwischen Start- und Endposition angewendet. Darüber hinaus wird die Methode genutzt, um aus gemittelten Bewegungsdaten zwei Bewegungsabläufe zu längeren Bewegungsabläufen zu kombinieren (Abbildung 5.2.11 - 1, gelb).

Wird der zeitlicher Bewegungsverlauf eines Menschen betrachtet, kann hierbei festgestellt werden, dass ein gesunder Mensch während einer Bewegung keine unnötigen vor- oder zurück Bewegungen vollzieht, sondern in einem gleichmäßigen Ablauf z.B. einen Positionswechsel durchführt. Dies lässt sich, wie bereits dargestellt, handlungstheoretisch als zielgerichteter koordinierter Prozess beschreiben, der sich in einer räumlich-zeitlichen Veränderung ausdrückt [Gro87].

Somit folgt die bewusste oder unbewusste Bewegung einem bestimmten Zweck. Dieser kann entweder resultat- oder verlaufs-orientiert sein. Bei der Betrachtung von alltäglichen menschlichen Bewegungsabläufen z.B. in einem Bett ist an dieser Stelle im Gegensatz zu sportlicher Bewegung von einem resultat-orientiertem Verhalten auszugehen. So sind z.B. das Hinsetzen aus der Rückenlage, bei der das Sitzen das gewünschte Resultat ist oder die gegenläufige Bewegung aus einer sitzenden Haltung in die Rückenlage, resultat-orientierte Verhalten.

Bei der Analyse der gemittelten Bewegungsabläufe kann festgestellt werden, dass die gewünschte Endlage einer Bewegung nicht immer vollständig erreicht wird, z.B. wird die Rückenlage nicht vollständig eingenommen. Um diesen Punkt zu optimieren, bietet es sich am Vorbild der inversen Kinematik an, die Position des Endeffektors und den Bewegungsablauf dort hin zu bestimmen.

Ausgangspunkt der Betrachtung sind hierbei Ansätze zur Kinematik im Allgemeinen, wie sie im Bereich der Robotik Verwendung finden, um den möglichst optimalen Weg eines so genannten Endeffektors (bsp. ein Werkzeug an einem Roboterarm) vom z.B. Startpunkt zum Einsatzort zu bestimmen, so dass die Endlage möglichst schnell und für das System sicher erreicht wird.

Diese Vorgehensweise lässt sich zu Teilen auch auf menschliche modellhafte Bewegungsabläufe übertragen. In der Robotik werden initial in der Betrachtung von Roboterelementen (z.B. Roboterarme) und deren Bewegung übergeordnete Gelenkstrukturen zu Grunde gelegt. Diese werden in serielle und parallele Strukturen unterschieden. Bei parallelen Systemen werden, dem Namen entsprechend, sämtliche Achsen zeitgleich bewegt, bei seriellen Strukturen hingegen kann die Änderung der Position der Achsen in zeitlicher Abfolge durchgeführt werden. Beide Systeme weisen entsprechend der Gegebenheiten unterschiedliche Anforderungen für die Berechnung der Bewegungsabläufe auf. Zum einen wird die Vorwärtskinematik eingesetzt, die sich damit befasst, wie aus den Gelenkwinkeln und Elementlängen z.B. eines Roboterarms und deren Kombination die Position des Endeffektors berechnet werden kann. Das Gegenstück hierzu stellt die inverse Kinematik dar, bei der ausgehend vom Endeffektor bestimmt wird, welche Stellungen die Gelenke und welche Länge die Elemente einnehmen müssen, um die Position des Endeffektors zu erreichen. Je nach Aufgabe werden mathematische Optimierungsverfahren wie der Denavit-Hartenberg-Algorithmus [Har64] oder der Levenberg-Marquardt-Algorithmus [Mor77] eingesetzt. Hierbei existiert meist keine eindeutige Lösung, da es oft möglich ist, dass der Endeffektor auf verschiedenen Wegen eingenommen werden kann. Diese Verfahren werden aus diesem Grund an dieser Stelle nicht weiter betrachtet,

hier ist auf die entsprechende Literatur verwiesen.

Allgemein gesehen lassen sich Roboterstrukturen, genau wie Strukturen des menschlichen Bewegungssystem, als kinematische Kette [App12] abbilden. Daher bietet es sich an, den Endeffektor, der in dem vorliegenden Fall auch eine menschliche Hand oder ein Fuß sein kann, mittels Betrachtungen der inversen Kinematik zu optimieren.

Werden nun Bewegungsabläufe von humanoiden Robotersystemen und Menschen gegenübergestellt, so berichten Yamane et al. [Yam17], dass es in der Robotik im Vergleich zum Menschen häufig unmöglich ist, dieselben kinematischen Eigenschaften (Anzahl der Gelenke etc.) sowie den selben Bewegungsbereich physikalisch zu realisieren, also mit allgemein verfügbaren Materialien und Bauteilen umzusetzen. Dies ist laut [Yam17] darin begründet, dass der menschliche Körper allgemein gesehen sehr viel komplexer als mechanische Systeme aufgebaut ist. So haben einige Gelenke komplexe Beschränkungen, die bei Robotern normalerweise nicht vorkommen. Zum Beispiel bewegt sich der Drehpunkt des Schultergelenks mit der Bewegung des Gelenks mit, während die meisten mechanischen Gelenke einen festen Drehpunkt haben [Yam17].

Entsprechend fallen Lösungen im Bereich der Kinematik unterschiedlich aus, um Bewegungen zu vermeiden und zu optimieren. Somit muss im Vergleich zur Robotik eine angepasste Vorgehensweise gewählt werden, um die Bewegung zwischen Ausgangs- und Endlage zu interpolieren. Hierbei hat sich als geeignete Möglichkeit folgende Vorgehensweise ergeben:

- Auswahl einer geeigneten Endlage aus bereits vorhandenen Körperlagen
- Berechnung einer mittleren Körperlage zwischen Start- und Endposition (lineares Mittel) falls der Abstand zwischen Start und Endlage zehn oder mehr Abtastwerte beträgt
- Interpolation mittels kubischer  $C^2$ -Splines [Dan19] zwischen Start-, Mitten- und Endlage für die einzelnen Körperpunkte

Durch diese Kombination ist gewährleistet, dass daraus eine nahezu reale Endlage resultiert. Die Bewegung zwischen den Körperlagen wird nicht komplett frei, sondern entsprechend der Vorgabe eines gleichmäßigen Bewegungsablaufs mit Randbedingungen koordiniert. Zusätzlich kann diese Vorgehensweise auch dazu verwendet werden, um zwei Bewegungssequenzen miteinander zu verknüpfen. Diese sollten hierbei in einem logischen Zusammenhang in der Bewegungsabfolge stehen. Neben den bereits vorgestellten Modulen ist ein weiterer Verarbeitungsschritt „Phasen prüfen“ angegeben. Hierbei handelt es sich um die Prüfung und Korrektur von Phasensprüngen die eventuell in den Winkelverläufen auftreten können und vor der Kombination behoben werden müssen.

**Unerwartete Bewegung** Der nächste Punkt, der betrachtet werden soll, ist das Auftreten von als unerwartete Bewegungen gekennzeichneten Artefakten. Diese können durch die Mittelung als unkontrolliertes Hin- und Herbewegen im zeitlichen Bewegungsverlauf auftreten und verfälschen, entsprechend der Vorbetrachtung auch an dieser Stelle den geforderten gleichmäßigen Bewegungsablauf.

Aus der Analyse der gemittelten Bewegungssequenzen geht hervor, dass unerwünschte Bewegungsartefakte im Vergleich zu erwünschten Bewegungsanteilen, eine geringere Amplitude in Form einer geringeren Winkeländerung aufweisen. Dies ist beispielhaft in Abbildung 5.2.10, links grafisch dargestellt (als „zittern“ in der Abbildung bezeichnet).

Zur Kompensation wurde ein zweistufiges Vorgehen entwickelt, welches die Daten im Werte- und Zeitbereich modifiziert. Dazu werden zunächst die zeitlichen Winkelverläufe für die Winkel

$\varphi_{bp}$  und  $\theta_{bp}$  für jedes Element des Stickman durch eine schnelle Fourier-Transformation (FFT) von dem Gleichanteil (DC) getrennt und hinsichtlich ihres individuellen Dynamikbereichs analysiert. Anschließend werden kleine Amplituden unter Verwendung eines zuvor festgelegten Schwellenwerts abgeschwächt und der Gleichanteil addiert, um den ursprünglichen Offset zu reproduzieren (Abbildung 5.2.11 - 2, blau).

Die Winkel von Kopf und Wirbelsäule (Kopf, Halswirbel, Brustwirbel 1 und 2 sowie Lendenwirbel 1 und 2 (Stickman Element Nr. 1-6)) werden getrennt betrachtet. Da die Mittelung dieser Elemente zu einer teilweise großen Winkeldynamik führt, werden große Winkel auf einen empirisch gefundenen Wert von  $10^\circ$  reduziert. Darüber hinaus wird der Dynamikbereich analysiert und für den Fall, dass die begrenzten Winkel als Ausreißer auffallen, werden sie zusätzlich abgeschwächt (Abbildung 5.2.11 - 2, blau). Auf diese Weise können die störenden Komponenten für jedes Körperteil minimiert werden, ohne die Struktur der Nutzanteils und die zeitliche Struktur des Bewegungsablaufs selbst wesentlich zu verändern. In einem letzten Schritt werden die Winkelsequenzen mit einem Tiefpassfilter (Butterworth, Ordnung 4, 3dB Grenzfrequenz  $5Hz$ ) geglättet, um Inkonsistenzen zu kompensieren, die durch die Kompression kleiner Amplituden entstanden sein können (Abbildung 5.2.11 - 2, blau).

**Unnatürliche Bewegungen** Ein weiterer wichtiger Teil stellt die Kompensation unnatürlicher Bewegungen in den gemittelten Daten dar. Hierbei werden erneut Verfahren der inversen Kinematik angewendet. Die Kompensation wird mittels Betrachtung von Freiheitsgraden menschlicher Gelenke und durch entsprechende Limitationen der beteiligten Gelenkstrukturen durchgeführt.

Um die im Rahmen dieser Arbeit fokussierten Gelenke bzw. Gelenkstellungen mit physiologischen Betrachtungen vergleichen zu können, wird die so genannte Neutral-Null-Methode eingesetzt. Diese Standardmethode aus der Physiologie erfasst und beschreibt den Aktionsradius der einzelnen Gelenke des menschlichen Körpers im Bezug zu einer vorher festgelegten Nullstellung.

Hierbei hat sich folgende Vorgehensweise etabliert. Zur Erfassung der Winkel steht der entsprechende Patient aufrecht, die Arme hängen seitlich und die Daumen sind nach vorne gedreht. Dabei kommen bei der Betrachtung die in Kapitel 2 bereits vorgestellten Körperebenen zum Einsatz. Entsprechend dieser Ebenen werden die Winkel bei der Neutral-Null-Methode [Dit19] festgelegt.

Hierzu sind beispielhaft in den Abbildungen 5.2.12 und 5.2.13 Bewegungsbereiche für Schulter und Ellbogen sowie für Hüft- und Kniegelenk dargestellt.

Die gemessenen Winkel werden als Tripel in der Form

$$(\langle \text{körperferner Maximalwinkel} \rangle; 0^\circ; \langle \text{körpernaher Maximalwinkel} \rangle) \quad (5.2.10)$$

dargestellt und können entsprechend zur Limitierung der Winkel in dem zu optimierenden Bewegungsablauf mit dem Fokus auf unnatürliche Bewegungen eingesetzt werden. In den Abbildungen 5.2.12 und 5.2.13 ist dies beispielhaft für die jeweilige Körperebene und das Gelenk angegeben, z.B. für das Knie, lateral, für Flexion/Extension ist das Tripel wie folgt definiert:  $(5^\circ, 0^\circ, 140^\circ)$ .

Zur Limitierung werden zunächst die relativen Winkel zwischen den einzelnen Körperteilen des Stickman bestimmt und anschließend durch Betrachtung der Minimal- und Maximalwinkel ggf. beschränkt. (Abbildung 5.2.11 - 2, grün).

Nach der Vorstellung der Methode zur Kombination und Korrektur von Bewegungsabläufen

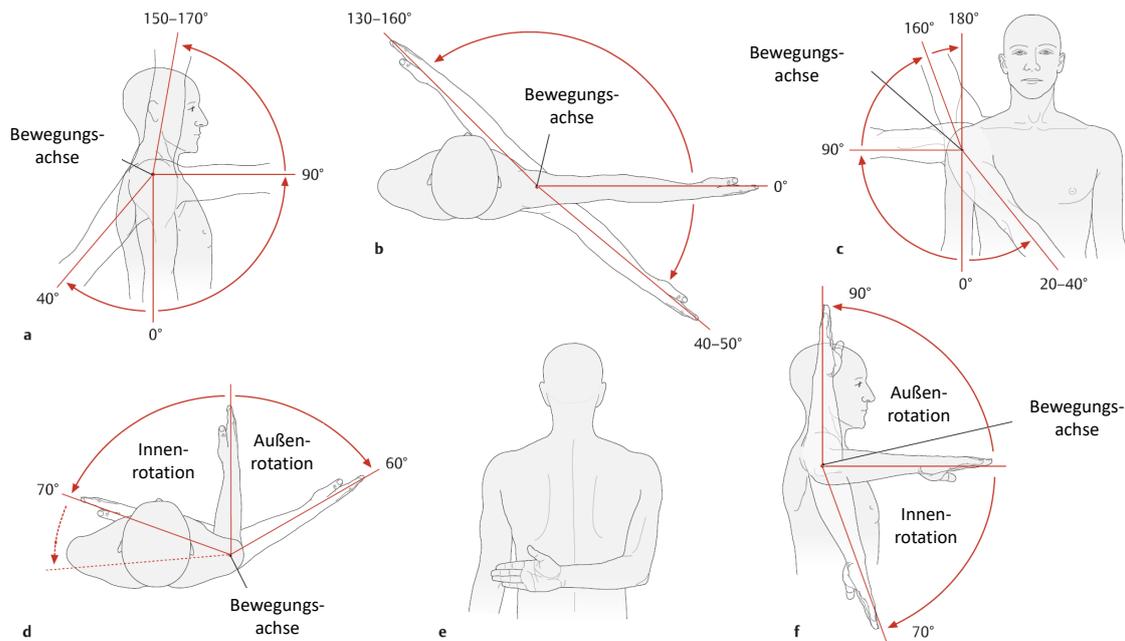


Abbildung 5.2.12: Bewegungsmöglichkeiten von Schulter und Ellbogen nach [Sch14]

werden im Folgenden Bewertungskriterien vorgestellt, um die Qualität der Korrektur analysieren zu können. Nach der Mittelung stehen keine geeigneten Ground-Truth-Daten mehr zur Verfügung, so dass ein direkter Vergleich mit den Eingangsdaten nicht möglich ist. Daher soll gezeigt werden, wie sich die gemittelten Bewegungen mit realen menschlichen Bewegungsmustern vergleichen lassen, um eine Güte der Mittelung ableiten zu können.

### 5.2.3.2 Evaluationskriterien

Nachfolgend soll betrachtet werden, wie die Bewegungssequenzen vor und nach der Kombination, Korrektur und Optimierung bewertet werden können, um zu analysieren, ob die Schritte erfolgreich waren. Weiterhin kann ein solches Verfahren auch dazu verwendet werden, gemittelte Bewegungen mit realen menschlichen Bewegungsmustern einzelner Personen zu vergleichen.

Die Evaluation von menschlichen Bewegungen stellt allgemein eine Herausforderung dar, da die Bewertung meist durch Fachkundige anhand einer visuellen Bewertung erfolgt und entsprechend nicht immer objektiv sein kann. Daher ist es sinnvoll, objektive Kriterien zu finden anhand derer Bewegungen beurteilt werden können.

Hier bietet es sich an, automatisierte Verfahren und deren Vorgehensweisen zu betrachten. So stellen z.B. Parisi et al. [Par16] ein Verfahren zur Bewertung von Bewegungen bei Sportlern vor, welches in Echtzeit die Bewegungen analysiert und korrigiert. Die Qualität der Aktionen wird anhand der Übereinstimmung einer ausgeführten Bewegung mit der korrekten Fortsetzung einer gelernten Sequenz bestimmt. Endres et al. [End12] präsentieren in ihrer Arbeit einen Ansatz zum Lernen und Erkennen von Bewegungsmodellen aus Bewegungserfassungsdaten. Beide Verfahren haben gemeinsam, dass Referenzdaten benötigt werden, die zuvor auch bewertet werden müssen.

Eine allgemeine Möglichkeit zur Evaluation motivieren Fischer et al. [Fis97] in ihrer Arbeit zur Quantifizierung der Bewegungsqualität mittels eines Ansatzes, der auf dem Konzept der so genannten General Systems Performance Theory, kurz GSPT, basiert. Hierbei schlagen die Autoren vier verschiedene Bewertungskriterien in Form eines Volumenmaßes, eines Geschwindigkeitswertes,

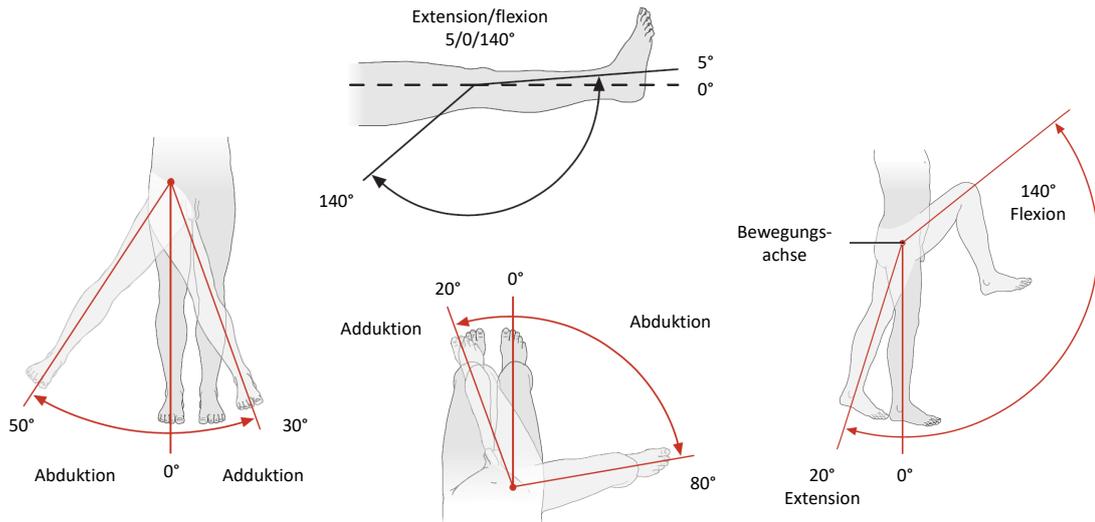


Abbildung 5.2.13: Bewegungsmöglichkeiten von Knie und Hüftgelenk nach [Sch14]

einer Betrachtung der Glattheit des Bewegungsverlaufs und die Differenz zwischen erwartetem und realem Endpunkt der Bewegung vor.

Drei der Kriterien nach Fischer et al. werden für die Analyse dieser Arbeit adaptiert und nachfolgend näher analysiert. Das vierte Maß, die Differenz zwischen erwartetem und realem Endpunkt der Bewegung kann im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht sinnvoll eingesetzt werden, da es keine Vorgabe war, Bewegungen punktgenau zu reproduzieren. Stattdessen wird als zusätzliches Bewertungskriterium der Körpervektor vorgestellt.

Die in der Arbeit von Fischer et al. vorgestellten Kriterien werden zur Abbildung eines numerischen Gesamtwertes gemittelt. Um jedoch die zeitliche Änderung mit in die Bewertung einfließen zu lassen, werden im Rahmen dieser Arbeit in Abgrenzung zu der Arbeit von Fischer et al. die zeitlichen Verläufe vor Berechnung des Gesamtwertes betrachtet.

Die Bewertung der Bewegungen erfolgt nicht durch Betrachtung der Winkel  $\theta$  und  $\varphi$  für die jeweiligen Körperteile sondern durch Analyse der resultierenden Stickman Koordinaten und des dazu gehörenden simulierten Bewegungsablaufs. Die Variablen  $x$ ,  $y$  und  $z$  in den nachfolgenden Berechnungen sind kartesische Koordinaten.

**Volumenausnutzung** Die Volumenausnutzung  $VA(n)$  beschreibt das von Abtastwert zu Abtastwert durch die Bewegung veränderte Volumen des Körpers  $Bereich(n)_{genutzt,\{x,y,z\}}$  und dessen Abbildung innerhalb des nutzbaren Bereichs  $Bereich_{max,\{x,y,z\}}$  pro Abtastwert  $n$ .

Bei der Betrachtung des Pflegebetts wurde hierfür folgender Bereich gewählt:

$$\begin{aligned} Bereich_{max,x} &= 2m \\ Bereich_{max,y} &= 1,5m \\ Bereich_{max,z} &= 2m \end{aligned} \tag{5.2.11}$$

Die Volumenausnutzung  $VA(n)$  für einen Abtastwert  $n$  lässt sich wie folgt bestimmen:

$$RA(n)_{\{x,y,z\}} = \left| \frac{1}{(\text{Bereich}_{max,\{x,y,z\}} - \text{Bereich}(n)_{genutzt,\{x,y,z\}})} \right| \quad (5.2.12)$$

$$VA(n) = RA(n)_x \cdot RA(n)_y \cdot RA(n)_z$$

Anhand der Volumenausnutzung bzw. deren Änderung kann ermittelt werden, wie schnell sich eine Körperlage ändert und wie realitätsnah die simulierte Bewegung im Vergleich zu realen Bewegungen ist.

**Rauigkeit** Die Rauigkeit  $rnc(n)$  pro Abtastwert beschreibt, wie stark sich der Funktionswert in seiner Umgebung pro Abtastwert ändert und kann dadurch dazu verwendet werden, die Qualität des Bewegungsablaufs in dem entsprechenden Bereich zu beurteilen. Eine hohe Rauigkeit ist ein Anzeichen dafür, dass häufige und schnelle Positionswechsel in der Bewegung oder Lage stattfinden und steht im Widerspruch zu der erforderlichen gleichmäßigen Bewegung eines Menschen. Somit ist eine hohe Rauigkeit im Vergleich eher zu vermeiden.

Die Teil-Rauigkeit  $rn(n)_{\{x,y,z\}}$  für jede der drei Bewegungsachsen lässt sich im betrachteten Abtastzeitpunkt  $n$  wie folgt bestimmen.

$$rn(n)_{\{a\}} = \frac{([a(n)-a(n-1)]-[a(n-1)-a(n-2)])-([a(n-1)-a(n-2)]-[a(n-2)-a(n-3)])}{dt^3} \quad (5.2.13)$$

mit  $a = \{x, y, z\}$

$$rnc(n) = |rn(n)_x| \cdot |rn(n)_y| \cdot |rn(n)_z|$$

Eine anschließende Multiplikation der Beträge ergibt die gesamte Rauigkeit  $rnc(n)$ . Fischer et al. betrachten eine ähnliches Maß, die Glätte der Bewegung. Diese kann als Kehrwert der Rauigkeit betrachtet werden.

**Momentangeschwindigkeit** Um eine Aussage bzgl. der Ausprägung einer Bewegung zu ermöglichen, wird als drittes Bewertungskriterium die Momentangeschwindigkeit  $sp(n)$  für den Abtastwert  $n$  anhand einfacher Differentiation berechnet.

$$sp(n) = \frac{d \left( \sqrt{\sum (\{x(n) - x(n-1)\}, \{y(n) - y(n-1)\}, \{z(n) - x(z-1)\})^2} \right)}{dt} \quad (5.2.14)$$

Eine hohe Momentangeschwindigkeit kann einem eher groben Bewegungsablauf zugeordnet werden, der entsprechend eine geringere Güte aufweist.

**Körpervektor** Als weiteres Kriterium wird der Körpervektor  $\vec{P}_K$  eingesetzt. Dieser ist orthogonal zum Torso ausgerichtet und beschreibt die Hauptkörperausrichtung. Abbildung 5.2.14 zeigt das Stickman Modell in Rückenlage mit dem grün markierten Körpervektor als Beispiel.

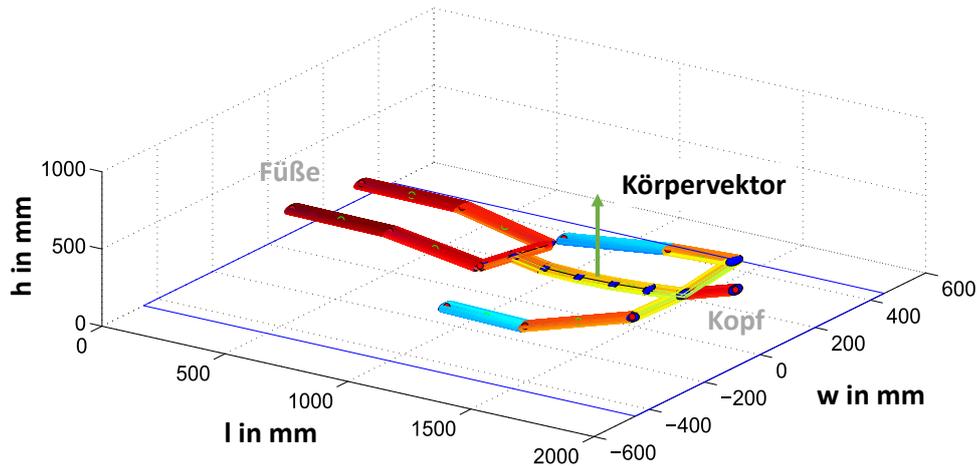


Abbildung 5.2.14: Beispiel Körpervektor

Der Körpervektor setzt sich aus dem Normalenvektor  $\vec{P}_n = \vec{P}_2 \times \vec{P}_{15}$  und einem Vektor  $\vec{P}_T = \frac{\vec{P}_2 + \vec{P}_{15}}{2}$  zusammen, der mittig auf die durch die Vektoren  $\vec{P}_2$  und  $\vec{P}_{15}$  des Stickman-Modells (siehe 4.1.1) aufgespannte Ebene zeigt.

$$\vec{P}_K = \frac{\vec{P}_2 + \vec{P}_{15}}{2} + \vec{P}_2 \times \vec{P}_{15} \quad (5.2.15)$$

Durch die zeitliche Betrachtung der Änderung des Körpervektors kann die Ausprägung eines Bewegungsablaufs bewertet werden. Schnelle Änderungen im Verlauf sind hierbei ein Indiz für eine geringe Güte, da eine abrupte Bewegung vorliegt, die entsprechend dem Anwendungsbereich im Rahmen der Simulation vermieden werden sollte. Entsprechend sind langsame Änderungen ein Zeichen für eine sauber ausgeführte Bewegung im Sinne eines zielgerichteten koordinierten Prozesses.

Die Anwendung der vier Bewertungskriterien beschränkt sich nicht nur auf das im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Menschenmodell, sondern kann auch allgemein zur Evaluation von Modellen verwendet werden, die auf dreidimensionalen kartesischen Koordinaten basieren. Nachfolgend wird ein Beispiel zur Anwendung und zur Evaluation der vorgestellten Kriterien und des Kombinations- und Optimierungsansatz gegeben.

**Evaluation** Anhand eines exemplarischen Bewegungsablaufs ("Rückenlage - Aufsitzen - Sitzen - Hinsetzen - Rückenlage") aus der MoveHN Datenbank wird zum einen die Methode für die Kombination und die Optimierung gemittelter Bewegungsabläufe evaluiert und zum anderen wird dargestellt, wie die vier Bewertungskriterien die Entwicklung unterstützen können.

Die beiden analysierten gemittelten Sequenzen wurden aus einzelnen Sequenzen mit Hilfe der Kombinationsmethode aus Abschnitt 5.2.3.1 zusammengestellt. Eine Sequenz wird als Ursprungsbewegung (Nur Kombination) und eine als optimierte Version (Kombination und Korrektur) bezeichnet. Zusätzlich wird die korrespondierende reale Bewegungssequenz der Testperson JS002 aus der MoveHN Datenbank als Vergleichssequenz betrachtet.

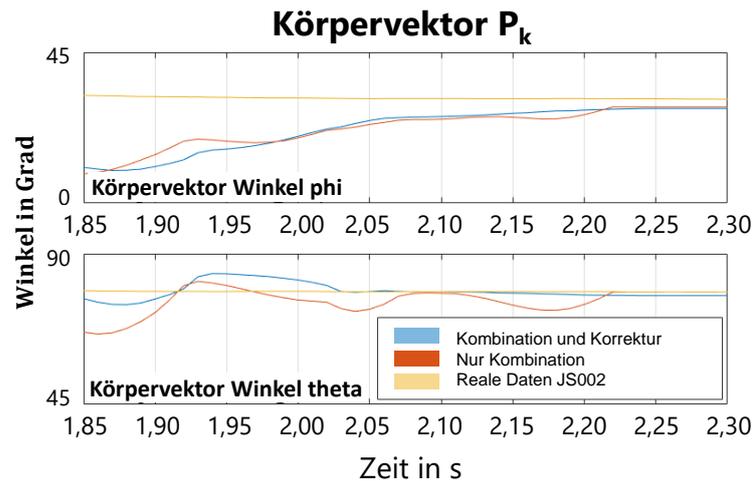


Abbildung 5.2.15: Ausschnitt des zeitlichen Verlaufs des Körpervektors  $P_k$  für die Bewegungssequenz „Rückenlage-Sitzen-Rückenlage“

In Abbildung 5.2.15 zeigt einen Ausschnitt des zeitlichen Verlaufs der Körpervektorwinkel für die Winkel  $P_{k,\varphi}$  und  $P_{k,\theta}$ .

Die Ergebnisse zeigen deutlich, dass beide künstlich erzeugten Sequenzen (blau und orange) sich vom Körpervektor der realen Daten (gelb) unterscheiden und als „unruhiger“ zu klassifizieren sind. Es zeigt sich aber auch, dass die gemittelte und optimierte Bewegungssequenz (blau) weniger starke Bewegungsartefakte nach der Optimierung aufweist.

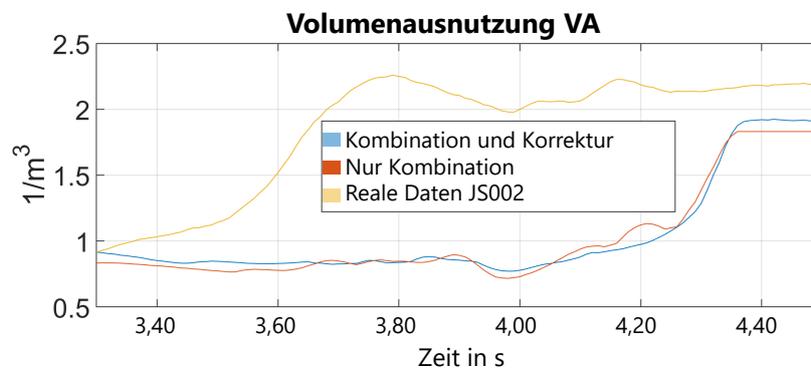


Abbildung 5.2.16: Ausschnitt Volumenausnutzung VA für die Bewegungssequenz „Rückenlage-Sitzen-Rückenlage“

Abbildung 5.2.16 zeigt einen Ausschnitt für die Ergebnisse der Volumenausnutzung VA. Es wird erneut deutlich, dass der grundsätzliche Verlauf der drei Bewegungen vergleichbar ist. Die Start- und Endpunkte der Volumenausnutzung liegen in einem ähnlichen Bereich, die zeitlichen Verläufe der künstlich erzeugten Sequenzen zeigen keine erheblichen Abweichungen im Vergleich zum realen Verlauf, lediglich der Zeitpunkt an dem die Änderung der Volumenausnutzung auftritt ist unterschiedlich. Jedoch wird auch deutlich, dass die gemittelten Sequenzen (blau und orange) der Ursprungsbewegung (gelb) einen höheren Anteil an zusätzlichen höherfrequenten Schwingungen im Verlauf aufweisen als die reale Bewegungssequenz.

Ein Vergleich der Mikrostruktur beider gemittelter Verläufe (blau und orange) zeigt, dass die optimierte Version (blau) weniger hochfrequente Anteile enthält und entsprechend auch keine Artefakte aufweist. Dies konnte durch eine zusätzliche visuelle Auswertung bestätigt werden.

Die Ergebnisse für die Momentangeschwindigkeit SP und die Rauheit RNC sind in Abbildung 5.2.17 dargestellt. Auf die Darstellung von Details wird aus Platzgründen verzichtet. Die Zuordnung zu den einzelnen Körperteilen ist in Tabelle 5.9 gegeben.

Aus der Gesamtbetrachtung wird zunächst schnell deutlich, dass sich erwartungsgemäß alle drei Strukturen unterscheiden. Ein grundlegendes Verhältnis von Geschwindigkeit und Rauigkeit resultiert für den realen Bewegungsablauf (siehe Abbildung 5.2.17 links). Hier ist eine geringe Rauigkeit gepaart mit einer moderaten Geschwindigkeitsverteilung zu erkennen, die höchsten Momentangeschwindigkeiten weisen die Extremitäten und der Kopf auf.

Die beiden gemittelten Sequenzen (siehe Abbildung 5.2.17 Mitte und rechts) zeigen deutlich rauere Verläufe und die Bewegungen der einzelnen Körperteile weist im Vergleich zu der realen Bewegungssequenz höhere Geschwindigkeiten auf. Beide Kriterien zeigen, dass die Bewegungen entsprechend ungleichmäßiger sind als reale Bewegungen. Es ist jedoch auch deutlich zu erkennen, dass die optimierte Bewegung weniger Geschwindigkeitssprünge und eine geringere Rauigkeit aufweist. Diese Punkte konnten durch eine visuelle Auswertung bestätigt werden. Im direkten visuellen Vergleich der Bewegungen wird deutlich, dass der optimierte gemittelte Verlauf ein geeignetes Bewegungsmuster für die Simulation darstellt. Lediglich der nicht optimierte gemittelte Verlauf zeigt zu viele Bewegungsartefakte.

**Fazit** Es wurde eine Methode zur Kombination und Optimierung gemittelter Bewegungsabläufe auf der Basis der MoCap-Daten der MoveHN Datenbank vorgestellt. Weiterhin wurden vier Bewertungskriterien vorgestellt und diskutiert, die zusätzlich zu einer visuellen Analyse von Bewegungsabläufen eines MoCap-Systems oder von verarbeiteten gemittelten Sequenzen verwendet werden können.

Das vorgestellte Verfahren zur Kombination und Optimierung wurde zusätzlich zu einer visuellen Analyse auch einer Bewertung anhand der vier vorgestellten Kriterien unterzogen. Hierbei konnte festgestellt werden, dass die Kombination von Bewegungssequenzen zusammen mit der Optimierung zwar keine Sequenzen ergibt, die mit realen Bewegungen vollständig vergleichbar sind, jedoch konnte nachgewiesen werden, dass die kombinierten Sequenzen den realen Sequenzen nahe kommen und für Simulationsaufgaben verwendet werden können. Dies liegt darin begründet, dass die in den simulierten Sequenzen enthaltenen Artefakte im Vergleich zu den nicht optimierten gemittelten Sequenzen, die für die Simulation nicht verwendbar sind, relativ gering sind.

Die vorgestellten Bewertungskriterien wurden durch visuelle Vergleiche verifiziert und haben sich als geeignet erwiesen. Die neuen Bewertungskriterien tragen zu einer objektiveren Bewertung von Bewegungssequenzen bei. Die Auswertung hat jedoch auch gezeigt, dass es sinnvoll ist, die Daten, hier die MoveHN-Bewegungsdaten, vor der Mittelung hinsichtlich ihrer Bewegungsstruktur genauer zu analysieren und entsprechend zu sortieren. Dieser Punkt wird nachfolgend betrachtet.

### 5.2.3.3 Clusteranalyse

Wie bereits dargestellt wurde, wurden bei den ersten Untersuchungen zur Erzeugung gemittelter Bewegungsdaten die einzelnen Bewegungsabläufe aus der Datenbank nicht im Detail spezifiziert und es wurde nicht berücksichtigt, dass in den Testdaten eine große Anzahl verschiedener Variationen ein und desselben Bewegungsablaufs vorhanden ist. Als Beispiel soll an dieser Stelle die Bewegungssequenz "Rückenlage, Sitzen, Rückenlage" betrachtet werden. Hierbei richtet sich der Mensch aus dem Liegen in eine sitzende Position im Bett auf. Die Probanden können bei einer der-

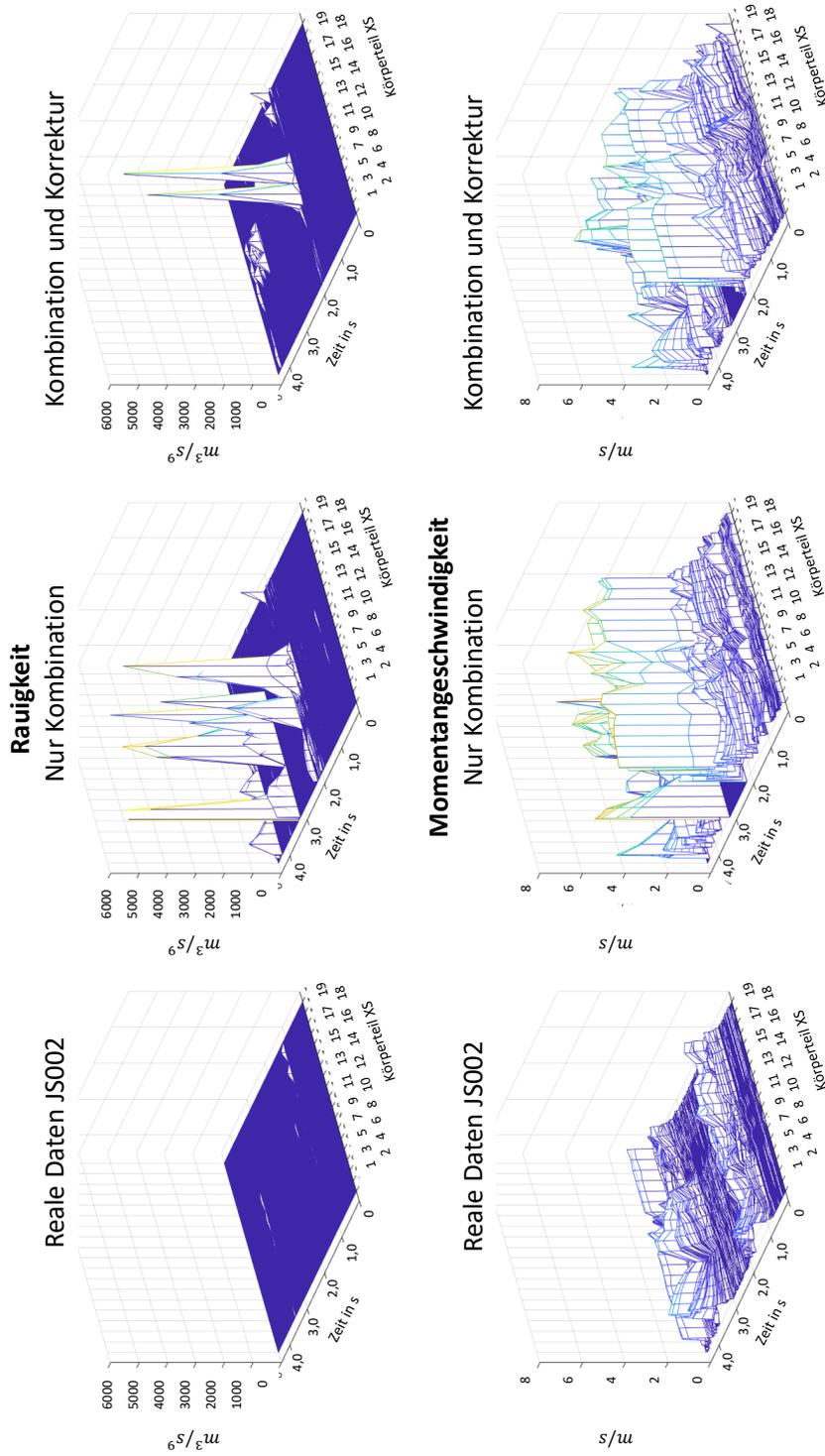


Abbildung 5.2.17: Rauigkeit und Geschwindigkeit für die Bewegungssequenz „Rückenlage-Sitzen-Rückenlage“

artigen Bewegungssequenz entweder ihre Arme zum Abstützen neben den Körper auf die Matratze stemmen oder die Arme überhaupt nicht bewegen, je nach Körperbau und Konstitution. In den Endpositionen werden die Arme entweder um die Knie oder neben den Körper gelegt, um nur zwei Beispiele zu nennen.

Als Ergebnis der Mittelung resultierten unerwünschte Effekte in den gemittelten Daten. Diese zeigen sich in einer visuellen Analyse, wie in Abschnitt 5.2.3.1 in Abbildung 5.2.9 dargestellt wurde, z.B. in einem "Zittern" in den Armen. Dieser Effekt tritt als sinusartiger Verlauf im Zeitsignal auf. An diesem Punkt wird die Mittelung mathematisch gesehen beiden Bewegungsvarianten gerecht, aber die resultierende Bewegung entspricht nicht mehr einem natürlichen Bewegungsablauf.

Um hier Abhilfe zu schaffen, wird ein Zwischenschritt in die Verarbeitungskette zur Erzeugung gemittelter Bewegungsabläufe eingefügt, bei dem die Testdaten zunächst geclustert und dann entsprechend ihrer Häufung gemittelt werden. Dieses Verfahren soll die resultierenden Bewegungen natürlicher gestalten, da bei der Clusterung nur Daten mit vergleichbaren Bewegungsabläufen gemittelt werden. Das gesamte Verfahren [Dem19, Dem20] ist in Abbildung 5.2.18 dargestellt und wird im Folgenden entsprechend der verwendeten Funktionsgruppen beschrieben.

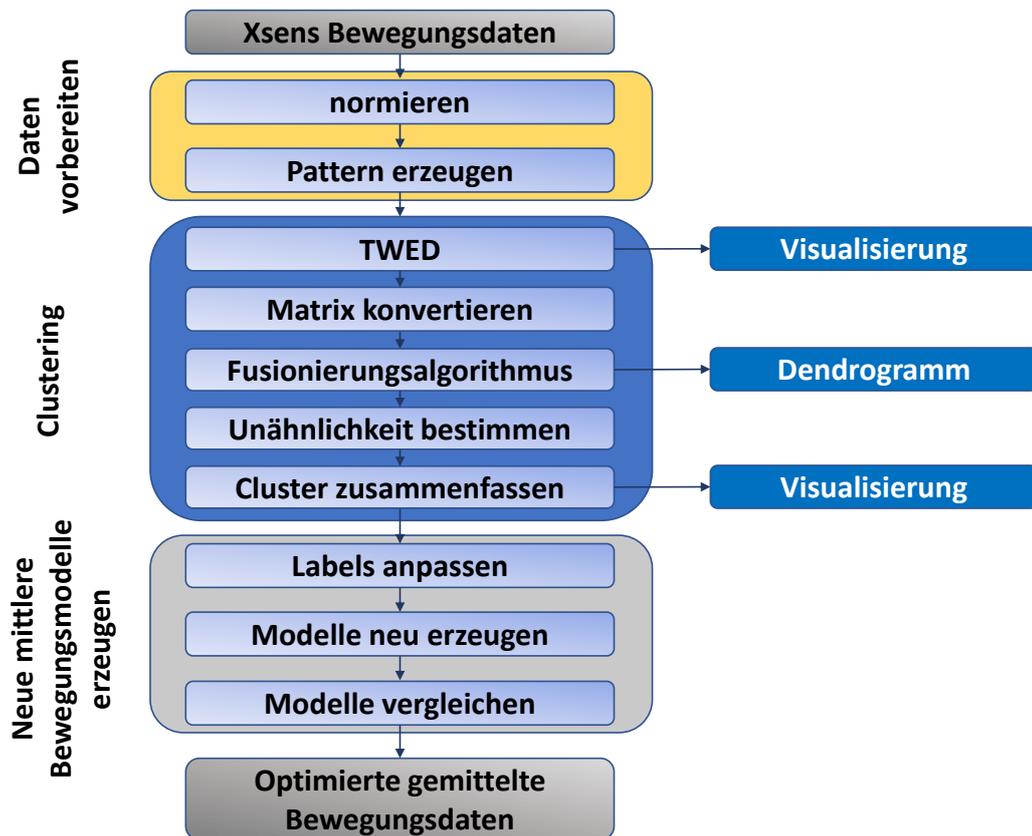


Abbildung 5.2.18: Übersicht: Clustering Ansatz zur Optimierung gemittelter Bewegungsdaten (nach [Dem19])

**Daten vorbereiten** Zunächst wird die Vorbereitung der für die Clusterbildung erforderlichen Daten betrachtet (in Abbildung 5.2.18 gelb hervorgehoben). Die Grundlage für die gemittelten Daten bilden die Daten der MoveHN-Datenbank. Die Datensätze liegen als Rohdaten des XSens Awinda MoCap Systems vor. Der Begriff Rohdaten beschreibt an dieser Stelle, dass bei den Aufzeichnungen mit dem XSens-System trotz Kalibrierung verschiedene Nullpunkte gesetzt wurden. Deshalb werden

die einzelnen Bewegungsabläufe zunächst abgeglichen, hier als Normierung bezeichnet. Dabei wird die beliebige Ausrichtung der Bewegungsdaten in Form eines globalen Offsets und einer Winkelverschiebung durch Offset-Korrektur und Drehung des Koordinatensystems skaliert. Die Ausrichtung erfolgt derart, dass die Hüfte auf dem Ursprung des Koordinatensystems fixiert ist und die Grundposition des jeweiligen Probanden auf der gleichen Achse eines kartesischen Koordinatensystems liegt. Bildlich dargestellt stellt die Skalierung sicher, dass alle Personen die gleiche Orientierung im Raum haben und damit vergleichbar sind. Danach erfolgt die Transformation in ein Pattern wie im Abschnitt zuvor beschrieben wurde.

**Clusteranalyse** Nach der Aufbereitung der Daten wird im zweiten Schritt die eigentliche Clusteranalyse durchgeführt (in Abbildung 5.2.18 blau hervorgehoben).

Die Daten liegen als vierdimensionale Matrix vor (dreidimensionale kartesische Koordinaten, die vierte Dimension ist die Zeit zur Abbildung der Bewegungsabläufe). Darüber hinaus sind die Daten für jede Bewegung separat verfügbar. Jeder Datensatz hat eine Label-Datei, die die zeitliche Struktur der Daten beschreibt.

Zunächst werden alle Datensätze einer Bewegungssequenz miteinander verglichen. Dazu werden alle Pattern, in denen die entsprechende zu vergleichende Bewegung vorhanden ist, mit Hilfe der Labeldaten aus der Datenbank gesucht. Dann wird jede dieser Dateien mit allen anderen Dateien desselben Bewegungsablaufs verglichen. Dieser Vergleich wird mit der Time Warp Edit Distance (siehe Abschnitt 5.2.2.2), durchgeführt. Aus diesem Vergleich ergibt sich eine symmetrische Abstandsmatrix für jedes Körperteil und jede der drei kartesischen Koordinaten des Körperteils.

Die Struktur der Daten ist in Abbildung 5.2.19, links dargestellt. Pro Körperteil resultiert jeweils eine Vergleichsmatrix die als so genannte „Heatmap“ (Abbildung 5.2.19, rechts als Beispiel für die x-Achse der Hüfte) dargestellt werden kann. Mittels des TWED-Algorithmus wird neben den entsprechenden Abständen auch der optimale Weg mit dem geringsten Gewicht durch die Datensätze ermittelt.

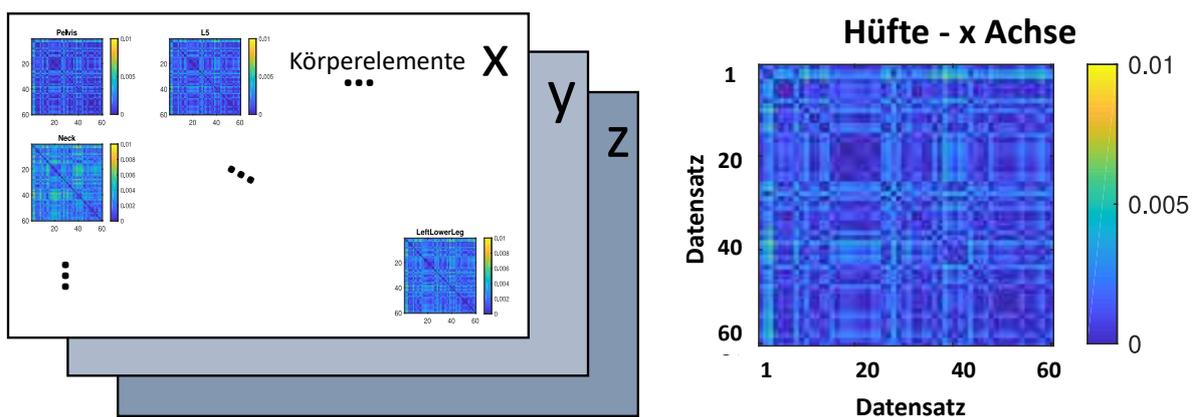


Abbildung 5.2.19: Beispiel für die Datenstruktur nach der TWED Analyse für das Beispiel „Hinsetzen“

Nach der Vorbereitung der Daten werden die einzelnen Dateien mittels des Fusionsalgorithmus unter Verwendung der Distanzmatrix zusammengeführt. Dazu wird ein agglomerierendes hierarchisches Clustering verwendet.

Der eingesetzte Algorithmus lässt sich wie folgt beschreiben. Zunächst wird für jeden Punkt

in Form eines Körperteils aus dem Datensatz ein separates Cluster erzeugt. Anschließend wird der Abstand zwischen allen Clustern berechnet, es werden iterativ jeweils die beiden Cluster, die den geringsten Abstand zueinander haben, miteinander „verschmolzen“ und die Distanzen zwischen den aktuellen Clustern werden aktualisiert. Dies wird so lange wiederholt, bis alle Punkte in dem gleichen Cluster liegen.

Bei diesem als Bottom-Up-Verfahren zu klassifizierenden Algorithmus werden alle Datensätze aufgrund ihrer Ähnlichkeiten zu Clustern zusammengefasst. Final resultiert das größten Cluster welches alle Datensätze enthält.

Im Vergleich zu partitionierenden Clusterverfahren muss bei der Verwendung eines agglomerierenden hierarchischen Clustering keine resultierende Anzahl von Clustern vorgegeben werden. Dies ist an dieser Stelle ein großer Vorteil, da der Algorithmus aufgrund der verschiedenen möglichen Variationen der Bewegungen zunächst unabhängig von Restriktionen arbeiten kann, um ein optimales Ergebnis zu erzielen.

Nach der Fusion ist es möglich, das Ergebnis des Clustering mittels eines Dendrogramms zu visualisieren. Dies wird später noch einmal aufgegriffen und dazu verwendet, die Ergebnisse des Clustering auch mittels einer visuellen Analyse zu bewerten. In der vorliegenden Arbeit wurden zwei verschiedene Fusionsalgorithmen getestet und ausgewertet, um ein Optimum für die spätere Mittelung der Bewegungsdaten zu erreichen.

Zum einen wird die single-linkage Methode [Kuh17] und zum anderen die average-group-linkage Methode [Kuh17] eingesetzt. Bei der single-linkage Methode wird der Mindestabstand von zwei Clustern  $A$  und  $B$  wie folgt berechnet,  $d(a, b)$  ist der Abstand zwischen den beiden Elementen  $a$  und  $b$ :

$$D_s(A, B) = \min_{a \in A, b \in B} \{d(a, b)\} \quad (5.2.16)$$

Die single-linkage Methode eignet sich zur Detektion von verzweigten, gekrümmten oder länglichen Clustern, da es ausreicht, wenn ein Objekt einer Klasse in der Nähe eines Objekts einer anderen Klasse liegt. Es kann jedoch vorkommen, dass Klassen zusammengefasst werden, die nur durch eine, mit einer Brücke vergleichbaren Verbindung, miteinander verbunden sind und ansonsten räumlich klar voneinander getrennt sind [Kos14]. Dies kann zu recht heterogenen Clustern führen. Aufgrund ihrer Eigenschaften eignet sich die Methode aber auch gut, um Ausreißer zu filtern.

Die average-group-linkage Methode hingegen berechnet den mittleren Abstand der Elementpaare aller Elemente aus zwei Clustern  $A$  und  $B$ :

$$D_s(A, B) = \frac{1}{(|A| + |B|)(|A| + |B| - 1)} \sum_{x, y \in A \cup B} d(x, y) \quad (5.2.17)$$

Die Methode des average-group-linkage basiert auf der Annahme, dass Objekte zweier Gruppen „nur im Durchschnitt“ ähnlich sein müssen, damit eine Verschmelzung stattfinden kann. Dadurch ist es möglich, größere Abstände zwischen den Objekten durch kleinere Abstände zwischen nahe beieinander liegenden Objekten auszugleichen. Ein Nachteil dieser Methode ist, dass Ausreißer nur teilweise eliminiert werden.

Nach der Fusion werden die Dendrogramme für die jeweiligen Versuchsreihen erzeugt. Als Beispiel wird an dieser Stelle die Bewegung „Hinsetzen“ betrachtet. Abbildung 5.2.20 zeigt ein Beispiel des Dendrogramms für die x-Achse des rechten Oberarms bei der nach der average-group-linkage Methode geclustert wurde.

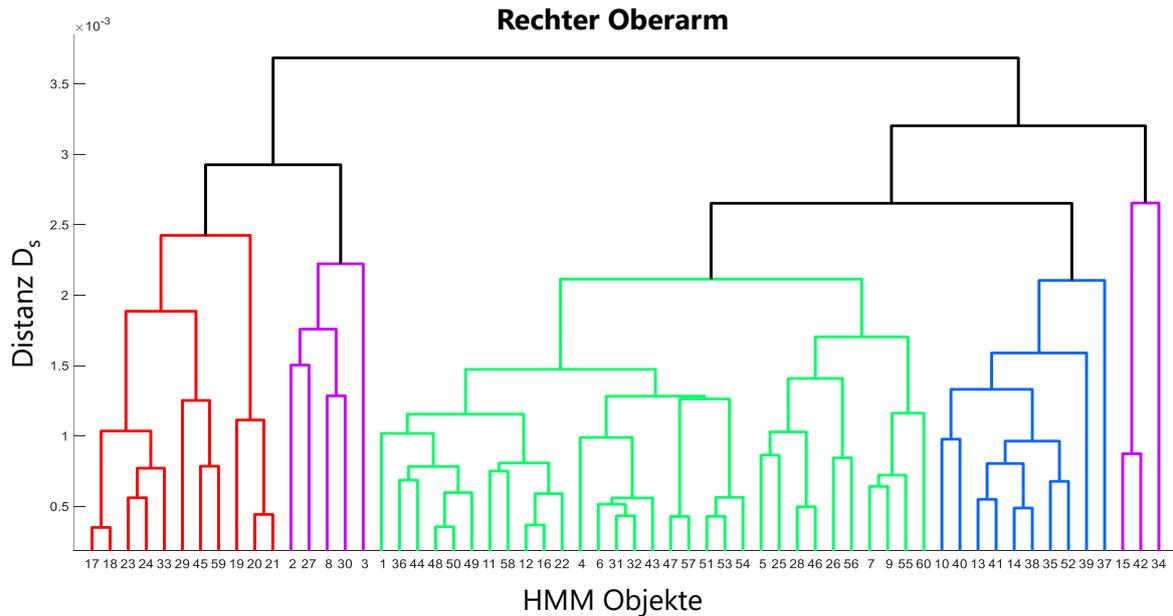


Abbildung 5.2.20: Dendrogramm, average linkage

In Abbildung 5.2.20 sind die als Ergebnis des Clusterings resultierenden Cluster gut zu erkennen. Im vorliegenden Fall sind es 5 Cluster die aus den 60 HMM Eingangsobjekten gebildet werden können.

Bei der Entscheidung für einen Schwellenwert als Stoppkriterium für das Clustering ist es wichtig, dass die einzelnen Cluster nicht zu klein werden. Wenn die Cluster zu klein sind, ist die resultierende HMM nicht aussagekräftig und vor allem beim Training der HMMs können Probleme auftreten, da die Algorithmen nicht für sehr kleine Datensätze ausgelegt sind. Aus Experimenten und Beobachtungen konnte aus dem Dendrogramm als Cluster-Stopp-Kriterium empirisch ein Schwellenwert von 70% abgeleitet werden, der im weiteren Verlauf verwendet wurde.

Um die beiden Fusionsverfahren und ihre Eignung für die vorliegenden Daten zu validieren, wird die Unähnlichkeit der Datensätze durch den kopphenetischen Korrelationskoeffizienten  $c$  berechnet [Kuh17]. Dieser Wert gibt an, wie gut der Datensatz bzw. die Abstände durch die Clusterbildung repräsentiert werden.

Der kopphenetische Korrelationskoeffizient  $c$  wird wie folgt berechnet:

$$c = \frac{\sum_{i < j} (Y_{ij} - y) (Z_{ij} - z)}{\sqrt{\sum_{i < j} (Y_{ij} - y)^2 \sum_{i < j} (Z_{ij} - z)^2}} \quad (5.2.18)$$

Dabei ist  $Y_{ij}$  der Abstand zwischen den Datensätzen  $i$  und  $j$  in  $Y$ ,  $Z_{ij}$  der kopphenetische Abstand zwischen den Objekten  $i$  und  $j$  und  $y$  und  $z$  der jeweilige Mittelwert von  $Y$  und  $Z$ .

Die kopphenetische Korrelation für einen Cluster-Baum ist definiert als der lineare Korrelationskoeffizient zwischen den aus dem Baum erhaltenen kopphenetischen Distanzen und den ursprünglichen Abständen (oder Unähnlichkeiten), die zur Konstruktion des Baums verwendet wurden. Die kopphenetische Distanz beschreibt, wie groß der Abstand zweier Knoten im Dendrogramm ist und stellt somit ein Maß dafür dar, wie genau der Baum die Unterschiede zwischen den Beobachtungen widerspiegelt.

Aus Formel 5.2.18 ist ersichtlich, dass der kopphenetische Korrelationskoeffizient umso höher wird, je unähnlicher die Daten sind. Dem entsprechend sind hohe Werte für den Korrelationskoeffi-

ziert  $c$  ein Maß für eine hohe Güte des Clustering-Ergebnis da in diesem Fall die Verknüpfungen der Elemente im Dendrogramm stark mit den Distanzen zwischen den Objekten in der Distanzmatrix korrelieren.

Entsprechend gut lassen sich z.B. Ausreißer identifizieren. Diese sind den anderen Daten sehr unähnlich und können so schnell als separate Cluster identifiziert werden. Je ähnlicher die Daten sind bzw. je näher die Distanzwerte beieinander liegen, desto schwieriger wird eine Trennung.

Der kophenetische Korrelationskoeffizient für das single-linkage beträgt für das betrachtete Beispiel der Aktion „Hinsetzen“  $\bar{c}_{sl} = 0,67$  mit einer Standardabweichung von  $0,027$  im Durchschnitt für alle Körperteile und die drei Achsen, während der Durchschnitt für das average-group-linkage  $\bar{c}_{avl} = 0,74$  mit einer Standardabweichung von  $0,011$  beträgt.

Für drei weitere getestete Bewegungsabläufe ergeben sich ähnliche Werte, so dass die Methode des average-group-linkage im weiteren Verlauf verwendet wird, da diese für die betrachteten Daten besser geeignet ist.

Die verminderte Möglichkeit zur Detektion von Ausreißern wird hierbei akzeptiert, da anhand von empirischen Erhebungen gezeigt werden konnte, dass immer noch ein großer Teil der störenden Ausreißer durch Clusterbildung mittels der average-group-linkage Methode entfernt werden kann.

Im letzten Teil der Clusteranalyse werden die einzelnen Datensätze den Clustern zugeordnet, die nach der Festlegung des Schwellwertes resultieren.

**Neuberechnung der gemittelten Bewegungssequenzen** Auf die Clusterbildung folgt die Nachbearbeitung der Daten. Dieser Schritt ist in Abbildung 5.2.18 grau hervorgehoben. Aus den Zuordnungen der einzelnen Datensätze zu den jeweiligen Clustern wird eine Liste mit den entsprechenden Datensätzen pro Cluster erzeugt. Alle Cluster unterhalb des Schwellwertes, die weniger als einen empirisch festgelegten Schwellwert von 10 Elementen enthalten, werden in einer separaten Liste, der sogenannten Garbage-Liste, abgelegt. Dabei werden die Ausreißer und die sehr kleinen Cluster zusammengefasst, um zu verhindern, dass aus diesen Daten bei der Mittelwertbildung mit HTK [You06] separate Modelle trainiert werden und es ggf. zu Problemen bei der Modellerstellung kommt.

Anschließend werden die neuen Listen für die Erstellung der neuen gemittelten Bewegungsabläufe erstellt. Dazu werden auch alle Labeldateien der jeweiligen Datensätze an die Bewegung mit dem neuen Cluster-Namen angepasst. Dies ist notwendig, damit die HTK-Funktionen während des Trainingsalgorithmus alle zugehörigen Dateien eines Clusters verarbeiten können.

**Evaluation** Nachdem das Verfahren zur Clusterung von Bewegungsabläufen beschrieben wurde, wird abschließend betrachtet, wie die Qualität der Optimierung bewertet werden kann. Dazu muss ein geeignetes Bewertungsverfahren ausgewählt werden, damit objektiv validiert werden kann, ob die verwendeten Methoden zum gewünschten Ziel führen.

Als erstes Kriterium ist eine visuelle Kontrolle der erzeugten Datensequenzen sinnvoll. Zusätzlich wurde erneut der Vergleich mittels TWED zur Berechnung und Visualisierung der Unterschiede herangezogen, da dieser bereits bei der Betrachtung der gemittelten Ursprungsmodelle zum Einsatz kam.

In den nachfolgend dargestellten Heatmaps wird auf der x-Achse das jeweilige Körperteil des mittleren Modells der Nummer des jeweiligen Datensatzes auf der y-Achse gegenübergestellt. Die korrelierenden Abstände sind in der Ebene als Intensitätswert dargestellt. Alle Darstellungen sind

auf den gleichen Maximalwert skaliert, um eine Vergleichbarkeit zu ermöglichen. Aus Platzgründen ist in den Grafiken keine Zuordnung zu den jeweiligen Körperteilen angegeben, diese ist anhand folgender Zuordnung in Tabelle 5.9 gegeben.

Die resultierenden HMMs als mittlere Bewegungsabläufe wurden mit den Originaldatensätzen verglichen, um zu evaluieren, wie groß die Abstände zu den einzelnen Datensätzen sind. Für das Beispiel der Bewegung „Hinsetzen“ werden alle Distanzen für die drei Achsen x, y und z für die Auswertung berücksichtigt. Abbildung 5.2.21 zeigt die Heatmaps des initialen HMM der Bewegung ”Hinsetzen“ als Baseline-Ergebnis.

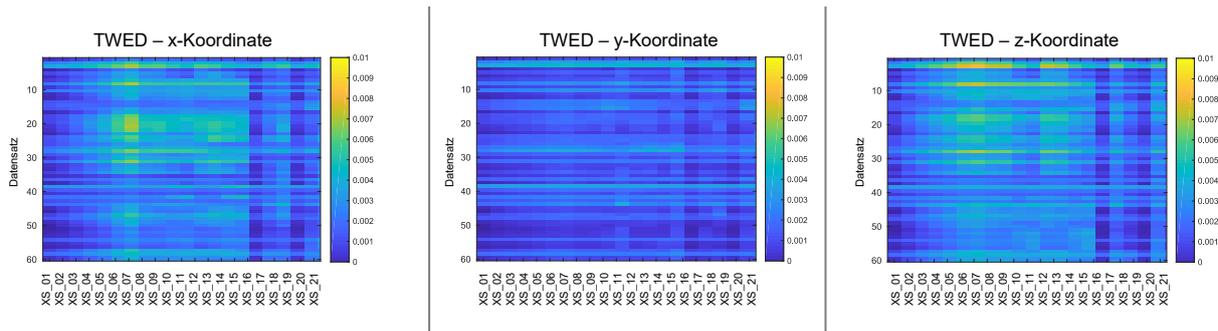


Abbildung 5.2.21: Ergebnisse TWED für die Bewegung „Hinsetzen“ - Baseline HMM

Dieses HMM wurde aus 60 Datensätzen trainiert und es ist deutlich zu erkennen, dass insbesondere im Bereich des Kopfes (XS\_07) und in den oberen Extremitäten (XS\_08 bis XS\_15) größere Abweichungen der Datensätze von den gemittelten Verläufen bestehen.

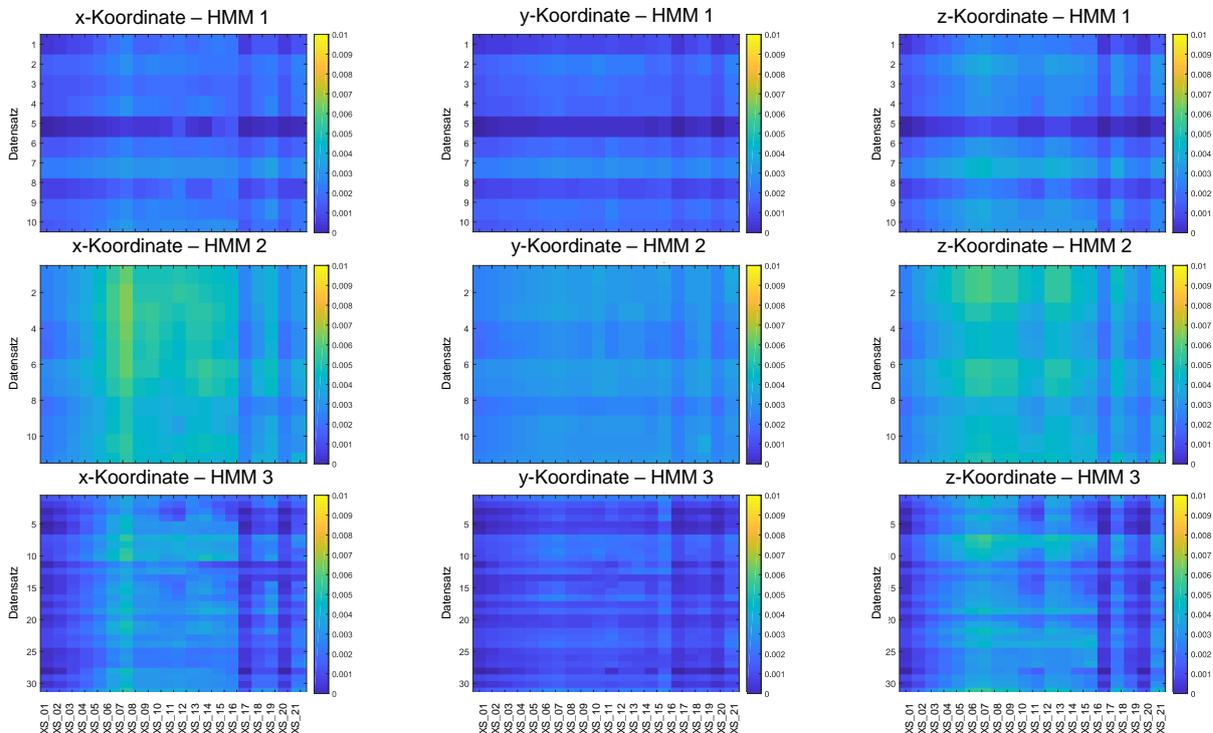


Abbildung 5.2.22: Ergebnisse TWED für die Bewegung „Hinsetzen“ - Cluster HMM 1 bis 3

Im Vergleich dazu zeigt Abbildung 5.2.22 die Ergebnisse für die TWED-Analyse der drei neuen mittleren Bewegungsmodelle nach der Clustering. Diese wurden entsprechend den Clustering-

Ergebnissen aus 10, 11 und 31 Datensätzen erstellt. Insgesamt ergeben sich mit den 8 Datensätzen des „Garbage“ HMMs so die anfänglichen 60 Datensätze für die Basisergebnisse. Die Ergebnisse für das „Garbage“ HMM sind in Abbildung 5.2.23 dargestellt.

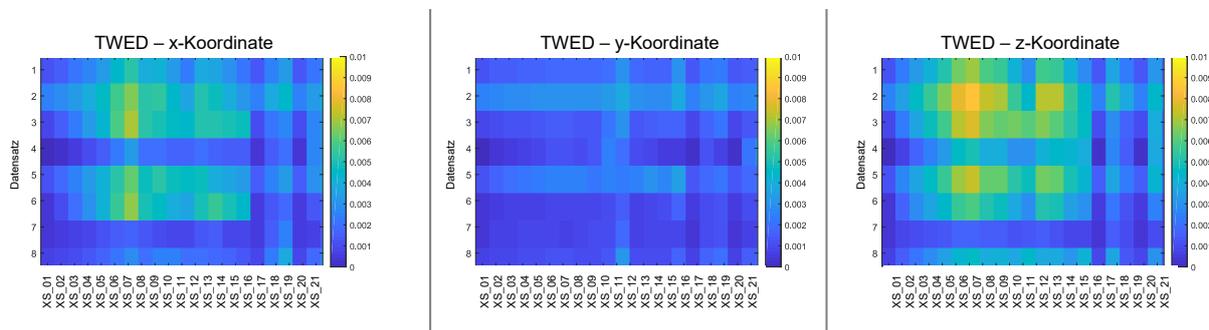


Abbildung 5.2.23: Ergebnisse TWED für die Bewegung „Hinsetzen“ - Cluster „Garbage“ HMM

Bei einem Vergleich der einzelnen HMM-Visualisierungen der Distanzen von Basis-HMM in Abbildung 5.2.21 und den resultierenden Clustern in Abbildung 5.2.22 und Abbildung 5.2.23 zeigt sich, dass die Abstände von jedem HMM zu den Originaldaten über alle vier Cluster verteilt sind. Dieser Punkt ist entsprechend zu erwarten und kann durch die grafische Auswertung bestätigt werden. Das größte Cluster HMM 3 zeigt eine wesentlich homogenere Verteilung der Abstände ohne große Ausreißer im Vergleich zum Basis-HMM in Abbildung 5.2.21. HMM 2 hingegen weist im Vergleich zu den anderen neuen Modellen einen deutlich größeren Abstand zwischen den generierenden Datensätzen und dem Modell auf. Diese Abstandsverteilung ist jedoch relativ gleichmäßig über alle Körperteile und Datensätze verteilt. Im Vergleich dazu zeigt HMM 1 eine wesentlich geringere Abweichung der resultierenden Datensätze in Form einer sehr homogenen Abstandsverteilung mit geringen Abstandswerten.

Das vierte HMM, in Abbildung 5.2.23 dargestellt und hier als „garbage“ HMM gekennzeichnet, ist das HMM welches aus den übrigen Clustern generiert wurde. Hier ist in den Distanzen deutlich zu erkennen, dass die Abstände stark variieren.

Die Betrachtung der einzelnen Ergebnisse führt weiterhin zu der Frage, wie das Gesamtergebnis der Clusterbildung bewertet werden kann und ob die neu erstellten gemittelten Bewegungsabläufe bessere bzw. realitätsnähere Bewegungsabläufe darstellen.

Wie in den obigen Überlegungen diskutiert, sind die Distanzwerte eine gute Orientierungshilfe, um einzelne HMMs hinsichtlich ihrer Ähnlichkeit mit den Eingabedaten zu vergleichen, aber sie liefern keine unmittelbare Aussage über die resultierenden Bewegungssequenz.

Die Grundannahme ist, dass HMMs, die durch eine Mittelung von verschiedenen Datensätzen der selben Bewegung erzeugt wurden, ein sehr sauberes und reales Bewegungsbild liefern, wenn möglichst kleine Abstände zwischen dem jeweiligen HMM und den Eingangsdaten vorliegen, da entsprechend kaum eine Streuung der Datenreihen vorhanden ist.

Diese Betrachtung wurde zunächst durch eine visuelle Analyse verifiziert, bei der die Bewegungsabläufe in der bekannten Form als 3D-Stickman mit seinen zeitlichen Veränderungen dargestellt und analysiert wurden. Hierbei ergab sich für HMM 3 eine vergleichsweise gut geeignete Bewegungssequenz, die wenig von den zuvor beschriebenen Bewegungsartefakten in Form von Zuckungen etc. der ursprünglichen Bewegungssequenz des Basis-HMM zeigt. Die Bereiche, in denen die Abstandswerte erhöht werden, sind auf die Bestimmung der Cluster mit der average-linkage Methode zurückzuführen, da hier ggf. weniger geeignete Daten durch Mittelung der Abstände zu den Clustern kombiniert

werden. Dementsprechend können geringfügige Ausreißer vorhanden sein. Um dies zu vermeiden, wäre eine restriktivere Aufteilung in mehr Cluster notwendig. Darüber hinaus kann bei der Betrachtung des Bewegungsablaufs von HMM 2 beobachtet werden, dass die Bewegungen im Vergleich zu HMM 3 wesentlich "unruhiger" sind. Weiterhin fällt auf, dass am Ende des zeitlichen Ablaufs der Sequenz eine Art Störung auftritt, die sich durch eine falsche Körperhaltung beschreiben lässt. HMM 1 wiederum repräsentiert einen relativ sauberen Bewegungsablauf, der jedoch nicht ganz so optimal ist wie HMM 3. Der Bewegungsablauf „garbage“ HMM stellt keine brauchbare Sequenz dar, wie bereits angenommen. Die Beobachtung kann durch die Auswertung des zugrundeliegenden Dendrogramms für das Clustering unterstützt werden (siehe Abbildung 5.2.20). Aus der Abbildung geht hervor, dass die beiden HMMs 3 (grün gefärbter Pfad in Abbildung 5.2.20) und 1 (blau gefärbter Pfad in Abbildung 5.2.20) eine vergleichbare Ähnlichkeit aufweisen, was sich in der Beobachtung der Bewegungsabläufe widerspiegelt. Das HMM 2 (roter Pfad in Abbildung 5.2.20) weist eine geringere Ähnlichkeit auf, dies wurde, wie bereits gezeigt, auch im Bewegungsablauf deutlich. Das „garbage“ HMM (violett gefärbter Pfad in Abbildung 5.2.20) besteht ebenfalls aus Elementen im Dendrogramm, die sehr unähnlich zueinander sind.

**Fazit** Es konnte gezeigt werden, dass das Clustering von Bewegungsdaten mit Hilfe eines hierarchisch agglomerierenden Ansatzes zu einer Verbesserung der gemittelten Bewegungsabläufe führt. Die Schwellwerte etc. wurden im Rahmen der vorliegenden Arbeit bewusst gewählt, um die verschiedenen Cluster und die daraus resultierenden Bewegungsmuster zu analysieren und zu diskutieren.

### 5.3 Zusammenfassung

In Kapitel 5 wurden mögliche Optimierungen und Erweiterungen im Hinblick auf das mehrstufige Modell und im Bereich der Biosignalverarbeitung vorgestellt. Diese Optimierungen fokussieren die Erkennung und Modellierung von menschlichen Bewegungen in einem funktionalisierten Pflegebett.

Anhand des entwickelten Erkennungssystems konnte gezeigt werden, dass die aus den Signalen der vier iBolt Sensoren extrahierten Merkmale dazu eingesetzt werden können, verschiedene Lagen und Aktionen ausreichend genau zu klassifizieren. Es wurde jedoch auch deutlich, dass sich für verschiedene Lagen und Aktionen Merkmale ergeben können, die bedingt durch ihre Ähnlichkeit in den Sensorsignalen im Klassifizierungsprozess zu Verwechslungen führen können. Dies wird an einer für diese Modelle durchschnittlichen Erkennungsrate deutlich.

Weiterhin konnte anhand der Erkennungsergebnisse bestätigt werden, dass sich menschliche Bewegungen, die sich von ihrer Makrostruktur gleichen, sich in ihrer Mikrostruktur teilweise stark unterscheiden und so eine entsprechend starke Variabilität aufweisen.

Dieser Punkt wurde im nachfolgenden Schritt bei der Optimierung der Bewegungsabläufe für das mehrstufige Modell aufgegriffen. Dazu wurde zunächst die MoveHN Bewegungsdatenbank erstellt, in der mittels des XSens MoCap System gewonnene Bewegungsabläufe von Einzelpersonen für die Modellbildung des Bewegungsablaufs bereitgestellt werden. Weiterhin wurde ein Verfahren zur Mittelung von Bewegungssequenzen vorgestellt, das den HMM Ansatz des Erkennungssystems aufgreift und damit eine Mittelung der Bewegungsdaten der MoveHN Datenbank ermöglicht. In einem Optimierungsschritt wurde weiterhin gezeigt, wie Bewegungsdaten verglichen, bewertet und anhand von Clusteringverfahren zu verbesserten mittleren Bewegungsabläufen zusammengefasst werden können. Im nachfolgenden Kapitel erfolgt nun die Validierung des Gesamtmodells.

## Kapitel 6

# Validierung des Gesamtmodells

Nach der Darstellung und Evaluation der einzelnen Modellteile in Kapitel 4 sowie der optimierten Modellteile in Kapitel 5 wird die Evaluation des Gesamtmodells vorgestellt.

Einleitend soll zunächst eruiert werden welche Betrachtungen genutzt werden können, um das entwickelte mehrstufige Modell zu evaluieren. Hierbei muss vorab festgehalten werden, dass die Richtigkeit oder Korrektheit eines Modells prinzipiell nicht direkt bewiesen werden kann [Bos92, Rab08]. Dies ist darin begründet, dass zwar nachgewiesen werden kann, dass das Modell für bestimmte Test- oder Anwendungsfälle korrekte Ergebnisse liefert, jedoch ist eine vollständige Prüfung kaum möglich. Daher soll an dieser Stelle zunächst motiviert werden, wie die Gültigkeit des Modells für den Modellzweck überprüft werden kann. Hierzu werden nach [Bos92] vier verschiedene Aspekte betrachtet. Diese sind nachfolgend dargestellt.

- **Verhaltensgültigkeit:** Diese wird nachgewiesen in dem gezeigt wird, dass die Anfangsbedingungen und Umwelteinwirkungen des Originalsystems für das Modellsystem im Hinblick auf den Modellzweck das gleiche dynamische Verhalten darstellt .
- **Strukturgültigkeit:** Die Strukturgültigkeit gilt als nachgewiesen, wenn die Wirkungsstruktur des Modells der essentiellen Wirkungsstruktur des Originals für den Modellzweck entspricht.
- **Empirische Gültigkeit:** Für den Modellzweck müssen die numerischen oder logischen Ergebnisse des Modellsystems mit den empirischen Ergebnissen des Originalsystems bei gleichen Bedingungen übereinstimmen, entsprechend müssen diese bei fehlenden Beobachtungen konsistent und plausibel sein.
- **Anwendungsgültigkeit:** Die Anwendungsgültigkeit wird nachgewiesen in dem gezeigt wird, dass das Modell und die Simulationsmöglichkeiten dem Modellzweck und den Anforderungen des Anwenders genügen.

Rabe et al. [Rab08] greifen u.a. die Arbeiten von Bossel [Bos92] und Balci auf [Bal07] und betrachten weiterhin die VDI-Richtlinie 3633 [VDI08, Wen10], die sich mit Simulationen und deren Evaluationen von Logistik-, Materialfluss- und Produktionssystemen befasst. Die Betrachtungen in diesen Arbeiten lassen sich, bedingt durch die Komplexität der Modelle und Simulationen, auf das vorliegende mehrstufige Modell im Hinblick auf die Evaluation übertragen.

Tabellen 6.1 zeigt die aus der Arbeit von Rabe et al. [Rab08] adaptierten Bewertungskriterien sowie die jeweilige Fokussierung der Kriterien und entsprechende Beispiele.

Kriterium	Art der Evaluation	Fokus	Beispiel
Vollständigkeit	theoretisch	Korrektheit von Inhalt und Struktur	<ul style="list-style-type: none"> <li>- strukturelle Überprüfung in Bezug auf fehlende Anforderungen und Informationen</li> <li>- Bestimmung des Grades der Übereinstimmung zwischen Anforderungen und Modell</li> </ul>
Konsistenz	theoretisch		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Schlüssigkeit der semantischen Zusammenhänge und der Struktur</li> <li>- Durchgängigkeit der Terminologie</li> </ul>
Genauigkeit	praktisch	Korrektheit von Inhalt und Struktur sowie Angemessenheit des Ergebnisses für die Anwendung	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Fehlerfreie Modellierung</li> <li>- Angemessene Detaillierungsgrade</li> </ul>
Aktualität	theoretisch		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Inhaltliche und zeitliche Gültigkeit der Informationen und Daten</li> <li>- Gültigkeit des Modells für die Aufgabenstellung</li> </ul>
Eignung	praktisch	Angemessenheit des Ergebnisses für die Anwendung	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Nutzbarkeit des Modells für den Verwendungszweck</li> <li>- Angemessenheit in Bezug auf die Aufgabenstellung</li> </ul>
Plausibilität	praktisch		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Nachvollziehbarkeit der Zusammenhänge</li> <li>- Schlüssigkeit der Ergebnisse</li> </ul>
Verständlichkeit	theoretisch		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Transparenz in der Modellierung</li> <li>- Eindeutigkeit in der Formulierung</li> </ul>

Tabelle 6.1: Validierungs- und Verifikationskriterien, nach [Rab08]

Als Bewertungskriterien werden alle in Tabelle 6.1 aufgeführten Kriterien (Vollständigkeit, Konsistenz, Genauigkeit, Aktualität, Eignung, Plausibilität sowie Verständlichkeit) berücksichtigt.

Nachfolgend werden die in Tabelle 6.1 dargestellten Kriterien schrittweise, zunächst im Hinblick auf die theoretische Vorgehensweise zur Evaluation vorgestellt. Diese ist unterteilt in theoretische und praktische Evaluationsbetrachtungen. Zunächst wird auf die theoretischen Evaluationsmöglichkeiten eingegangen, anschließend erfolgt die der Betrachtung entsprechend praktische Evaluation

des mehrstufigen Modells.

## 6.1 Theoretische Evaluation

Zunächst werden die Kriterien, die aus [Rab08] zur theoretischen Evaluation eines Modells eingesetzt werden können, näher betrachtet und diskutiert. Theoretische Evaluation bedeutet hierbei, dass das Modell in dem jeweiligen Betrachtungsbereich an Beispielen mittels einer Beweisführung evaluiert wird.

### 6.1.1 Vollständigkeit

Als erstes wird die Vollständigkeit des vorgestellten Modells anhand einer strukturellen Überprüfung des Modells evaluiert [Rab08]. Hierbei erfolgt die Überprüfung mit Fokus auf ggf. fehlende Anforderungen und Informationen sowie auf den Grad der Übereinstimmung zwischen Anforderungen und Modell.

Die Anforderung an das vorgestellte Modell geht aus der Beschreibung des realen Basissystems des funktionalisierten Pflegebetts (siehe Kapitel 3) hervor. Das reale System besteht, global betrachtet, aus der Verkettung der Komponenten „Mensch“, „Möbel“ und „Sensor“. Der Fokus des Modells liegt auf der Modellierung der biomechanischen Anteile des Menschen (kardiovaskuläres und respiratorisches System sowie auf Bewegungen) die zu Körpermassenverschiebungen führen, der mechanischen Komponenten des Möbels und auf der Modellierung des Sensors, der mechanische in elektrische Größen wandelt.

Zur Überprüfung der Vollständigkeit des Modells wird die in Abschnitt 4.4 vorgestellte Grafik 4.4.1 mit den einzelnen Bestandteilen des mehrstufigen Modells erneut betrachtet.

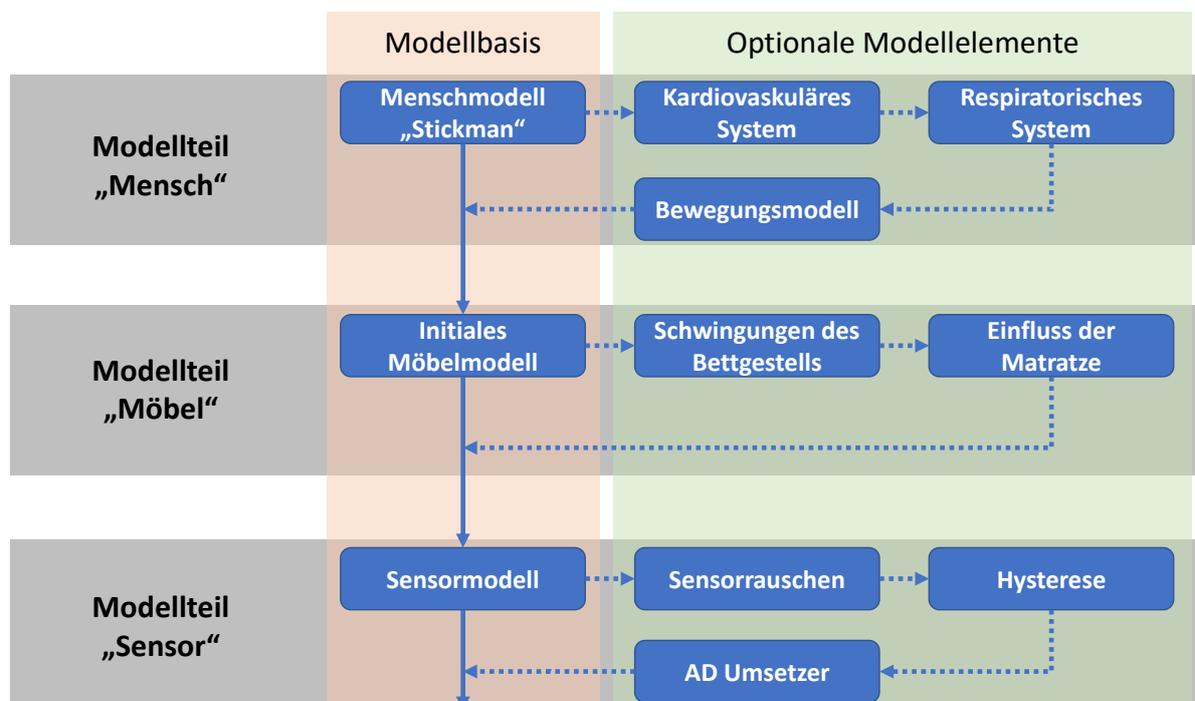


Abbildung 6.1.1: Übersicht der Modellbestandteile

Dazu werden noch einmal die einzelnen Modellteile für die Evaluation aufgegriffen. Zur besseren Übersicht ist hierzu das Gesamtmodell noch einmal mit den einzelnen Bestandteilen in Abbildung

6.1.1 analog zu Abbildung 4.4.1 dargestellt. Zur Verdeutlichung sind die einzelnen Modellteile in Abbildung 6.1.1 grau hinterlegt, die Modellbasis ist orange markiert und die optionalen Modellteile in grün. Nachfolgend werden die einzelnen Modellteile analysiert.

Der Modellteil „Mensch“ wird auf die wesentlichen mechanischen Merkmale fokussiert, so dass folgende Punkte abgebildet werden können:

- Modellbasis:
  - Menschmodell „Stickman“ mit Körperdimensionen (Gewicht, Schwerpunktlage und Größe) als Stickman Modell mit Massepunkten
- optionale Modellelemente:
  - kardiovaskuläre Elemente inkl. der entsprechenden Massenverschiebungen
  - respiratorische Elemente inkl. der entsprechenden Massenverschiebungen
  - Bewegungen des Stickman zur Simulation von Massenverschiebungen nach verschiedenen Bewegungsmustern (lineare, reale menschliche Bewegungen, gemittelte menschliche Bewegungen)

Der Modellteil „Möbel“ besteht aus den nachfolgenden Elementen:

- Modellbasis:
  - Modell der Liegefläche anhand dessen die Kraftverteilungen auf die vier Sensoraufnahmepunkte ermittelt werden können
- optionale Modellelemente:
  - modellhafte Beschreibung des Schwingverhaltens des Bettgestells
  - modellhafte Beschreibung des Einflusses der Matratze

Das Sensormodell beinhaltet die Komponenten:

- Modellbasis:
  - Basis-Sensormodell (vgl. Sensordatenblatt [Bos13a, Bos13b])
- optionale Modellelemente:
  - Sensorrauschen
  - Hysterese-Verhalten des Sensors
  - Einfluss des verwendeten ADC Moduls

Aus der Aufstellung wird deutlich, dass die gesamte Verarbeitungskette, wie Eingangs gefordert, modelliert wurde. Weiterhin existiert eine nahezu vollständige Übereinstimmung zwischen Anforderung und Modell. Einzig einige im Bereich der Modellbildung notwendigen Verallgemeinerungen führen dazu, dass geringfügige Abweichungen auftreten.

### 6.1.2 Konsistenz

Zum Nachweis, dass das zu evaluierende Modell konsistent ist bietet es sich an, das Gesamtmodell auf die Schlüssigkeit der semantischen Zusammenhänge und der Struktur hin zu untersuchen [Rab08]. Im Detail werden hierbei die fachlichen Anforderungen, die an das Modell bzw. die einzelnen Modellteile gestellt werden, betrachtet. Da die einzelnen Modellteile jeweils separat in den entsprechenden Kapiteln vorgestellt, diskutiert und evaluiert wurden, wird an dieser Stelle der Zusammenhang im Gesamtmodell betrachtet. Hierzu wird noch einmal Abbildung 6.1.1 betrachtet um die semantischen Zusammenhänge im Gesamtmodell zu überprüfen.

Das Modell ist, wie in Abschnitt 6.1.1 bereits dargestellt wurde, in jedem der Modellteile, die hierarchisch angeordnet sind, in ein Basismodell und entsprechende Modell-Erweiterungen aufgeteilt. Diese sind so angeordnet, dass das Modell immer in der Modellbasis ohne die Erweiterungen ausgeführt werden kann, jedoch nicht anders herum. Somit ist innerhalb des jeweiligen Teilmodells der korrekte semantische Zusammenhang sichergestellt. Durch die hierarchische Anordnung der Teil-Modelle lässt sich weiterhin der korrekte semantische Zusammenhang des Gesamtmodells nachweisen, da die Teilmodelle zwar separat zu Simulationen verwendet werden können, es jedoch nicht möglich ist, die Modellreihenfolge für eine Gesamtsimulation zu alternieren.

### 6.1.3 Aktualität

Die Aktualität eines Modells repräsentiert als Evaluationskriterium die inhaltliche und zeitliche Gültigkeit der Informationen und Daten des Modell sowie die Gültigkeit des Modells für die Aufgabenstellung [Rab08]. Diese Punkte lassen sich entsprechend durch eine Betrachtung der Teilmodelle evaluieren.

- Modellteil „Mensch“:  
Der Modellteil Mensch fokussiert mechanische Bestandteile des menschlichen Körpers. Diese umfassen neben dem kardiovaskulären und dem respiratorischen System auch Bewegungen und die dadurch bedingten Verschiebungen der Körperteilmassen über der Zeit. Sämtliche Komponenten dieses Teilmodells wurden nach anatomischen und biomechanischen Gesichtspunkten erstellt und anhand von Referenzen aus Wissenschaft und Medizin verifiziert. So lange in diesem Bereich die bestehenden Betrachtungen nicht durch neue Erkenntnisse aus Studien etc. erweitert oder revidiert werden, ist der Modellteil als aktuell und zeitgemäß zu betrachten.
- Modellteil „Bett“:  
Der Modellteil des Pflegebetts beschreibt das aktuell als Labormuster eingesetzte Bett (siehe Kapitel 3) und behält so lange seine Aktualität, bis ein neues Möbel als Modellbasis eingesetzt wird.
- Modellteil „Sensor“:  
Ebenso wie der Modellteil „Bett“ beschreibt der Modellteil „Sensor“ das aktuell verwendete Sensormuster und behält so lange seine Aktualität, bis ein neues Sensormodell als Modellbasis eingesetzt wird.

Durch die Betrachtung der einzelnen Modellteile wird deutlich, dass das Gesamtmodell, da die Teilmodelle alle inhaltlich und zeitlich gültig sind, ebenfalls im Bezug zur Aktualität und entsprechend inhaltlich und zeitlich als gültig bewertet werden kann.

Sollten sich in den Modellteilen, wie bereits dargestellt, Parameter ändern, muss die Gesamtabschätzung erneut vorgenommen werden.

### 6.1.4 Verständlichkeit

Zur Evaluation der Verständlichkeit des Modells wird die Transparenz der Modellierung sowie die Eindeutigkeit der Formulierung betrachtet [Rab08].

Die Transparenz ist durch die Mehrstufigkeit und modulare Gestaltung des Modells gegeben und durch die Möglichkeit, ein Zwischenergebnis der Simulation nach jeden Modellteil separat betrachten zu können. Dies stellt sicher, dass keine Teile des Modells verdeckt werden. Weiterhin lassen sich alle Modellteile mit den entsprechenden Parametern als einzelne Simulationsmodelle ausführen.

Für einen Nachweis der Eindeutigkeit der Formulierung werden die formalen mathematischen Beschreibungen der einzelnen Modellteile betrachtet. Durch diese lässt sich jedes Ergebnis reproduzieren. Selbst pseudo-zufällige Einflüsse, die durch Zufallsgeneratoren gesteuert werden, lassen sich durch Verwendung des selben Seed Wertes reproduzieren. Somit kann auch die Verständlichkeit des mehrstufigen Modells als korrekt betrachtet werden.

### 6.1.5 Zusammenfassung

In diesem Abschnitt werde die theoretische Evaluation des mehrstufigen Modells anhand der Überprüfungen der Parameter Vollständigkeit, Konsistenz, Aktualität und Verständlichkeit vorgenommen. Alle vier Parameter konnten mit einem positiven Ergebnis evaluiert werden, der erste Teil der Evaluation ist abgeschlossen. Nachfolgend wird nun die praktische Evaluation des Modells betrachtet.

## 6.2 Praktische Evaluation

Als nächster Schritt in der Evaluation wird nach der theoretischen Bewertung des Modells eine praktische Evaluation vorgenommen. Hierbei werden die Punkte Plausibilität, Eignung und Genauigkeit (siehe Tabelle 6.1, [Rab08]) des mehrstufigen Modells durch geeignete Experimente evaluiert.

Dabei wird die spätere Anwendbarkeit des Modells bei der Evaluation fokussiert. Die Evaluationskriterien sind aufsteigend in der Betrachtungstiefe angeordnet.

### 6.2.1 Eignung

Die Eignung eines Modells beschreibt die Nutzbarkeit des Modells für den vorgesehenen Verwendungszweck sowie die Angemessenheit in Bezug auf die Aufgabenstellung [Rab08]. Diese Evaluationsstufe betrachtet zunächst die Struktur des Ausgangssignals separat ohne Vergleich mit realen Daten. Im Bezug auf das vorliegende Modell werden hierbei zunächst die resultierenden Ausgangssignale der simulierten Sensorsignale mit den Simulationsparametern verglichen. Es findet ein Soll-Ist Abgleich statt, bei dem betrachtet wird, ob die Simulationsparameter in den Ausgangssignalen repräsentiert werden.

### 6.2.2 Plausibilität

Zur Betrachtung der Plausibilität des Modells wird die Nachvollziehbarkeit der Zusammenhänge des Modells sowie die Schlüssigkeit der Ergebnisse evaluiert [Rab08]. Für das mehrstufige Modell bedeutet dies, dass die Verhältnisse der Amplituden zwischen simuliertem und realem Signal verglichen werden.

### 6.2.3 Genauigkeit

Die Genauigkeit wird evaluiert in dem eine fehlerfreie Modellierung und ein angemessener Detaillierungsgrad nachgewiesen wird [Rab08]. Wurde bei der Betrachtung von Eignung und Plausibilität des Modells die Makrostruktur der simulierten Daten evaluiert, wird zur Evaluation der Genauigkeit die Feinstruktur analysiert. Dies bedeutet, dass die resultierenden simulierten Spannungsverläufe mit denen von realen Daten abgeglichen werden. Des Weiteren wird der simulierte Körperschwerpunkt mit dem realen Körperschwerpunkt aus vorhanden Daten verglichen und es wird die Herz- und Atemrate der jeweiligen simulierten Person mit dem realen Vorbild verglichen.

## 6.3 Anwendung der Evaluationskriterien

Um die beschriebenen Kriterien auf die Daten anwenden zu können und um die zuvor dargestellten Vergleiche durchführen zu können, müssen entsprechende Vergleichskriterien gefunden werden.

### 6.3.1 Direkter Vergleich der Daten

Es bietet sich an, die mit dem Modell erzeugten Daten aus der Simulation mit realen Daten zunächst zu korrelieren. Da jedoch, wie an anderer Stelle bereits diskutiert wurde, das Modell nicht dazu ausgelegt wurde, eine einhundert prozentige Abbild der realen Daten zu erzeugen, muss ein Vergleichsmaß verwendet werden, das eine gewisse Elastizität aufweist. Dadurch kann sichergestellt werden, dass auch bei minimalen Abweichungen in Amplitude und zeitlicher Dauer zwischen realen und simulierten Signalen eine entsprechende Gleichheit detektiert werden kann.

Hierbei bietet es sich an, dass bereits in Abschnitt 5.2.2.2 mathematisch beschriebene Verfahren der Time Warp Edit Distanz zu nutzen. Dieses Verfahren wurde bereits zuvor zu Evaluationszwecken angewendet und eignet sich dazu, Zeitreihen miteinander zu vergleichen. Die ermittelten Distanzen werden auf die untersuchten Signallängen normiert, so dass Distanz-Werte zwischen 0 und 1 resultieren. Eine Distanz von 0 steht entsprechend für eine vollständige Übereinstimmung, eine Distanz von 1 für Ungleichheit der zu vergleichenden Signale.

Des Weiteren werden Differenzsignale zwischen simuliertem und realem Signalverlauf gebildet, aus denen Mittelwert und Standardabweichung berechnet werden. So lässt sich eine Aussage zu der mittleren Abweichung machen.

Um die einzelnen Evaluationsstufen korrekt betrachten zu können, werden im Rahmen der Simulation, falls notwendig, entsprechende Modellteile aktiviert bzw. deaktiviert, dies wird bei den nachfolgenden Experimenten jeweils vermerkt.

### 6.3.2 Vergleich der Daten mittels Verfahren zur Signalverarbeitung

Weiterhin werden die simulierten Daten mittels der bereits beschriebenen Verfahren zur Signalverarbeitung evaluiert. Hierbei wird das Verfahren zur Ableitung von Herz- und Atemaktivität

eingesetzt, welches schon für die realen Daten verwendet wurde (siehe Abschnitt 3.2.2).

Als weiterer Schritt zur Evaluation werden simulierte Bewegungsablauf- Daten für Erkennungsexperimente erstellt. Die Daten werden analog zu den bereits in Abschnitt 5.1 vorgestellten realen Datensätzen simuliert (soweit die Bewegungen und Körperlagen mit dem mehrstufigen Modell abbildbar sind).

Durch die Evaluation mittels der Signalverarbeitungsverfahren kann sichergestellt werden, dass die simulierten Daten auch für weitere oder neu entwickelte Verfahren zur Biosignalverarbeitung eingesetzt werden können.

Nach der Beschreibung der Evaluationsschritte wird nachfolgend betrachtet, welche Daten für Experimente eingesetzt werden können.

### 6.4 Testdaten für die Evaluation

Um für die praktische Evaluation ein gleichbleibendes Testset zu erzeugen, werden in Abschnitt 6.5 die nachfolgend beschriebenen Testsets für die Simulation betrachtet.

#### 6.4.1 Testsets

Hierbei werden im Hinblick auf die Modellbildung bekannte und unbekannte Daten eingesetzt, um die Evaluation zu objektivieren:

- Testset A
  - Simulation von realen Personen aus der eigenen Datenbank (Testpersonen aus Tabelle 3.1, 13 Datensätze)
  - Daten wurden mit dem iBolt Sensorsystem im Pflegebett erstellt
  - Signalabschnitte von 30s Länge
  - Testpersonen in Rückenlage und Seitenlage links
  - Übernahme der Parameter der Testpersonen (Größe, Gewicht, Herz- und Atemfrequenz)
  - Grobe Vorgabe der Körperlage (Schwerpunkt, Drehwinkel des Körpers auf der Liegefläche)
  - Modellbasis erweitert um kardiovaskuläre und respiratorische Elemente sowie Sensorrauschen
- Testset B
  - Simulation von realen Personen aus fremder Datenbank (siehe [Car20], 11 Datensätze)
  - Signalabschnitte von 30s Länge, angepasst auf Abtastfrequenz von 100Hz
  - Testpersonen in Rückenlage
  - Übernahme der Parameter der Testpersonen (Größe, Gewicht, Herz- und Atemfrequenz)
  - Grobe Vorgabe der Körperlage (Schwerpunkt, Drehwinkel des Körpers auf der Liegefläche)
  - Modellbasis erweitert um kardiovaskuläre und respiratorische Elemente sowie Sensorrauschen

Testset A enthält bereits bekannte Daten aus dem vorgestellten System, auf Testset B und dessen Daten wird nachfolgend eingegangen.

Neben der Simulation von Daten des im Rahmen der Arbeit aufgebauten Pflegebetts ist das Modell, wie bereits dargestellt wurde, auch in der Lage an andere Aufbauten angepasst zu werden. Aktuell (Stand Dezember 2022) existieren wenige Datenbanken mit nutzbaren Daten von funktionalisierten Pflegebettbauten, die für eine Evaluation genutzt werden können. Lediglich eine Datenbank der Kansas State University [Car20] ist ausreichend dokumentiert und ausgebaut, so dass die Daten für Evaluationszwecke des mehrstufigen Modells eingesetzt werden können.

### 6.4.2 Datenbank der Kansas State University

Zunächst wird kurz auf die Datenbank von Carson et al. [Car20] und deren Inhalte eingegangen. Die Autoren verwenden ein funktionalisiertes Pflegebett (siehe Abbildung 6.4.1) das zwei Sensorensysteme beinhaltet. Zum einen werden vier elektromechanische Filmsensoren (Bezeichnung „Film“ in Abbildung 6.4.1, Typ EMFit, L Serie; Abmessungen 300 x 580 mm), die direkt auf einer mit einer Holzplatte verstärkten Liegefläche angebracht sind, eingesetzt. Des Weiteren kommen vier Lastmesszellen (Bezeichnung „LC“ in Abbildung 6.4.1, Typ TE Connectivity FX1901-0001-0200-L) an den Ecken des Bettaufbaus zum Einsatz, die unter den vier Bettfüßen verortet sind. Carson et al. erstellten die Datenbank mit dem Ziel, einen Datensatz von herzbezogenen Signalen anbieten zu können, welcher neben Ballistokardiogrammen auch zeitlich abgestimmte Elektrokardiogrammen sowie Photoplethysmogrammen und Blutdruckwellenformen zur Verfügung stellt. Die zugehörigen kardiopulmonalen Signale werden mit einem GE Datex CardioCap 5 Patientenmonitor (für EKG- und PPG-Daten) und einem Finapres Medical Systems Finometer PRO (welches kontinuierlich Druckwellenformen der Arteria brachialis und abgeleitete kardiovaskuläre Parameter liefert) aufgenommen. Es wurden Daten von 40 Personen gesammelt, bei vier der Testpersonen lag zum Zeitpunkt der Teilnahme an der Studie eine diagnostizierte Herzerkrankung vor. Die Daten wurden mit einer Abtastfrequenz von 1000Hz abgetastet.

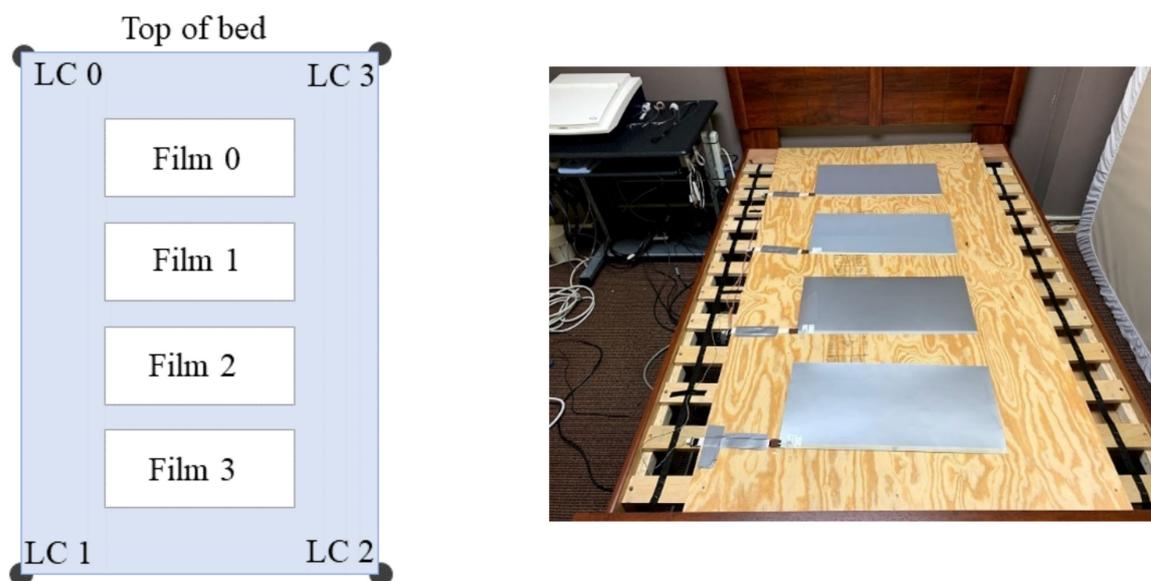


Abbildung 6.4.1: Übersicht und Fotos des funktionalisierten Betts der Kansas State University [Car20]

Für die Evaluation werden die Daten der Kraftmesszellen genutzt und es wird in Experimenten

der Teil der mit „LC“ gekennzeichneten Sensoren simuliert. Dazu wurde die Datenbank zunächst gesichtet und die Simulation wurde vorbereitet. Um eindeutig zu kennzeichnen, dass es sich um den Aufbau von Carlson et al. handelt wurde die Abkürzung „KB“ für „Kansas Bed“ eingeführt.

Bei der Durchsicht der Dokumentation der Datenbank wurde deutlich, dass die Autoren von [Car20] einige Punkte offen gelassen haben. So sind in [Car20] keine Angaben zu den Abmessungen und des Gewichts des Betts, zu der Versorgungsspannung der Lastmesszellen sowie zu angegebenen Verstärkungsfaktoren enthalten. Eine Kontaktaufnahme mit dem Autor C. Carlson ergab noch folgende Zusatzinformationen außerhalb der Veröffentlichung [Car20]:

- Die Abmessungen des verwendeten Betts betragen  $B_{KB} \cdot L_{KB} = 133,35 \cdot 187,96 \text{ cm}$  (52,5 · 74 Zoll), das Gewicht wurde nicht angegeben
- Die Versorgungsspannung für die Wägezellen/LC-Sensoren beträgt 5 V
- Die LC-Verstärkung beträgt etwa 5.0 V/V, nach einer Hochpassfilterstufe zur Separation des BCG-Signals wird das Signal um einen Faktor von 30 V/V weiter verstärkt.
- Die Rohdatensignale aus der Datenbank wurden nicht digital gefiltert, sondern nur „analog konditioniert“ (weitere Angaben zu Art und Ausprägung wurden von Seiten der Autoren [Car20] nicht getätigt)

Die Vorbereitung der Daten beinhaltete daher neben der Sichtung der Daten im Hinblick auf Fehler und Konsistenz etc. die Extraktion der Modellparameter (Größe, Gewicht, Herz- und Atemrate, Simulationsdauer, Schwerpunktlage) sowie die Schätzung möglicher Verstärkungsfaktoren. Das Gewicht vom Bett wurde empirisch mit 50kg angenommen.

Die Beschreibung des Sensormodells wurde laut Datenblatt [TE 20] vorgenommen, für die Versorgungsspannung wurde die, im Datenblatt als Standard angegebene und von den Autoren bestätigte, Spannung von 5V verwendet. Die entsprechende mathematischen Beschreibung des Sensors ist in Formel 6.4.1 dargestellt und ermöglicht, die anliegende Kraft  $F_{LCx}$  in eine proportionale Ausgangsspannung  $V_{out,KB}(F_{LCx})$  umzurechnen:

$$V_{out,KB}(F_{LPx}) = \frac{F_{LCx} \cdot U_0 \cdot C}{F_{norm}} \quad (6.4.1)$$

$$-889,644N \leq F_{LCx} \leq 889,644N \quad (6.4.2)$$

$$\text{Sättigung} : |F_{LCx}| > 889,644N$$

$$U_0 = 5V, C = 37,8 \frac{mV}{V} \quad (6.4.3)$$

Es wurde ein Rauschverhalten in Anlehnung an das iBolt Sensor Modell in das Modell integriert. Das Rauschen als Störanteil wurde erneut in Form eines additiven gaussverteilten Rauschsignals modelliert:

$$V_{out,KB,noise}(F_{LCx}) = V_{out,KB}(F_{LCx}) + V_{noise,KB} \quad (6.4.4)$$

mit

$$V_{noise,KB} = \sigma_{noise,KB} \cdot r_N \quad (6.4.5)$$

Die Variable  $r_N$  ist erneut eine Zufallszahl deren Auftrittswahrscheinlichkeit normal-verteilt ist,  $\sigma_{noise,KB}$  hat den aus den Daten der Datenbank empirisch ermittelten Wert  $\sigma_{noise,KB} = 3,5 \cdot 10^{-6} V$ .

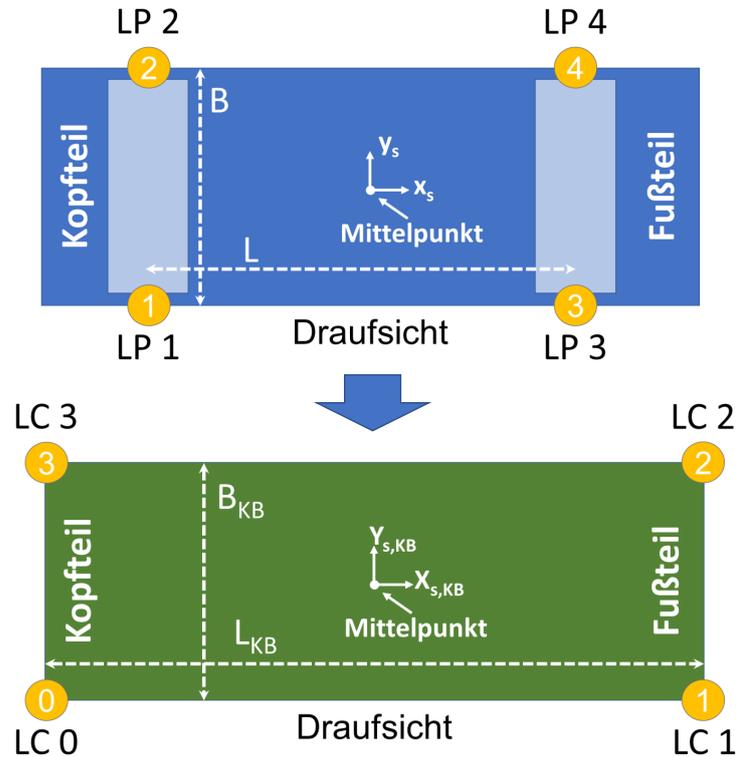


Abbildung 6.4.2: Anpassung der Sensoranordnung des Modells an das funktionalisierte Bett der Kansas State University [Car20] (oben in blau: Anordnung der iBolt Sensoren, unten in grün: Anordnung der Sensoren LC des Kansas Betts)

Die Anpassung der Sensor-Anordnung ist Grafik in Abbildung 6.4.2 dargestellt. Im Modell wurden dazu die Formeln 4.2.3 bis 4.2.6 angepasst.

## 6.5 Experimentelle Evaluation

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der durchgeführten Experimente zur Validierung des mehrstufigen Modells vorgestellt. Fokussiert wird, bedingt durch die verfügbaren Daten und deren Referenzen, die Modellierung und Simulation von Körperlagen. Aus den Ergebnissen dieser Experimente kann die Leistungsfähigkeit des Modells abschließend abgeschätzt werden.

Als weitere Evaluation werden simulierten Daten für die Verwendung in einem Klassifizierungssystem eingesetzt, um zu evaluieren, ob sich einzelne Bewegungen modellieren lassen.

Zunächst werden die Ergebnisse des Testset A vorgestellt um einen Überblick über die Simulation im Rahmen des eigenen Systems zu ermöglichen. Im Anschluss folgt die Vorstellung der Ergebnisse von Simulationsexperimenten mit Testset B, um die Übertragbarkeit des Modells auf weitere Systeme zu evaluieren.

Als Gütekriterium werden hierbei mittlere Gewichtsabweichungen von 500 g für eigene Daten und 1500 g für externe Daten (bedingt durch fehlende Angaben in [Car20]), eine mittlere Abweichung der Schwerpunktlage von 10 mm und mittlere Abweichungen bei der Herz- und Atemrate von jeweils einem Schlag bzw. Atemzug pro Minute als geeignet festgelegt. Diese Werte wurden empirisch aus den Ergebnissen aus Kapitel 3 abgeleitet. Für Testset A wird zusätzlich ein Wert

Name	Daten- satz	Geschlecht	Alter	Gewicht in kg	Größe in cm	Schwerpunktlage in mm			
						Rückenlage		Seitenlage links	
						x	y	x	y
AM001	001	m	23	95.8	185	26,12	2,67	24,17	5,75
	002					22,56	-0,46	29,55	9,35
FS001	001	m	25	67.7	184	13,44	0,17	19,85	7,15
	002					12,94	0,27	16,10	3,41
HC001	001	m	26	77.0	171	11,20	0,13	19,93	-36,62
	002					19,36	3,88	20,49	-28,04
JS001	001	w	24	55.0	168	16,88	3,24	18,51	-22,99
	002					14,51	-0,16	14,66	-22,11
KS001	001	w	17	77.5	173	18,17	3,90	29,39	-26,68
	002					18,27	5,49	23,01	8,00
KS002	001	w	24	54.2	166	15,95	-3,04	12,80	2,30
	002					16,82	-0,53	14,24	-22,40
SS001	001	m	27	80.1	171	14,64	2,75	22,92	-2,39

Tabelle 6.2: Testset A: Übersicht Testpersonen für Simulation

für die Übereinstimmung zwischen realen Daten und Simulation angegeben, für Testset B ist dies bedingt durch fehlende Angaben nicht möglich.

## 6.5.1 Evaluation Testset A

### 6.5.1.1 Rahmenbedingungen

Für die experimentelle Evaluation auf Eignung, Plausibilität und Genauigkeit wurden die in Tabelle 6.2 und 6.3 dargestellten Testpersonen simuliert. Diese wurden entsprechend den Angaben von Größe, Gewicht, initialem Körperschwerpunkt, Herz- und Atemrate sowie einem Drehwinkel, der den Körper des Stickman in der Ebene bezogen auf die Hüfte dreht, um eine reale Positionierung nachzubilden, simuliert. Drehwinkel und Körperschwerpunkt wurden aus den bestehenden realen Datensätzen geschätzt. Es wurden jeweils Simulationen in Rückenlage und in Seitenlage links mit dem beschriebenen Stickman Modell vorgenommen.

Name	Daten- satz	mittl. Herzrate Schläge pro Min		mittl. Atemrate Atemzüge pro Min		Körperdrehung Winkel in Grad	
		Rücken- lage	Seiten- lage links	Rücken- lage	Seiten- lage links	Rücken- lage	Seiten- lage links
AM001	001	51,90	54,74	10,68	12,42	-4,79	-8,45
	002	44,30	51,32	11,39	12,78	-4,22	-5,35
FS001	001	58,05	60,63	7,46	9,18	-7,18	-0,84
	002	58,19	54,489	9,25	9,30	-5,63	-3,10
HC001	001	63,39	69,74	18,60	18,45	-6,76	-11,97
	002	64,11	66,34	22,98	18,63	-7,18	-9,86
JS001	001	60,82	59,85	19,21	18,82	-7,88	-20,28
	002	60,14	63,48	15,94	19,01	-9,58	-13,24
KS001	001	79,13	76,53	16,02	15,13	-4,65	-14,08
	002	79,16	78,50	13,63	16,93	-5,35	-3,38
KS002	001	69,41	70,17	17,70	19,02	-9,72	-4,65
	002	72,09	73,19	22,38	21,37	-9,58	-15,49
SS001	001	57,04	58,88	16,45	17,43	-5,07	-11,27

Tabelle 6.3: Testset A: Übersicht Parameter Testpersonen für Simulation

### 6.5.1.2 Ergebnisse

Nachfolgend werden die durchgeführten Evaluationsexperimente (Simulationsdauer 30s) und deren Ergebnisse dargestellt. Hierbei werden die Punkte Eignung, Plausibilität und Genauigkeit untersucht. Es werden immer beide Lagen (Rückenlage und Seitenlage links) betrachtet. Zunächst erfolgt der direkte Vergleich der Ergebnisse, in dem die mittleren Abweichungen zwischen simulierten und realen Daten betrachtet werden.

Als erster Punkt wird in den Abbildungen 6.5.1, 6.5.2 und 6.5.3 die mittleren Gewichtsabweichung und deren Standardabweichung (kurz STD) zwischen Simulation und realen Daten, jeweils in Rückenlage und Seitenlage links, betrachtet. Zur Bestimmung wurde zunächst für die simulierten und realen Daten pro Abtastwert das Gesamtgewicht bestimmt, anschließend wurde abtastwertweise die Differenz des Gesamtgewichts gebildet, aus der abschließend Mittelwert und Standardabweichung berechnet wurden.

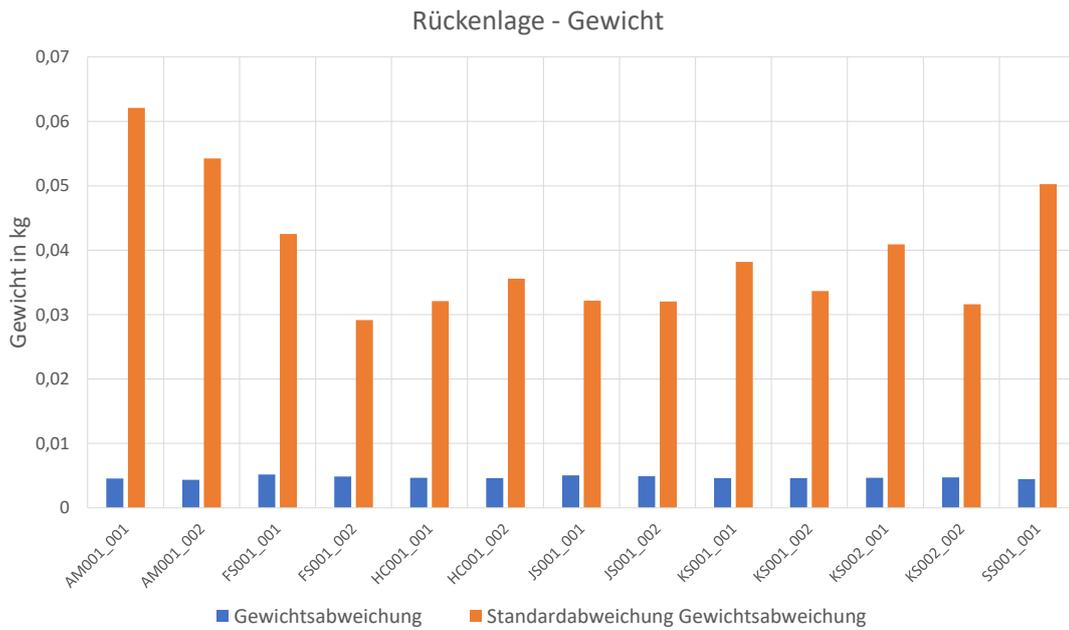


Abbildung 6.5.1: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Gewicht Rückenlage

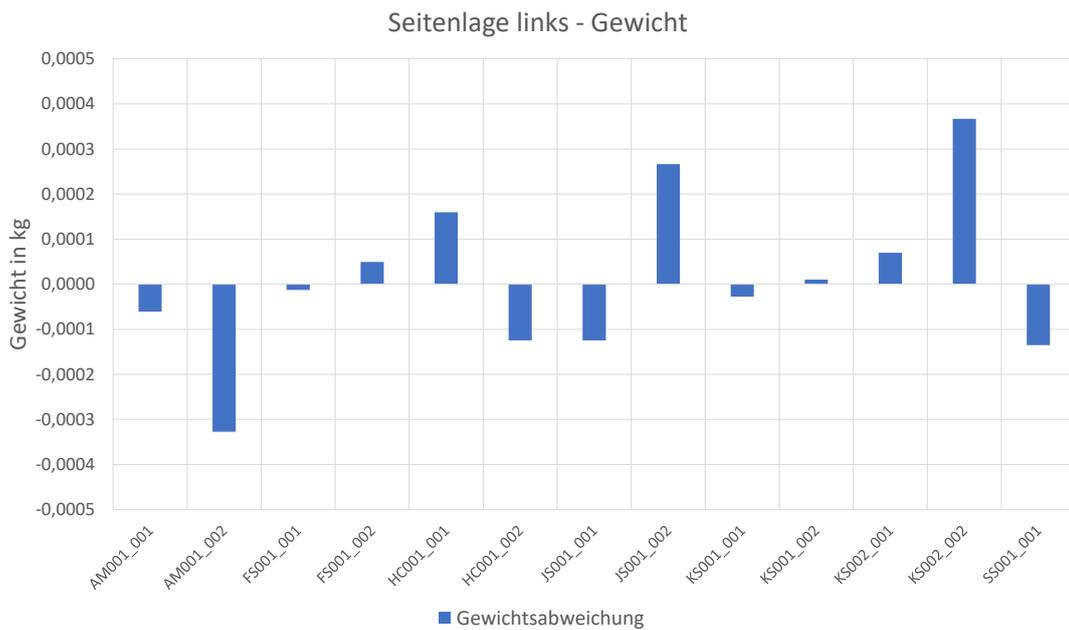


Abbildung 6.5.2: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Gewicht Seitenlage links

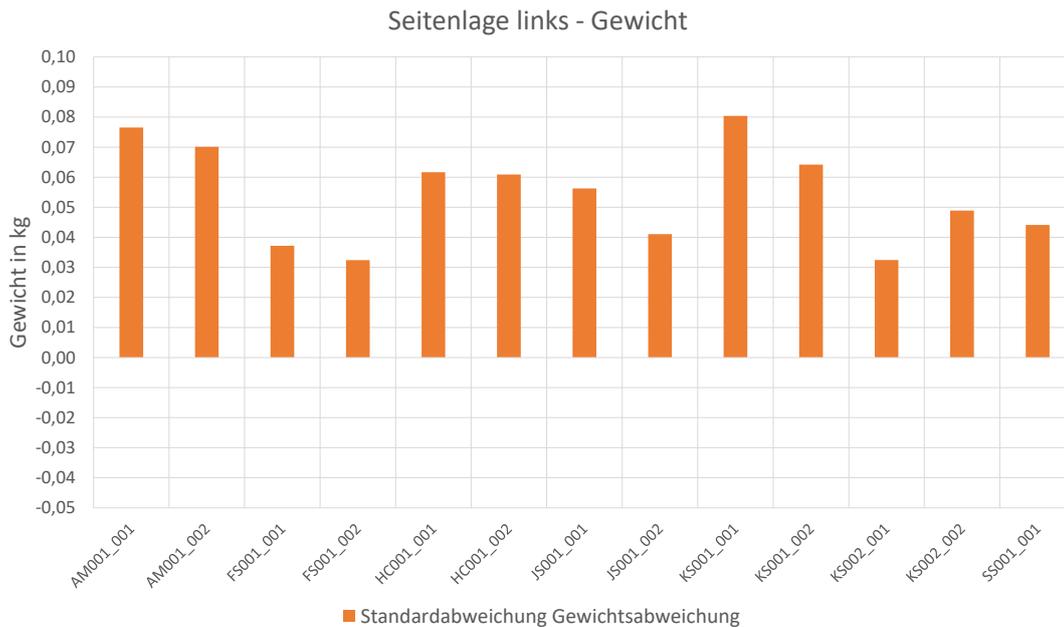


Abbildung 6.5.3: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Standardabweichung Gewicht Seitenlage links

Aus den Diagrammen in den beiden Abbildungen geht hervor, dass im Mittel bei beiden Testreihen eine Abweichung von weniger als  $5g$  vorliegt und das Gütekriterium erfüllen. Dies zeigt, dass die Gewichtssimulation im Mittel gut abgebildet werden konnte, gerade im Hinblick auf die Kombination des Gewichts der Testperson und des Aufbaus, die zusammen das angezeigte/simulierte Endgewicht ergeben und absolut betrachtet deutlich größer sind als die Abweichungen.

Interessant bei diesem Ergebnis ist die Betrachtung der Standardabweichung. Hier wird deutlich, dass im Bereich der Gewichtsmessung in dem Differenzsignal eine Streuung von bis zu  $80g$  auftritt. Diese liegt vermutlich in der an sich schon auftretenden Streuung bei der Gewichtsbestimmung der iBolt Sensoren begründet. Dieser Punkt wurde schon in Kapitel 3 diskutiert. Weiterhin wird auch deutlich, dass diese Streuung nicht vollständig bei der Simulation mit abgebildet werden konnte. Andernfalls müsste eine geringere Streuung bei den Differenzbetrachtungen auftreten. Die Standardabweichung liegt mit maximal  $80g$  je nach Testdatensatz aber in einem akzeptablen Bereich und ist ebenfalls, gemessen an dem Gewicht der jeweiligen Testperson, relativ gering.

Als weiterer Punkt werden in den Abbildungen 6.5.4 und 6.5.5 die mittleren Abweichungen des Körperschwerpunkts in Rückenlage und Seitenlage links betrachtet. Der jeweilige Körperschwerpunkt wird aus den simulierten und realen Daten nach Formel 3.2.3 und 3.2.4, analog zu der Bestimmung der Abweichung des Gewichts, bestimmt, in dem zuerst abtastwertweise der Schwerpunkt berechnet wird, daraus wird die Differenz gebildet und diese wird abschließend gemittelt.

Aus den Ergebnissen wird deutlich, dass die mittlere Abweichung bei allen Experimenten absolut unter  $1,2mm$  liegt und dass diese sowie die Streuung relativ gering im Vergleich zu dem Gütekriterium, zur Größe der Testperson und zur Liegefläche des Betts ( $200 \times 90cm$ ) ausfällt.

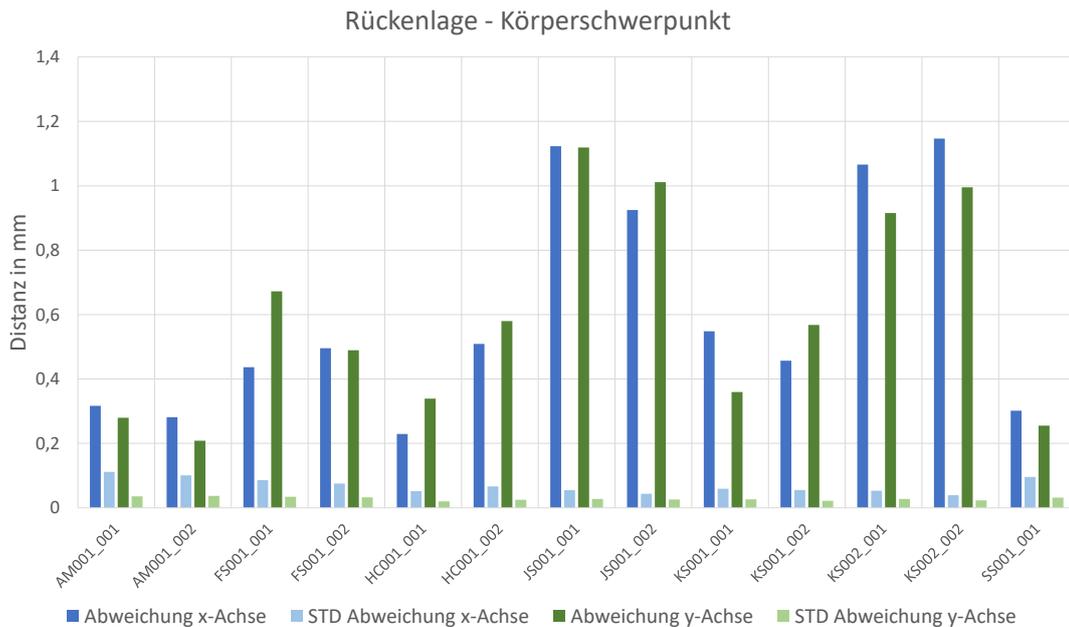


Abbildung 6.5.4: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Körperschwerpunkt Rückenlage

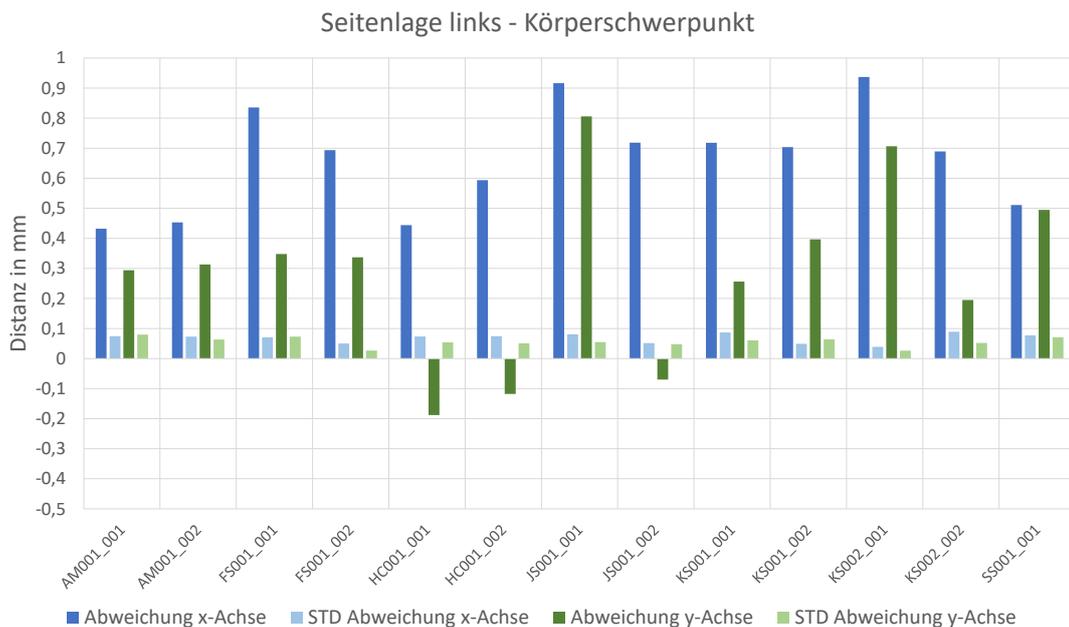


Abbildung 6.5.5: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Körperschwerpunkt Seitenlage links

Als nächster Punkt werden nun in den Abbildungen 6.5.6 und 6.5.7 die mittleren Abweichungen der Sensorspannungen für alle vier iBolt Sensoren im Einzelnen betrachtet. Diese liegen bei allen Experimenten absolut betrachtet unter 0,02V und weisen eine geringe Standardabweichung auf. Die Abweichung bedeutet an dieser Stelle keinen generellen Fehler in der Simulation sondern zeigt, dass die entsprechende Testperson in der jeweiligen Lage, nicht zu einhundert Prozent simuliert werden kann. Das resultierende Simulationsergebnis ist dennoch gültig.

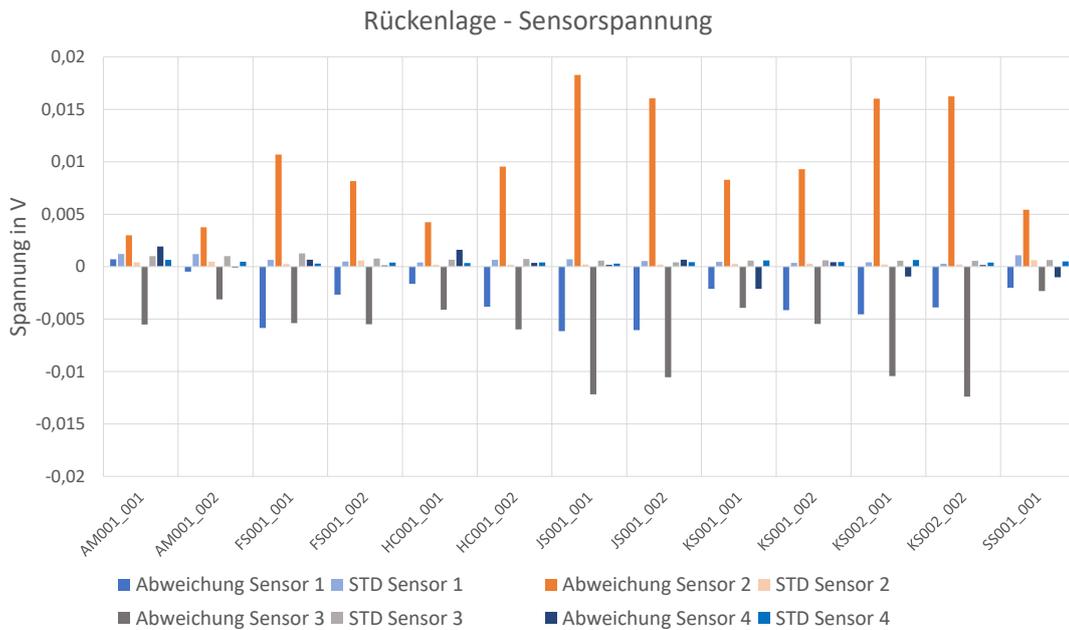


Abbildung 6.5.6: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Sensorspannungen Rückenlage

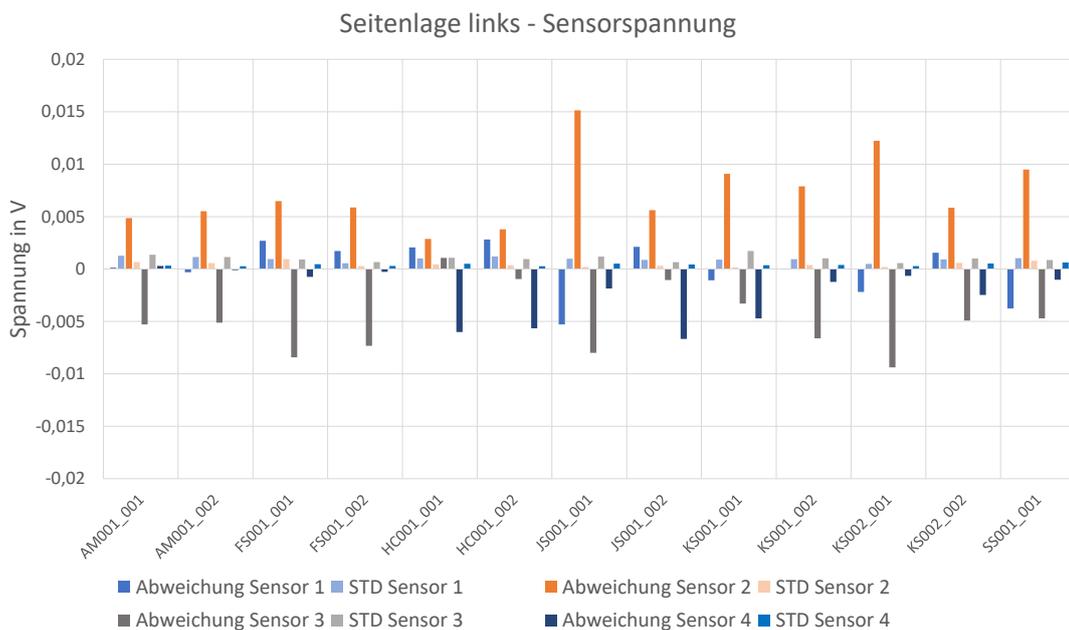


Abbildung 6.5.7: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Sensorspannungen Seitenlage links

Um ein allgemeines Maß für die Übereinstimmung zwischen simulierten und realen Datensätzen angeben zu können, wurde aus der berechneten Distanz der TWED (siehe 5.2.2.2) ein einfaches Maß für die Übereinstimmung erstellt, in dem  $ue(sensor) = (1 - \delta_{\lambda, \nu, norm}(Datensatz_{sim}, Datensatz_{real})) \cdot 100$  berechnet wurde. Hierbei fließen durch die Verwendung des kompletten Datensatzes pro Experiment alle Parameter (Lage, Größe, Gewicht, Herz- und Atemaktivität, Eigenschaften des Möbels, Sensoreigenschaften etc.) die das Gesamtsignal bilden in die Validierung ein, so dass die Ergebnisse eine allgemeine Aussage über die Ähnlichkeit zwischen Simulation und realen Daten ermöglichen.

Die Ergebnisse für die Übereinstimmung der Sensordaten pro Sensor in Rückenlage und Seitenlage links sind in den Abbildungen 6.5.8 und 6.5.9 dargestellt.

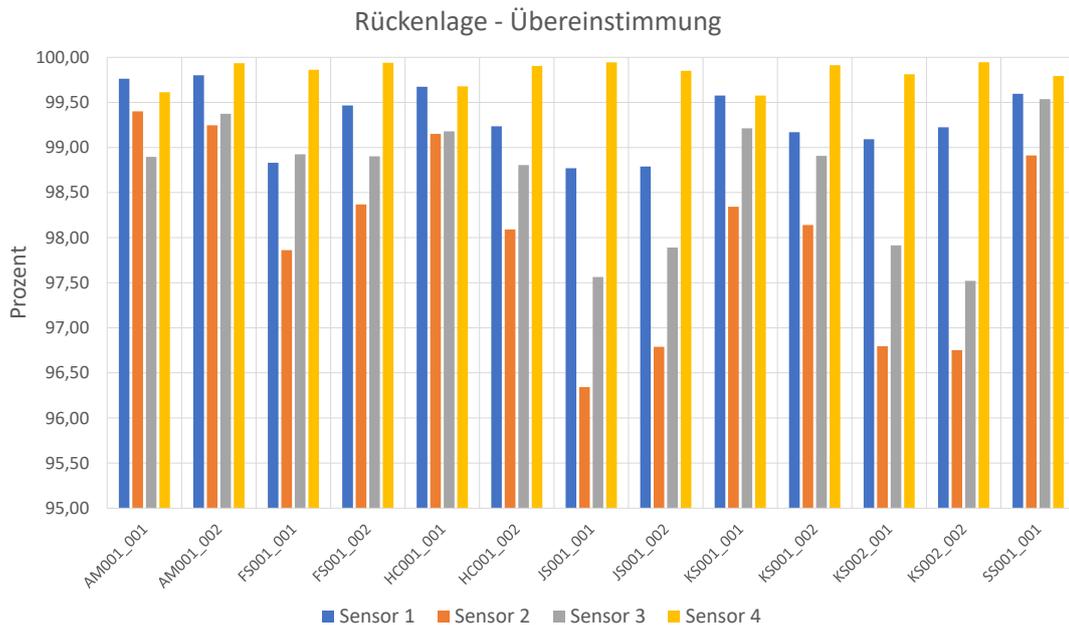


Abbildung 6.5.8: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Übereinstimmung pro Sensor Rückenlage

Aus der Betrachtung der prozentualen Übereinstimmung wird deutlich, dass sich durch Verwendung des Stickman Modells eine Übereinstimmung von minimal 96% erreichen lässt, im Allgemeinen ist die Übereinstimmung jedoch höher und liegt im Mittel bei Rückenlage bei 98,95% und bei Seitenlage links bei 99,15%. Diese Ergebnisse sind, dafür dass es nicht im Fokus der Modellbildung lag, vollständige Abbilder zu erstellen, sehr gut und zeigen, dass anhand des Modells realitätsnahe Signale erzeugt werden können.

Nachdem der direkte Vergleich der Datensätze erfolgt ist, wird nachfolgend betrachtet, in wie weit sich die simulierten Daten mittels Verfahren der Signalverarbeitung analysieren lassen. Hierzu wird das in Kapitel 3 beschriebene Verfahren zur Detektion von Herz- und Atemrate eingesetzt. Das Verfahren wurde für den Einsatz der simulierten Daten nicht modifiziert. Die Ergebnisse werden mit den Referenzdaten (siehe Tabelle 6.2 und 6.3) abgeglichen. Hierfür werden die Ergebnisse der 30s Simulationsdauer aus Gründen der Übersichtlichkeit immer auf eine Epoche von einer Minute umgerechnet, da die Angaben „Schläge pro Minute“ und „Atemzüge pro Minute“ u.a. oft auch in medizinischen Arbeiten so genutzt werden und so dem Leser einen schnellen Überblick ermöglichen.

Zunächst werden die Abweichungen der Herzraten betrachtet. Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.5.10 und 6.5.11 dargestellt.

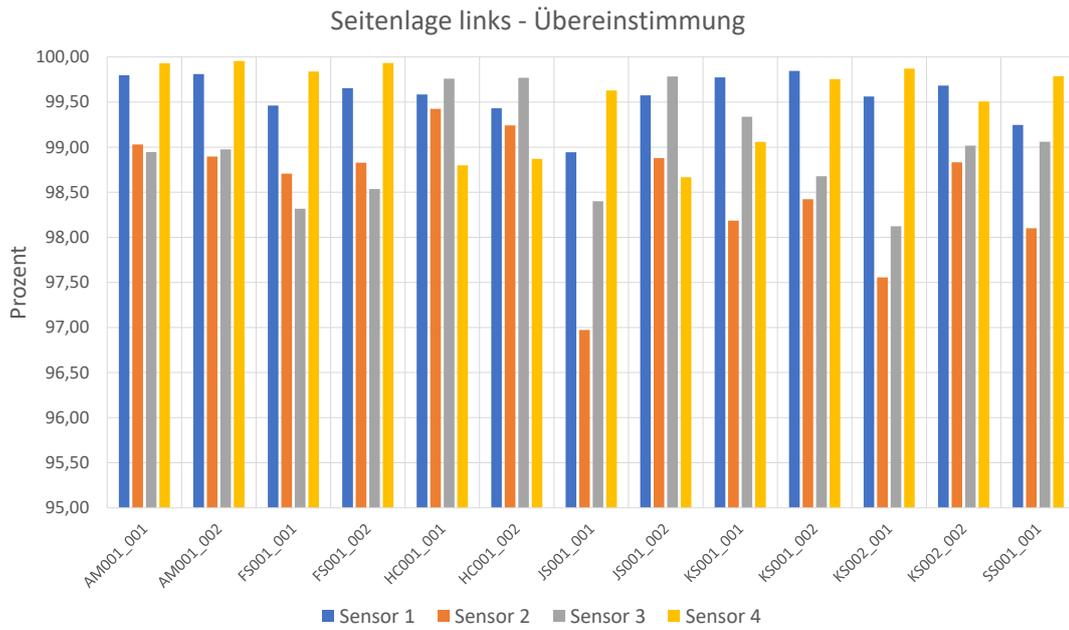


Abbildung 6.5.9: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Übereinstimmung pro Sensor Seitenlage links

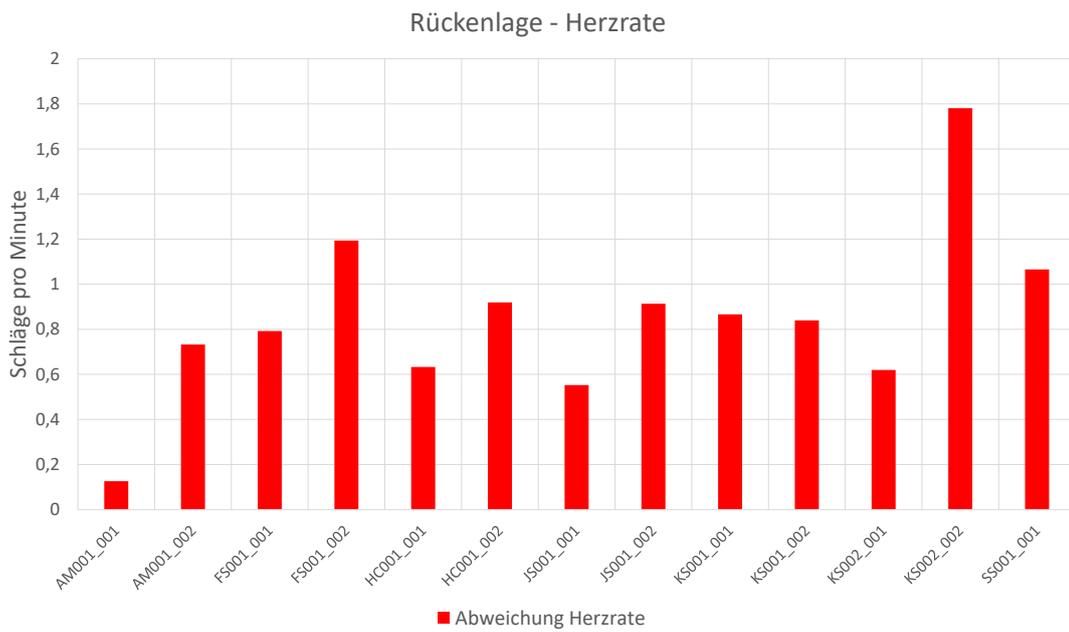


Abbildung 6.5.10: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Herzrate Rückenlage

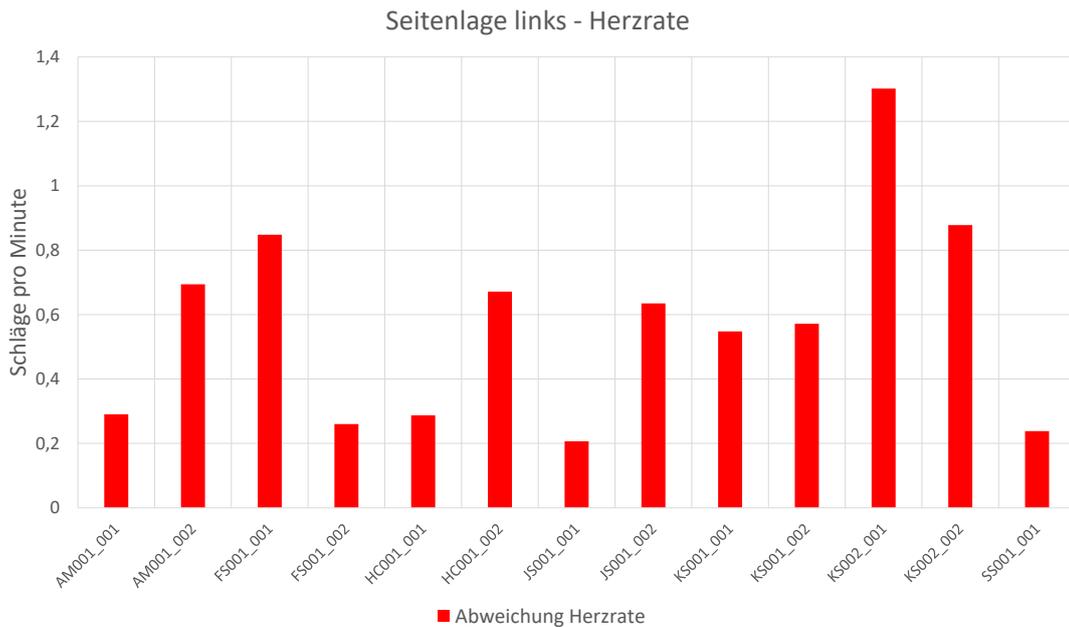


Abbildung 6.5.11: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Herzrate Seitenlage links

Die mittleren absoluten Abweichungen betragen 0,85 Schläge pro Minute (Rückenlage) und 0,57 Schläge pro Minute (Seitenlage links), die höchste Abweichung beträgt absolut 1,7 Herzschläge pro Minute. Dieser Wert resultiert, da für die Simulation nur eine mittlere Herzrate vorgegeben wird und es so passieren kann, dass die beiden zu vergleichenden Analysefenster von 30s Länge keine deckungsgleiche Herzaktivität aufweisen. Entsprechend kann es vorkommen, dass ein Analysefenster zwischen zwei Herzschlägen liegt und so gerade an den Rändern der Analysefenster einzelne Herzschläge wegfallen. Damit ist eine Abweichung von unter 2 Schlägen pro Minute vollkommen akzeptabel. Die mittleren Abweichungen erfüllen ebenfalls das Gütekriterium.

Abschließend wird die Abweichung der Atemrate in Abbildung 6.5.12 und 6.5.13 betrachtet. Diese liegt im Mittel absolut bei 0,12 Atemzügen pro Minute (Rückenlage) und 0,38 Atemzügen pro Minute (Seitenlage links). Die mittleren Abweichungen erfüllen auch hier das Gütekriterium. Die maximal Abweichung liegt absolut betrachtet bei 1,5 Atemzügen pro Minute.

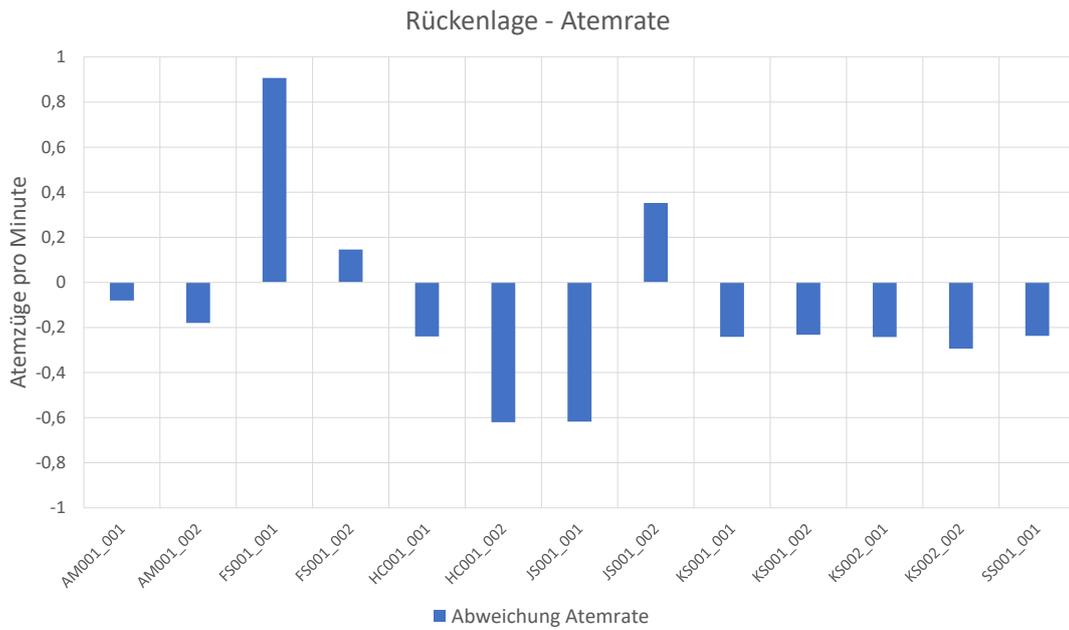


Abbildung 6.5.12: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Atemrate Rückenlage

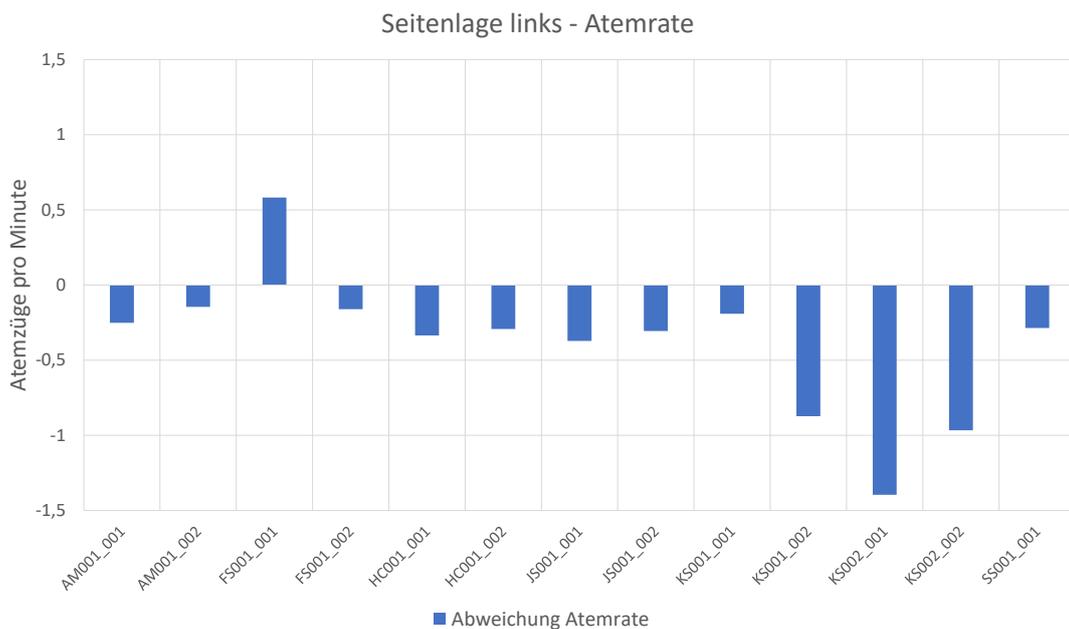


Abbildung 6.5.13: Testset A: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Atemrate Seitenlage links

Die Abweichung ist erneut dem Analysefenster geschuldet, da, wie auch schon zuvor bei der Herzaktivität, keine Synchronisierung stattfindet und es so vorkommen kann, dass Teile des Signals abgeschnitten werden. Um eine noch höhere Übereinstimmung sowohl bei der Herzrate als auch bei der Atemrate zu erreichen, müsste die Simulation mit den realen Daten synchronisiert werden, dies war jedoch nicht im Fokus der Modellbildung.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass aus dem simulierten Daten anhand des Verfahrens zur Ableitung von Herz- und Atemrate die entsprechenden Signalanteile extrahiert und die jeweiligen Raten bestimmt werden können. Die erzielten Ergebnisse stimmen in hohem Maße mit

den realen Herz- und Atemrate in den Vergleichsdaten überein. Dadurch kann gezeigt werden, dass die simulierten Daten auch in diesem Bereich eine sehr hohe Übereinstimmung mit realen Daten aufweisen.

### 6.5.1.3 Zusammenfassung

Wie eingangs schon dargestellt wurde, sollte das Modell auf die Punkte Eignung, Plausibilität und Genauigkeit evaluiert werden. Die Eignung des Modells, also die Nutzbarkeit für den vorgesehenen Verwendungszweck sowie die Angemessenheit in Bezug auf die Aufgabenstellung konnte klar nachgewiesen werden, in dem mit Hilfe der Experimente gezeigt werden konnte, dass mittels des Modells verschiedene Personen mit unterschiedlichen physiologischen Attributen simuliert werden können. Der Soll-Ist Abgleich zwischen simulierten und realen Daten zeigt, dass die Simulationsparameter in den Ausgangssignalen repräsentiert werden können und das Abweichungen stets in einem akzeptablen Bereich liegen.

Die Plausibilität des Modells wird anhand der Nachvollziehbarkeit der Zusammenhänge des Modells sowie der Schlüssigkeit der Ergebnisse evaluiert. Für das mehrstufige Modell bedeutet dies, dass die Verhältnisse der Amplituden zwischen simuliertem und realem Signal verglichen werden. Auch dieser Punkt wurde bestätigt. Es konnte gezeigt werden, dass im Mittel eine Übereinstimmung von 98,95% (Rückenlage) und 99,15% (Seitenlage links) erzielt wurde, ohne dass das Modell auf die jeweilige Testperson angepasst werden muss.

Die Genauigkeit wird evaluiert, indem eine fehlerfreie Modellierung und ein angemessener Detaillierungsgrad nachgewiesen wird. Hierzu wurde der simulierte Körperschwerpunkt mit dem realen Körperschwerpunkt verglichen und es wurden Abweichungen der Herz- und Atemrate betrachtet. Auch hier zeigen die Ergebnisse, dass eine entsprechende Genauigkeit durch das Modell erreicht wurde. Die Gewichtsabweichung liegt bei weniger als 5 g, die mittlere Abweichung der Schwerpunktlage beträgt absolut unter 1,2 mm. Die mittleren absoluten Abweichungen der Herzrate betragen 0,85 Schläge pro Minute (Rückenlage) und 0,57 Schläge pro Minute (Seitenlage links), die Abweichung der Atemrate liegen im Mittel absolut bei 0,12 Atemzügen pro Minute (Rückenlage) und 0,38 Atemzügen pro Minute (Seitenlage links). Alle Ergebnissen erfüllen das jeweilige Gütekriterium.

Zusammenfassend zeigen die Ergebnisse von Testset A, dass sich alle drei Punkte bestätigen lassen und das Modell daher für diesen Datensatz als geeignet betrachtet werden kann.

## 6.5.2 Evaluation Testset B

Nachdem das Modell mit Daten aus der initialen Datenbank, die mittels des Labormusters (siehe Kapitel 3) erstellt wurden, evaluiert wurde, wird nachfolgend Testset B eingesetzt, um das Modell an unbekanntem Daten einer externen Datenbank zu evaluieren.

### 6.5.2.1 Rahmenbedingungen

Für diesen Teil der Evaluation wurden die in Tabelle 6.4 und 6.5 dargestellten Testpersonen der in Abschnitt 6.4.2 dargestellten Datenbank [Car20] der Kansas State University simuliert. Diese wurden, wie bereits zuvor in Abschnitt 6.5.1, entsprechend den Angaben von Größe, Gewicht, initialem Körperschwerpunkt und Herz- und Atemrate simuliert. Der Drehwinkel wurde hier, da keinen Daten vorlagen, bei 0 Grad belassen. Die Daten für den Körperschwerpunkt wurden aus den bestehenden realen Datensätzen der Datenbank initial geschätzt.

Es wurden nur Simulationen in Rückenlage vorgenommen, andere Körperlagen sind in der Datenbank nicht enthalten.

Wie bereits in Abschnitt 6.4.2 dargestellt wurde, wurden die Daten „analog konditioniert“ und verstärkt. Der Verstärkungsfaktor wurde von den Autoren nachträglich angegeben, die „analoge Konditionierung“ jedoch nicht näher definiert. Der Fokus der Autoren war bei der Erstellung der Datenbank, den durch Herz- und Atemaktivität evozierten Anteil in den Daten möglichst gut herauszuarbeiten. Dies ist den Autoren nach Durchsicht der Daten auch gelungen, jedoch sind nachfolgende Punkte dadurch nicht mehr ganz eindeutig.

Für die Simulation existiert, durch die nicht näher definierte Vorgehensweise, eine unbekannte Größe in Form von unbekanntem Verstärkungsfaktoren die die Simulation erschwert.

Um mit den Daten arbeiten zu können, wurde zunächst ein allgemeiner Verstärkungsfaktor der für jeden Datensatz und für jeden Sensor gleich ist, angenommen. Hierbei zeigte sich jedoch schnell, dass diese Vorgehensweise nicht zielführend ist. Daher wurde nach der Simulation der Daten für jeden Datensatz und jeden Sensor ein Verstärkungsfaktor iterativ geschätzt, der einen relativ kleinen Fehler ermöglicht. Die resultierenden numerischen Werte sind in Tabelle 6.4 und 6.5 zusammen mit weiteren Parametern dargestellt.

Diese Vorgehensweise ist nicht optimal, durch fehlende Informationen und dem Mangel an Alternativen musste jedoch darauf zurück gegriffen werden. Entsprechend wird bei der Auswertung der Evaluation mit Testset B auch darauf eingegangen.

Daten- satz	Geschlecht	Alter	Gewicht in kg	Größe in cm	Verstärkungsfaktor (berechnet)			
					Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4
X1005	F	19	48,3	153	24,1	26,5	27	24,1
X1029	M	65	91,6	190,6	18,9	19	19,8	19,1
X1030	F	21	63,9	162,7	21,3	23,5	24,3	21,7
X1031	F	27	62,8	170,4	21,4	23,4	24,7	21,9
X0132	F	30	66,6	165,4	21,2	23	23,5	21,4
X1033	F	42	65,4	188,5	21,4	23,1	23,9	21,3
X1034	F	36	58,1	171,6	22,2	25	25,1	22,1
X1037	F	58	66,9	158,9	22	22,9	23,7	22,2
X1039	M	59	80,7	184,2	19,7	20,8	21,5	19,6
X1042	F	65	53,7	170,5	23,1	24,7	26	23,2
X1043	F	60	102	161,4	18,5	17,5	17,6	18,8

Tabelle 6.4: Testset B: Übersicht Testpersonen für Simulation

Daten- satz	initiale Schwerpunktlage in mm		mittl. Herzrate	mittl. Atemrate	Körper- drehung
	x	y	Schläge pro Min	Atemzüge pro Min	Winkel in Grad
X1005	31,45	2,00	53,47	19,00	0
X1029	33,28	14,15	48,74	11,00	0
X1030	20,51	12,65	46,07	16,00	0
X1031	22,08	20,88	43,07	17,00	0
X0132	24,82	4,34	52,57	12,00	0
X1033	21,95	4,31	40,12	8,00	0
X1034	19,00	-6,88	54,16	16,00	0
X1037	34,06	9,32	51,81	8,00	0
X1039	22,38	6,10	41,01	7,00	0
X1042	31,51	12,94	56,82	16,00	0
X1043	51,76	-0,97	40,92	9,00	0

Tabelle 6.5: Testset B: Übersicht Parameter der Testpersonen für Simulation

### 6.5.2.2 Ergebnisse

Nachfolgend werden analog zu Testset A die durchgeführten Evaluationsexperimente und deren Ergebnisse dargestellt. Es wird immer die Rückenlage der jeweiligen Testperson betrachtet.

Zunächst erfolgt der direkte Vergleich der Ergebnisse, in dem erneut die mittleren Abweichungen betrachtet werden.

Als erster Punkt werden in Abbildung 6.5.14 erneut die mittleren Gewichtsabweichung und deren Standardabweichung zwischen Simulation und realen Daten betrachtet.

Aus dem Diagramm geht hervor, dass im Mittel bei den Testreihen eine Abweichung von absolut  $1\text{ kg}$  vorliegt, die Standardabweichung liegt bei weniger als  $500\text{ g}$ . Die mittlere Abweichung erfüllt das Gütekriterium. Die größte Abweichung beträgt absolut gesehen etwas mehr als  $3\text{ kg}$ . Diese ist deutlich höher als bei den Evaluationen mit Testset A und der nicht optimalen Anpassung durch die Verstärkungsfaktoren geschuldet.

Als weiterer Punkt wird in Abbildung 6.5.15 die Abweichung des Körperschwerpunkts betrachtet. Der jeweilige Körperschwerpunkt wird aus den simulierten und realen Daten analog zu Testset A bestimmt. Aus den Ergebnissen wird deutlich, dass die mittlere Abweichung absolut unter  $1,5\text{ mm}$  liegt, das Gütekriterium erfüllt und dass die Streuung relativ gering ausfällt.

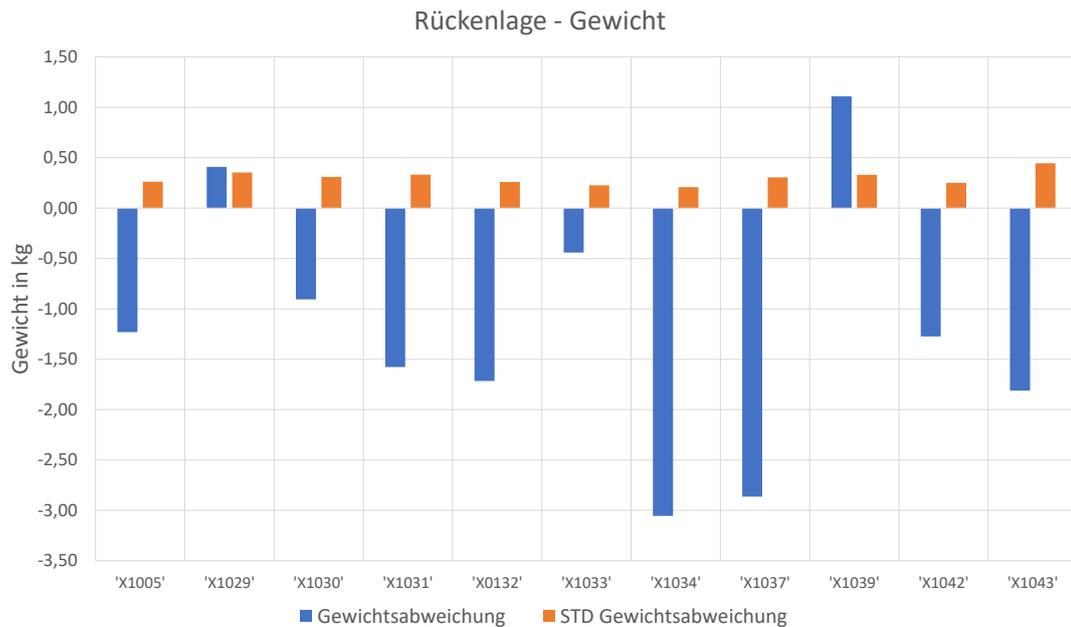


Abbildung 6.5.14: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Gewicht Rückenlage

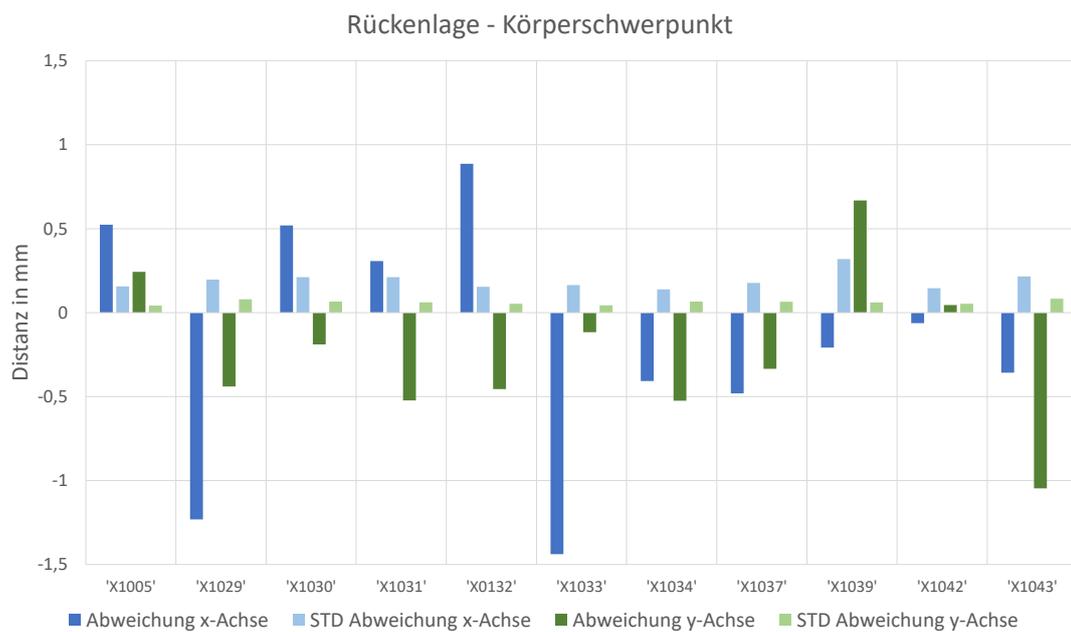


Abbildung 6.5.15: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Körperschwerpunkt Rückenlage

Als nächster Punkt wird in Abbildung 6.5.16 die mittlere Abweichung der Sensorspannungen für alle vier Lastmesszellen Typ TE Connectivity FX1901-0001-0200-L im Einzelnen betrachtet. Diese liegen bei allen Experimenten absolut betrachtet unter  $0,004\text{ V}$  und weisen eine geringe Standardabweichung auf.

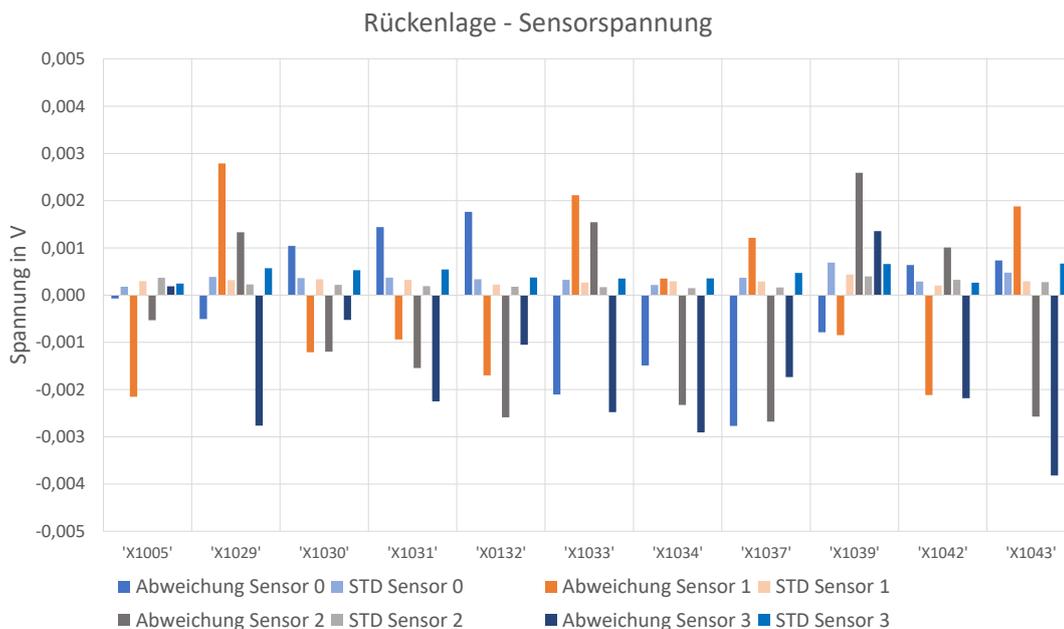


Abbildung 6.5.16: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittl. Abweichung Sensorspannungen Rückenlage

Da die resultierenden Daten anhand von angenäherten und ggf. nicht optimalen Verstärkungsfaktoren erzeugt wurden, wird an dieser Stelle auf die Betrachtung der Übereinstimmung verzichtet, da diese entsprechend durch die nicht objektiven Verstärkungsfaktoren eine geringe Aussagekraft hat.

Nachdem der direkte Vergleich der Datensätze erfolgt ist, wird analog zu Testset A betrachtet, in wie weit sich die simulierten Daten mittels Verfahren der Signalverarbeitung analysieren lassen. Hierzu wird dasselbe Verfahren zur Detektion von Herz- und Atemrate eingesetzt wie zuvor, lediglich die Sensoranordnung wird entsprechend dem anderen Betaufbau angepasst. Die Ergebnisse werden mit den Referenzdaten (siehe Tabelle 6.4 und und 6.5) abgeglichen. Zunächst werden wieder die Herzraten betrachtet. Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.5.17 dargestellt.

Die mittlere Abweichung über alle Testdatensätze beträgt 0,67 Schläge pro Minute, die höchste Abweichung beträgt knapp 1,2 Herzschläge pro Minute. Dieser Wert resultiert, da, wie bei Testset A bereits dargestellt wurde, für die Simulation nur eine mittlere Herzrate vorgegeben wird und es so passieren kann, dass die beiden zu vergleichenden Analysefenster keine deckungsgleiche Herzaktivität aufweisen. Die positiven Mittelwerte zeigen, dass die simulierten Daten in allen Fällen eine geringfügig höhere Herzrate aufweisen. Das Gütekriterien für die mittlere Abweichung der Herzrate wird auch hier erfüllt.

Abschließend wird die Abweichung der Atemrate in Abbildung 6.5.18 betrachtet.

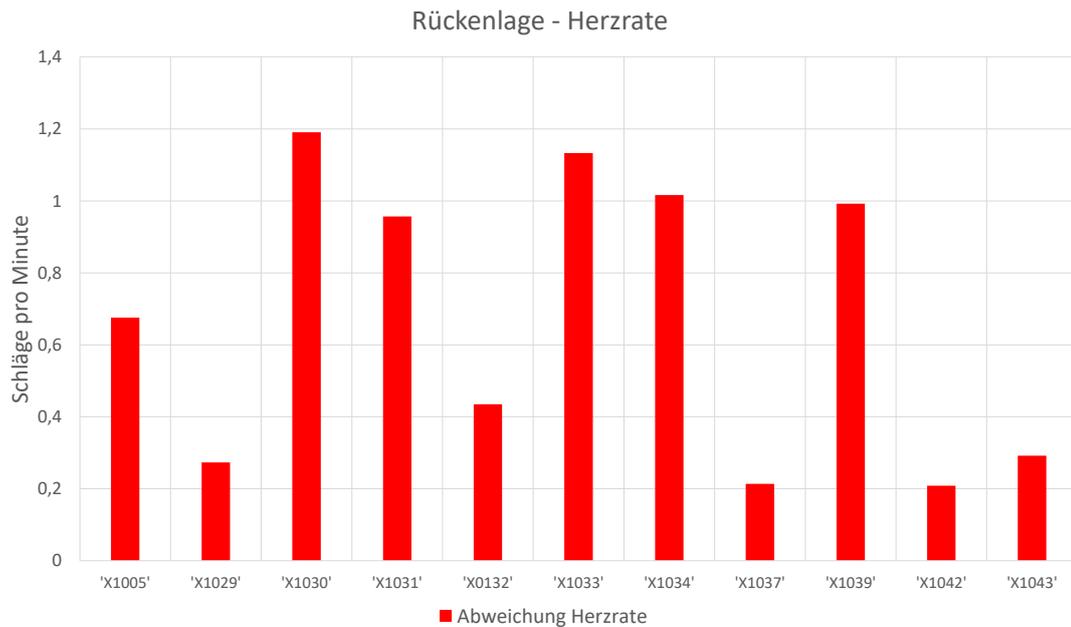


Abbildung 6.5.17: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Herzrate Rückenlage

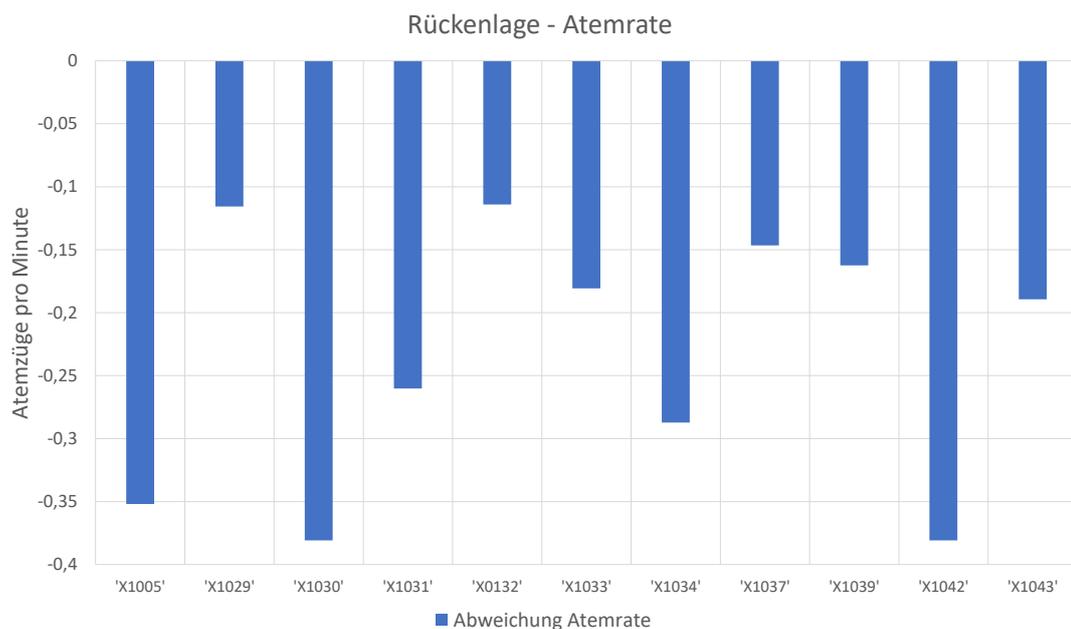


Abbildung 6.5.18: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Atemrate Rückenlage

Die mittlere Abweichung der Atemrate über alle Testdatensätze beträgt absolut 0,23 Atemzüge pro Minute und erfüllt wobei die negativen Mittelwerte zeigen, dass die Simulation, anders als bei der Herzaktivität, eine etwas geringe Atemaktivität aufweist.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass sich im Vergleich zu den mit Testset A erzielten Ergebnissen vergleichbare Resultate bei der Simulation erreichen lassen. Lediglich die Auswertung der Simulation des Gewichts zeigt geringfügig schlechtere Ergebnisse.

Ein Punkt, der an dieser Stelle jedoch berücksichtigt werden muss, ist der „optimale“ Verstärkungsfaktor. Um das Ergebnis zu objektivieren, soll nachfolgend diskutiert werden, was passiert

wenn dieser modifiziert wird.

In Tabelle 6.6 sind noch einmal die als nahezu optimal zu betrachtenden Verstärkungsfaktoren für die jeweiligen Testdatensätze und Sensoren darstellt (Tabelle 6.6, links). Diese werden nun geringfügig verkleinert (Tabelle 6.6, rechts) und für Simulationsexperimente eingesetzt.

Daten- satz	Verstärkungsfaktor „optimal“				Verstärkungsfaktor „modifiziert“			
	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4
X1005	24,1	26,5	27	24,1	24	26	27	24
X1029	18,9	19	19,8	19,1	19	19	20	19
X1030	21,3	23,5	24,3	21,7	21	23	24	22
X1031	21,4	23,4	24,7	21,9	21	23	25	22
X0132	21,2	23	23,5	21,4	21	23	23	21
X1033	21,4	23,1	23,9	21,3	21	23	24	21
X1034	22,2	25	25,1	22,1	22	25	25	22
X1037	22	22,9	23,7	22,2	22	23	24	22
X1039	19,7	20,8	21,5	19,6	20	21	22	20
X1042	23,1	24,7	26	23,2	23	25	26	23
X1043	18,5	17,5	17,6	18,8	19	18	18	19

Tabelle 6.6: Übersicht Verstärkungsfaktoren

Die Ergebnisse hierzu sind nachfolgend dargestellt. Als erster Punkt werden in Abbildung 6.5.19 erneut die mittleren Gewichtsabweichung und deren Standardabweichung zwischen Simulation und realen Daten betrachtet.

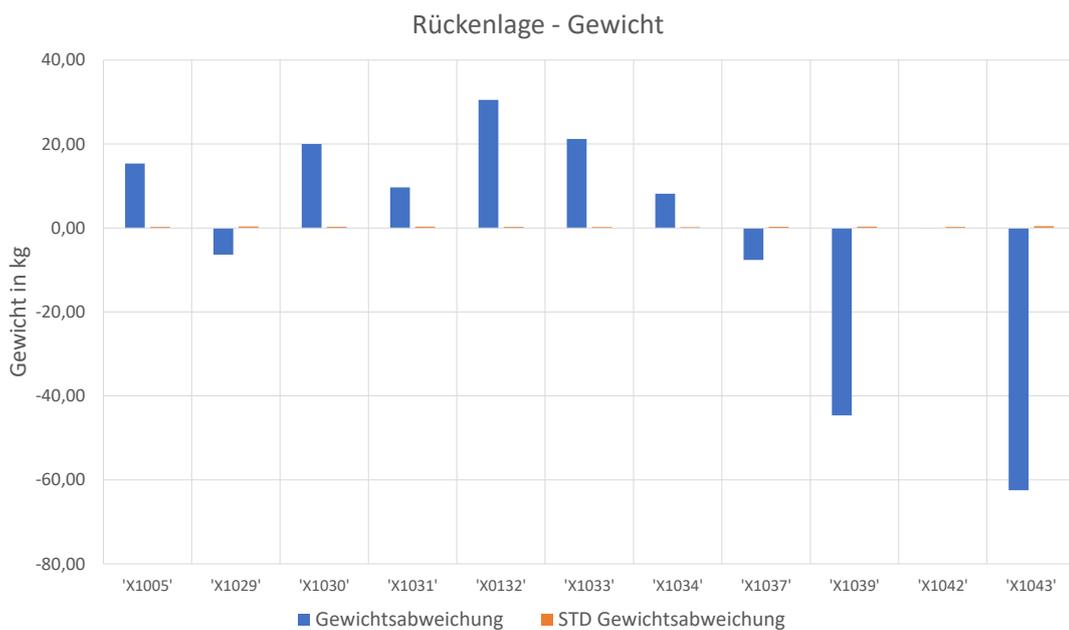


Abbildung 6.5.19: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Abweichung Gewicht Rückenlage - modifizierte Verstärkungsfaktoren

Aus dem Diagramm geht hervor, dass die Testreihen im Mittel bei den Testreihen eine Abweichung von absolut minimal  $0,01\text{ kg}$  und maximal  $62\text{ kg}$  vorliegt, die Standardabweichung ist zu vernachlässigen. Diese Werte sind deutlich höher als bei den Evaluationen mit Testset A und den Simulationen mit „optimalen“ Verstärkungsfaktoren des Testset B da es, bedingt durch die nicht mehr optimale Anpassung erwartungsgemäß zu Fehlern kommt. Hier können die Gütekriterien nicht erfüllt werden. Dieser Punkt wird im Anschluss noch einmal genauer betrachtet.

Als weiterer Punkt wird in Abbildung 6.5.20 die Abweichung des Körperschwerpunkts betrachtet. Aus den Ergebnissen wird deutlich, dass die mittlere Abweichung absolut bis zu  $10\text{ mm}$  betragen kann und im Mittel ebenfalls höher ist als bei den vorherigen Evaluationsexperimenten, jedoch werden noch die Gütekriterien erfüllt.

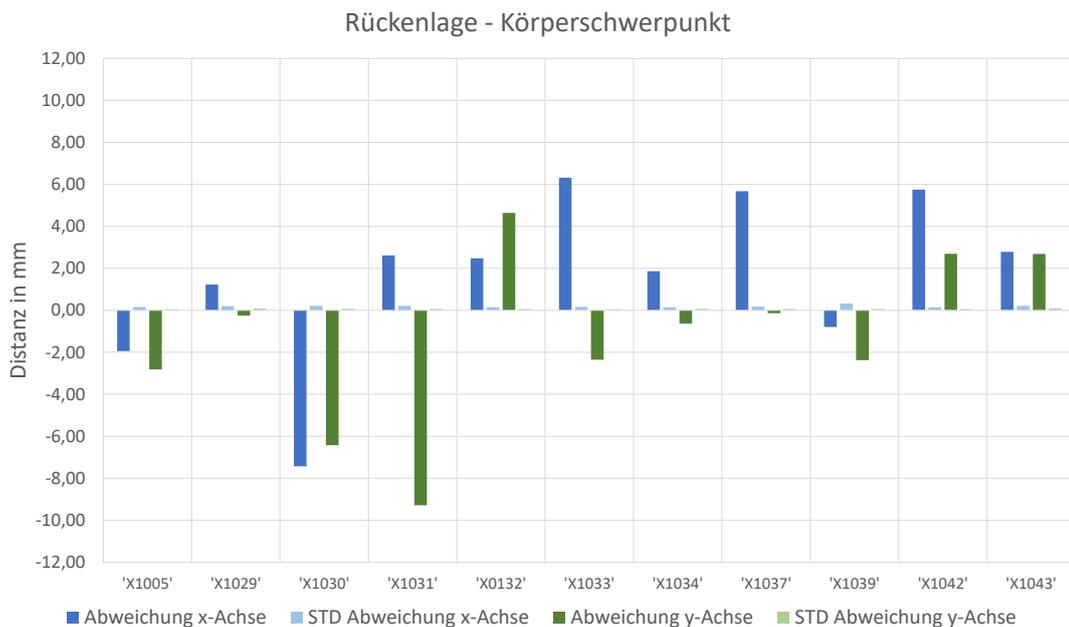


Abbildung 6.5.20: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Abweichung Körperschwerpunkt Rückenlage - modifizierte Verstärkungsfaktoren

Als nächster Punkt wird in Abbildung 6.5.21 die mittlere Abweichung der Sensorspannungen für alle vier Lastmesszellen betrachtet. Diese weisen erwartungsgemäß bei allen Experimenten wesentlich höhere Werte auf und liegen absolut im Bereich zwischen  $0,35\text{ mV}$  und  $0,04\text{ V}$  und damit höher als bei den anderen Experimenten.

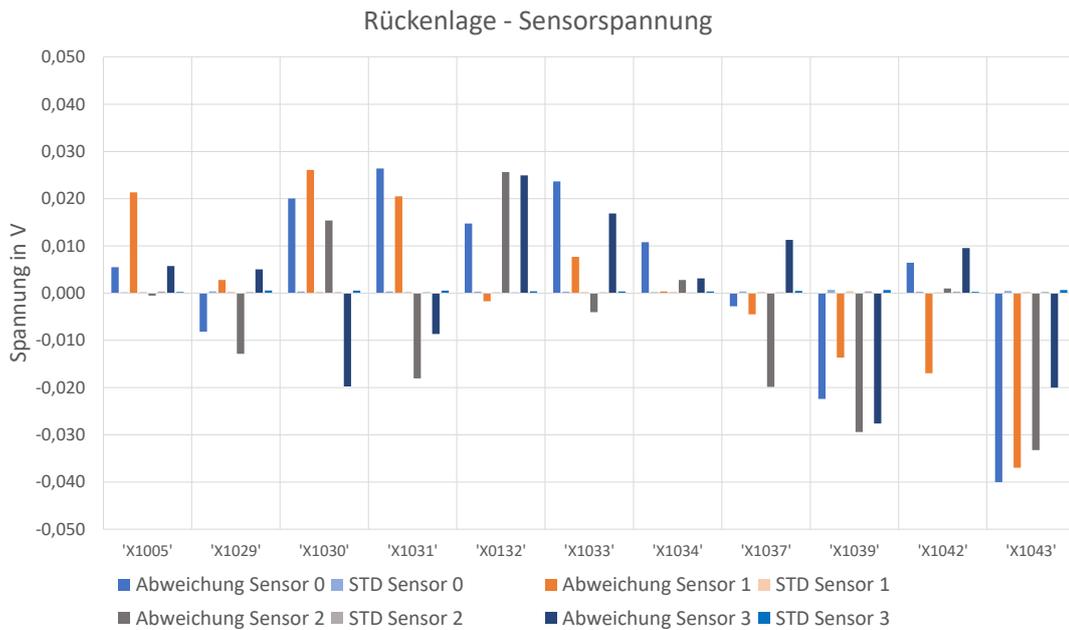


Abbildung 6.5.21: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - Abweichung Sensorspannungen Rückenlage- modifizierte Verstärkungsfaktoren

Abschließend sollen noch die Abweichungen der Herz- und Atemrate betrachtet werden. Die Ergebnisse werden erneut mit den Referenzdaten (siehe Tabelle 6.4) abgeglichen. Zunächst werden wieder die Herzraten betrachtet. Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.5.22 dargestellt.

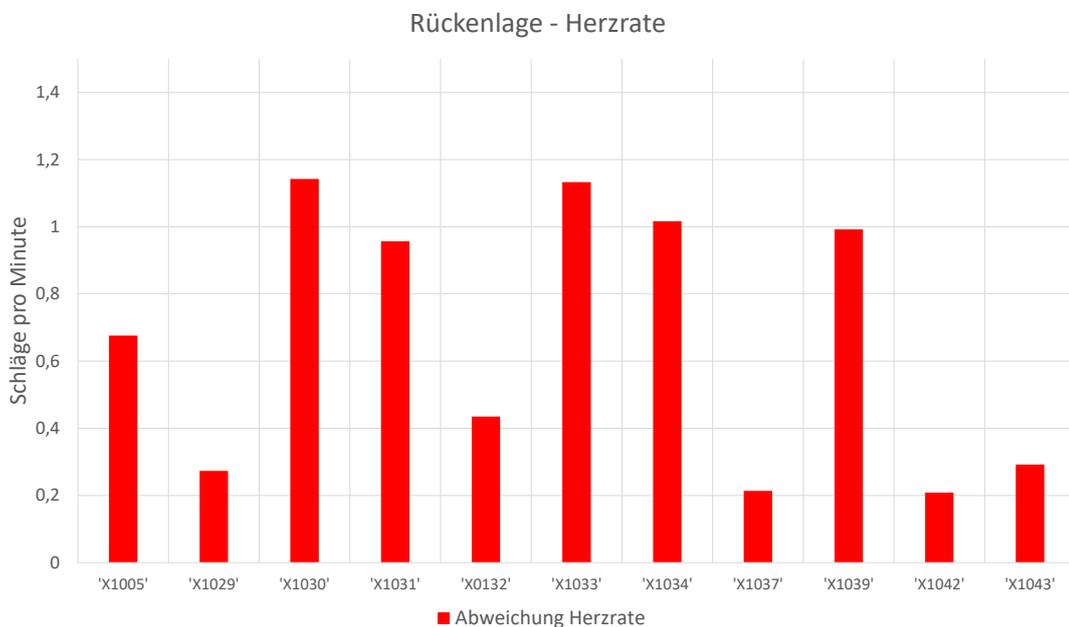


Abbildung 6.5.22: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Herzrate Rückenlage - modifizierte Verstärkungsfaktoren

Die mittlere Abweichung über alle Testdatensätze beträgt absolut 0,67 Schläge pro Minute und erfüllt das Gütekriterium für die mittlere Herzrate, die höchste Abweichung beträgt absolut 1,25 Herzschläge pro Minute. Im Vergleich zu den vorherigen Experiment zeigen sich vergleichbare Ergebnisse.

Des Weiteren wird die Abweichung der Atemrate in Abbildung 6.5.23 betrachtet.

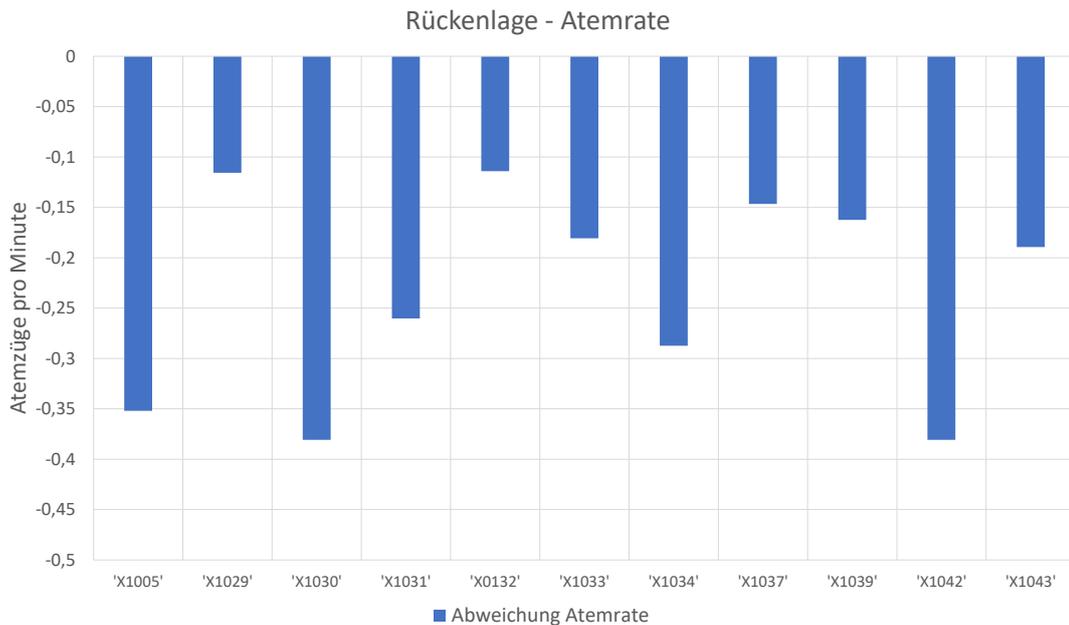


Abbildung 6.5.23: Testset B: Ergebnisse des Vergleich Simulation - mittlere Abweichung Atemrate Rückenlage - modifizierte Verstärkungsfaktoren

Die mittlere Abweichung der Atemrate über alle Testdatensätze beträgt absolut 0,23 Atemzüge pro Minute und ist damit vergleichbar zu den vorherigen Experimenten, auch im Hinblick auf das Gütekriterium.

### 6.5.2.3 Zusammenfassung

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass sich die Daten aus Testset B unter Verwendung eines nahezu optimalen Verstärkungsfaktors simulieren lassen und dass die geforderten Gütekriterien erfüllt werden. Wenn der Verstärkungsfaktor jedoch nicht angepasst ist ergeben sich große Abweichungen in den Spannungsverläufen. Lediglich die Simulation von Herz- und Atemaktivität erzielt vergleichbare Ergebnisse. Dies ist darin begründet, dass hier keine absoluten Sensorspannungen zur Bestimmung von Schwerpunkt oder Gewicht betrachtet werden, sondern nur relative Verhältnisse zwischen den Sensorspannungen und dem zeitlichen Verlauf dieser.

Wie bereits dargestellt wurde, ergeben sich aus den Evaluationsexperimenten mit optimaler Verstärkung im Vergleich zu Testset A vergleichbare Ergebnisse, die Simulation funktioniert daher auch mit diesen Daten bei geeigneten Randbedingungen. Somit lassen sich auch bei Testset B die Punkte Eignung, Plausibilität und Genauigkeit bestätigen. Insbesondere für die Simulation der Herz- und Atemaktivität konnte aber gezeigt werden, dass diese auch für schwierige Simulationsbedingungen gut funktioniert.

### 6.5.3 Verwendung des mehrstufigen Modells zur Erzeugung von Referenzmustern in einem Mustererkennungssystem

Anhand des mehrstufigen Modells lassen sich verschiedene Körperhaltungen und Aktionen einschließlich der Herz- und Atemtätigkeit simulieren und entsprechende Ausgangssignale der Sensoren erzeugen. Die so entstandenen Datensätze können nicht nur für Basisexperimente verwendet werden,

sondern auch als Trainings- oder Testdaten bei Erkennungsexperimenten. Nachfolgend ist dargestellt, wie simulierte Daten im Rahmen eigener Erkennungsexperimente genutzt werden können. Als Basissystem wird das HMM-basierte Verfahren zur mustererkennungsbasierten Bewegungsanalyse aus Abschnitt 5.1 eingesetzt.

### 6.5.3.1 Rahmenbedingungen

In dieser Arbeit wurde bereits in Abschnitt 5.1 erörtert, dass Körperhaltungen, die sich sehr stark ähneln, eine große Herausforderung für die Klassifizierung mittels Verfahren der Mustererkennung darstellen. Dieser Aspekt wurde in der nachfolgend dargestellten Simulation berücksichtigt, um zu testen, inwieweit sich mit simulierten Daten Experimente mit realen Daten nachstellen lassen. Des Weiteren soll die Modellierbarkeit von Bewegungen getestet werden [Kit16b].

Insgesamt wurden 40 Sitzungen pro Aktion und Körperhaltung, jeweils verbunden mit einer simulierten Person, generiert. Das Körpergewicht der simulierten Personen variiert zwischen 52 kg und 93 kg, die Körpergröße zwischen 160 cm und 185 cm. Der Massenschwerpunkt wurde maximal  $\pm 20$  cm über die Breite des Bettes variiert. Der Fokus in der Simulation wurde in diesem Experiment auf nur geringfügig abweichende Körperpositionen gelegt, die mit sehr ähnlichen lokalen Massenänderungen über die Zeit verbunden sind.

Für die Experimente wurden folgende Körperhaltungen und Aktionen simuliert:

- Rückenlage,
- Rückenlage mit ausgestreckten Armen und Beinen,
- Bauchlage,
- Seitenlage, entweder linkes oder rechtes Bein angewinkelt (p\_left\_bent / p\_right\_bent),
- Seitenlage links und rechts (p\_left\_side / p\_right\_side),
- Sitzen

Des Weiteren wurden die damit verbundenen Aktionen simuliert um die Körperpositionen einzunehmen. Die Aktionen p\_turn\_left und p\_turn\_left\_bent wurden zu Testzwecken zu p\_turn\_left zusammengefasst um zu eruieren, inwieweit sich ein kombiniertes Referenzmodell verhält.

Aus den simulierten Daten wurden vierzehn Referenzmodelle, entsprechend der sieben Körperhaltungen und sieben dazugehörigen Aktionen, erstellt. Die Datenbank wurde für Training und Test zu 50 % / 50 % aufgeteilt.

### 6.5.3.2 Ergebnisse

Die Gesamterkennungsrate des Experiments beträgt 93,2 % (93,33 % im Detail, 0 Löschungen, 28 Ersetzungen und 0 Einfügungen) bei einem Umfang von 420 Datensätzen.

In Tabelle 6.7 sind aus Gründen der Übersichtlichkeit nur die fehlerhaften Erkennungsergebnisse des genannten Experiments als Verwechslungsmatrix dargestellt. Sechs der vierzehn verwendeten Referenzmodelle zeigen eine fehlerhafte Erkennung. Die Hauptdiagonale enthält die Anzahl der richtig erkannten Elemente. Die rot hervorgehobenen Elemente stellen die Anzahl der falsch erkannten Elemente dar. Die entsprechende Fehlerrate ist in der rechten Spalte der Tabelle 6.7 angegeben. Bei der Betrachtung der Ergebnisse fällt auf, dass sehr ähnliche Haltungen und Positionen, z. B.

”Rücken”-Positionen und die dazugehörigen ”Dreh”-Aktionen, Substitutionen aufweisen, z. B. ”links seitlich” und ”links seitlich mit angewinkelten Beinen”. Die kombinierte Aktion ”p\_turn\_left”, bei der gezielt ähnliche Aktionen zusammengefasst wurden, wurde fehlerfrei erkannt.

		Ergebnisse								
		p_left_side	p_left_bent	p_right_bent	p_right_side	p_turn_left	p_turn_right	p_turn_right_bent	% korrekt	% vom Gesamtfehler
Referenzmodelle	p_left_side	<b>15</b>	<b>5</b>	0	0	0	0	0	75,0	1,2
	p_left_bent	<b>15</b>	<b>5</b>	0	0	0	0	0	25,0	3,6
	p_right_bent	0	<b>2</b>	<b>18</b>	0	0	0	0	90,0	0,5
	p_right_side	0	<b>2</b>	0	<b>18</b>	0	0	0	90,0	0,5
	p_turn_left	0	0	0	0	<b>40</b>	0	0	100	0
	p_turn_right	0	0	0	0	<b>2</b>	<b>18</b>	0	90,0	0,5
	p_turn_right_bent	0	0	0	0	<b>2</b>	0	<b>18</b>	90,0	0,5
Gesamtfehler (gerundet)									6,8	

Tabelle 6.7: Übersicht Erkennungsergebnisse simulierte Daten

### 6.5.3.3 Zusammenfassung

Die erzielten Ergebnisse stützen die bereits dargestellt Beobachtung, dass sich geringfügig abweichende Körperpositionen nur sehr schwer von einander unterscheiden lassen. Dies wurde durch das entsprechende Experiment auch so forciert, da bei der Erstellung der Simulationsdaten nur ein geringer Unterschied im Körperschwerpunkt berücksichtigt wurde und da entsprechend ähnliche Körperlagen und Bewegungen abgebildet wurden. Zusätzlich konnte gezeigt werden, dass kombinierte Referenzmodelle (p\_turn\_left) korrekt klassifiziert werden. Das Evaluations-Experiment zeigt, dass Ergebnisse aus Experimenten mit realen Daten anhand von künstlich erzeugten Daten simuliert und bestätigt werden können, da ein vergleichbares Verhalten erzielt werden kann. Somit lässt sich auch in diesem Bereich anhand der Evaluationsergebnisse die Anwendbarkeit des Modells nachweisen.

## 6.6 Bewertung des Modells

In diesem Kapitel wurde die Eignung des entwickelten Modellbildungsansatz evaluiert. Hierbei wurde das Modell zunächst theoretisch auf die Parameter Vollständigkeit, Konsistenz, Aktualität und Verständlichkeit hin untersucht. Alle vier Parameter konnten mit einem positiven Ergebnis evaluiert werden. Anschließend wurde die praktische Evaluation des Modells betrachtet. Hierbei wurden die Parameter Eignung, Plausibilität und Genauigkeit anhand von Simulationsexperimenten evaluiert. Es wurden für die Experimente zwei Testsets A und B eingesetzt, wobei Testset B Daten einer externen Datenbank enthielt, die nicht im Rahmen der Modellbildung zu Rate gezogen wurden

und die durch einen anderen Betaufbau und anhand anderer Sensorsysteme erstellt wurden.

Die Eignung des Modells konnte deutlich nachgewiesen werden, indem durch die Experimente gezeigt werden konnte, dass mittels des Modells verschiedene Personen mit unterschiedlichen physiologischen Attributen aus beiden Testsets simuliert werden können. Zur Objektivierung wurden für die mittleren Abweichungen Gütekriterien festgelegt. Es konnte bei allen Tests bestätigt werden, dass diese erfüllt wurden. Initial konnte gezeigt werden, dass für Testset A im Mittel eine Übereinstimmung von 98,95% (Rückenlage) und 99,15% (Seitenlage links) erzielt wurde, ohne dass das Modell auf die jeweilige Testperson angepasst werden muss, für Testset B resultieren vergleichbare Ergebnisse. Die Plausibilität des Modells wurde anhand der Nachvollziehbarkeit der Zusammenhänge des Modells sowie der Schlüssigkeit der Ergebnisse evaluiert. Für das mehrstufige Modell konnte gezeigt werden, dass eine hohe Übereinstimmung von simulierten und realen Daten erzielt werden kann, ohne dass das Modell auf die jeweilige Testperson angepasst werden muss. Weiterhin konnte gezeigt werden, dass eine Anpassung des Modells an fremde Datensätze und Systeme möglich ist. Die Genauigkeit wurde durch den Nachweis einer fehlerfreien Modellierung und Anhand eines angemessenen Detaillierungsgrads evaluiert. Hierzu wurden der simulierte Körperschwerpunkt mit dem realen Körperschwerpunkt verglichen und es wurden Abweichungen der Herz- und Atemrate betrachtet. Auch hier zeigen die Ergebnisse, dass eine entsprechende Genauigkeit durch das Modell erreicht wurde. Die Ergebnisse der Evaluationsexperimente zeigen zusammenfassend, dass sich alle drei Punkte der praktischen Evaluation bestätigen lassen, dass das Modell als geeignet betrachtet werden kann. Des Weiteren konnte zusätzlich gezeigt werden, dass anhand des Modells verschiedene Körperlagen und Bewegungen simuliert werden können. Diese lassen sich in Erkennungsexperimenten verwenden und erzielen geeignete Ergebnisse. Im Rahmen der Evaluationen konnte gezeigt werden, dass mit dem entwickelten Modell reale Datensätze mit hoher Güte nachgebildet werden können und dass es möglich ist, Herz- und Atemtätigkeit zu simulieren. Jedoch hat das Modell erwartungsgemäß auch Grenzen. So ist es in der aktuellen Version, auch wenn dies nicht der Fokus war, nicht möglich, eine vollständige Kopie eines Datensatzes durch Simulation zu erstellen. Dies liegt zum einen daran, dass die genaue Lage und Körperhaltung der Testpersonen unbekannt ist, da keine Detailangaben bei der Erstellung der Datenbanken mit aufgezeichnet wurden. So existiert z.B. nur die Angabe „Rückenlage“ die dann verarbeitet werden muss. Hier kann es dann, wie in den Ergebnissen der Evaluation gezeigt wurde, zu einer Abweichung kommen. Diese Abweichung stellt keinen Fehler des Modells dar, sondern eine ungenaue Parametrierung durch z.B. einen nicht passenden Drehwinkel (siehe Testset A) oder durch ungeeignete Verstärkungsfaktoren (siehe Testset B). Ein ähnlicher Zusammenhang besteht auch bei den Referenzdaten des kardiovaskulären und respiratorischen Systems, sowie bei dem Körpertyp der Testpersonen. Die Referenzmessungen wurden nicht mit Messmethoden nach Goldstandard erzeugt und können daher ungenau sein bzw. wurde der jeweilige Körpertyp nicht dokumentiert.

Aus diesem Grund berücksichtigt das aktuell verwendete Menschmodell auch nicht die individuelle Physiologie der einzelnen Probanden, so werden z.B. adipöse Personen bei der Modellbildung aktuell nicht gesondert modelliert. Dieser Modellteil kann aber angepasst werden wenn Daten vorliegen. Weitere Abweichungen können dadurch auftreten, dass einzelne mechanische Effekte aus dem Bereich der Vibration von Sensorplattform und der Umgebung nicht in der Simulation berücksichtigt wurden, da keine Daten hierzu erhoben werden konnten. Zusätzlich wurden keine detaillierten Untersuchungen zu einzelnen Matratzen und deren Dämpfungsverhalten durchgeführt und entsprechend können auch hier Ungenauigkeiten resultieren.

## Kapitel 7

# Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Arbeit fokussiert einen modellbasierten Engineering-Ansatz im Bereich der Biosignalverarbeitung. Mittels Modellbildung wurde ein Hilfsmittel geschaffen, das bereits während der Entwicklung von funktionalisierten Möbeln zur präparationsfreien Ableitung von Biosignalen eine frühzeitige Annäherung an Fragestellungen und Probleme ermöglicht.

Ausgangspunkt und Basis aller Entwicklungen ist der Aufbau eines präparationsfreien Monitoring-Systems in Form eines funktionalisierten Pflegebettes. Hierzu wird ein handelsübliches Pflegebett mit iBolt Kraftmesszellen der Firma Bosch und der dazugehörigen Erfassungsmimik ausgestattet. Das Labormuster wird als Plattform zur probanden-basierten Datenerzeugung genutzt und stellt ein ideales Werkzeug zur Beurteilung eines präparationsfreien Systems zur Ableitung von Biosignalen dar.

Die Auswertung der Signale ermöglicht neben der Bestimmung von Basisparametern wie Gewicht, Schwerpunkt Lage und Bettbelegung auch die Ableitung von Indikatoren für unruhiges Verhalten sowie für eine potentielle Sturzgefahr. Weiterhin werden Verfahren zur Ableitung von Herz- und Atemaktivität des Menschen in dem Pflegebett präsentiert. Für die Ableitung der Atemaktivität aus den iBolt Daten werden mittlere Abweichungen von 0,638 Zügen pro Minute in Bauchlage, 0,104 Zügen pro Minute in Rückenlage und 0,105 Zügen pro Minute in Seitenlage links erreicht. Für die Ableitung der Herzaktivität werden absolut mittlere Abweichungen von 0,657 Schlägen pro Minute in Bauchlage, 1,152 Schlägen pro Minute in Rückenlage und 1,513 Schlägen pro Minute in Seitenlage links erreicht. Für ein präparationsfreies System wurde als Gütekriterium eine Abweichung von einem Atemzug pro Minute und fünf Herzschlägen pro Minute als geeignet angenommen. Bei den hier vorgestellten Ergebnissen kann gezeigt werden, dass mit dem hier entwickelten System die geforderte Annahme in vollem Maß erreicht werden kann.

Die im Rahmen der probanden-basierten Datenerzeugung gewonnenen Daten werden in einem Folgeschritt für die Entwicklung von Verfahren zur Biosignalverarbeitung und für die Modellbildung eingesetzt. Die Modellbildung stellt hierbei das zentrale Element der vorliegenden Arbeit dar. Im Rahmen dieser wird ein mehrstufiges Modell entwickelt, welches es ermöglicht, alle Stufen eines präparationsfreien Biosignalverarbeitungssystems zur Ableitung mechanischer Aktivitäten abzubilden. Dieses besteht aus den Einzelmodellen für den Menschen, das Möbel (in diesem Fall ein Pflegebett) und das Sensorsystem. Das Modell ist in seinem Aufbau modular gestaltet und erlaubt es, einzelne Module zu modifizieren, zu aktivieren bzw. zu deaktivieren oder auszutauschen (siehe Abbildung 6.1.1), um entsprechend neue Labormusteraufbauten ableiten oder verschiedene Setups testen zu können.

Die Modellbasis des Teilmodell „Mensch“ stellt die Grundelemente zur Verfügung, um einen Menschen als Stickman zu modellieren. Durch das Teilmodell „Möbel“ wird es möglich, die Verteilung der Massen aus dem Teilmodell „Mensch“ bzw. die wirkenden Kräfte in die sensitive z-Richtung des Modellkoordinatensystems auf aktuell vier Sensoraufnahmeplätze des Betts zu ermitteln. Anhand des Teilmodells „Sensor“ kann anschließend die resultierende Sensorausgangsspannung für jeden Sensor simuliert werden.

Die modulare Gestaltung des Gesamtmodells und der Teilmodelle erlauben es, dass optionale Modellelemente im Rahmen der Simulation je nach Anforderung aktiviert oder deaktiviert werden können: So kann beim Teilmodell „Mensch“ die respiratorische und kardiovaskuläre Komponente im Hinblick auf die durch Atmung und Herzaktivität evozierten Massenverschiebungen sowie die Bewegungsmuster, die einem Bewegungsablauf über eine vorgegebene Simulationszeit ermöglichen, aktiviert bzw. deaktiviert werden. Das Teilmodell „Möbel“ stellt Module zur Verfügung, die die dynamischen Anteile von Bettgestell und Matratze berücksichtigen. Das Teilmodell „Sensor“ bietet Module um Rauschanteile, Messungenauigkeit, Hysterese und den AD Umsetzer in die Simulation optional zu integrieren.

Zur Optimierung der Biosignalverarbeitung wird eine zusätzliche Komponente für das System entwickelt, welche Bewegungsabläufe des Menschen erkennt. Dazu wird ein Hidden-Markov Modell basiertes Klassifikationsverfahren von Bewegungssequenzen (Erkennungsrate 84,49%, Accuracy 73,42%) entwickelt. Dieses Verfahren kann als wichtige Grundlage zur Dekubitus- und Fallprävention dienen.

Des Weiteren wird eine Bewegungsdatenbank basierend auf Daten eines Motion Capturing Systems zur Unterstützung des Teilmodells „Mensch“ aufgebaut. Die Datenbank bietet Datensätze für unterschiedliche Bewegungen eines Mensch in einem Bett (680 Dateien mit ungefähr 400 Minuten) und ermöglicht, reale Bewegungsmuster in den Bewegungsablauf der Simulation einzubringen. Um zusätzlich universell und unabhängig von einzelnen Testpersonen nutzbare Bewegungssequenzen im Rahmen von Simulationen einsetzen zu können, wird ein Verfahren zur Erstellung von gemittelten Bewegungsdaten vorgestellt. Dieses basiert auf dem bereits verwendeten HMM Ansatz und einem Clusteringverfahren. Das System erlaubt es, Datensätze von einzelnen Bewegungssequenzen weiter zu selektieren, um eine optimale mittlere Bewegungssequenz zu erstellen. Diese Vorgehensweise ermöglicht, im Rahmen von Simulationen allgemeingültige Bewegungssequenzen zu nutzen und so objektive personenunabhängige Untersuchungen durchzuführen.

Zum Abschluss der Arbeit erfolgt die Validierung des gesamten Modells, bei der die Leistungsfähigkeit des entwickelten mehrstufigen Modells mit Hilfe von realen Datensätzen untersucht wird. Für jedes Simulationsexperiment werden die mittleren Abweichungen des Körpergewichts, der Schwerpunktlage, sowie die Abweichungen der simulierten Herz- und Atemtätigkeit betrachtet. Als Gütekriterium werden hierbei mittlere Gewichtsabweichungen von 500 g für eigene Daten und 1500 g für externe Daten (bedingt durch fehlende Angaben in [Car20]), eine mittlere Abweichung der Schwerpunktlage von 10 mm und mittlere Abweichungen bei der Herz- und Atemrate von jeweils einem Schlag bzw. Atemzug pro Minute als geeignet festgelegt. Für Testset A wird zusätzlich ein Wert für die Übereinstimmung zwischen realen Daten und Simulation angegeben, für Testset B ist dies bedingt durch fehlende Angaben nicht möglich.

Für die Validierung werden zunächst Daten, die unter Verwendung des Labormusters erstellt wurden (Testset A), simuliert. Zusätzlich werden, um ein objektives Vorgehen zu gewährleisten, Datensätze einer externen Datenbank [Car20] simuliert, die nicht für die Erstellung des mehrstufigen

Modells verwendet wurden (Testset B).

Bei allen Experimenten kommt dasselbe Körpermodell zum Einsatz, welches in Abhängigkeit von Körpergröße und Gewicht der Personen aus den Testdatensätzen parametrisiert wird.

Es kann gezeigt werden, dass für Testset A im Mittel eine Übereinstimmung von 98,95% (Rückenlage) und 99,15% (Seitenlage links) erzielt wurde, ohne dass das Modell auf die jeweilige Testperson angepasst werden muss. Die mittlere Gewichtsabweichung zwischen realen und simulierten Daten liegt bei weniger als 5 g. Die mittlere Abweichung der Schwerpunktlage beträgt für die Validierung mit Testset A absolut unter 1,2 mm. Die mittleren absoluten Abweichungen der Herzrate betragen 0,85 Schläge pro Minute (Rückenlage) und 0,57 Schläge pro Minute (Seitenlage links), die Abweichung der Atemrate liegen im Mittel absolut bei 0,12 Atemzügen pro Minute (Rückenlage) und 0,38 Atemzügen pro Minute (Seitenlage links). Diese Ergebnisse erfüllen das definierte Gütekriterium für die Evaluation.

Für Testset B (Rückenlage) können im Mittel Gewichtsabweichungen zwischen realen und simulierten Daten von absolut 1 kg erreicht werden. Die Schwerpunktlage zeigt eine mittlere Abweichung von absolut unter 1,5 mm. Für die Simulation der Herz- und Atemaktivität resultieren bei der Validierung mit Testset B für die Herzrate eine mittlere Abweichung von 0,67 Schläge pro Minute und für die Atemrate eine mittlere Abweichung von absolut 0,23 Atemzüge pro Minute. Auch diese Ergebnisse erfüllen das definierte Gütekriterium für die Evaluation.

Durch die Validierung kann nachgewiesen werden, dass anhand des Modells eine Simulation sowohl der Daten des im Rahmen der Arbeit entwickelten Pflgebetts, als auch der Daten eines fremden Aufbaus (inklusive anderem Bett als Sensorplattform und anderen Sensoren) jeweils mit hoher Güte möglich ist. Weiter kann gezeigt werden, dass das Modell universell einsetzbar ist. Somit erfüllt das Modell den vorgesehenen Modellzweck, der explizit darin liegt, ähnliche Datensätze für mehrere universelle Anwendungen zu erzeugen.

Des Weiteren wird im Rahmen der Evaluation untersucht, in wie weit simulierte Körperlagen und Bewegungen im Rahmen einer Erstellung von Referenzmustern für ein HMM basiertes Klassifizierungssystem eingesetzt werden können. Die Untersuchung liefert eine als positiv zu bewertende Gesamterkennungsrate von 93,2 %.

Das mehrstufige Modell bildet bereits sehr viele Parameter in den einzelnen Modellteilen ab. Mögliche Begrenzungen bei der Simulation existieren aktuell bei einzelnen mechanische Effekte aus dem Bereich der Vibration von Sensorplattform und Umgebung sowie bei der Matratze und deren Dämpfungsverhalten. Diese Punkte können aktuell nicht bzw. nur rudimentär in der Simulation berücksichtigt werden, da keine entsprechenden Basisdaten vorhanden sind.

Wie einleitend dargestellt ist der allgemeine Zweck eines Modellbildungsansatz, die oftmals empirisch gestützte Entwicklung im Bereich der Biosignalverarbeitung, um ein Modell um Simulationen zu erweitern. So ist z.B anhand des Gesamtmodells die Vorabevaluation von Sensoren und mechanischen Trägern (Betten, Sitzmöbeln etc.) im Bereich der Funktionalisierung von Möbeln möglich, indem Simulationen bereits während der Konzeptionierung oder in einer frühen Entwicklungsphase genutzt werden. Des Weiteren können anhand des Gesamtmodells Entwicklungsprozesse unterstützt werden, indem durch zyklische Evaluations- bzw. Test-Phasen (zum Beispiel bei der Entwicklung nach dem V-Modell [Grä21]) eine Vermeidung von Fehlern oder unnötigen Iterationen bei der Entwicklung durch Simulationsunterstützung erreicht wird.

Ein weiterer Anwendungsbereich des Gesamtmodells ist die Simulation von unterschiedlichen

menschlichen Parametern wie z.B. Körpertypen (Ektomorph, Mesomorph, Endomorph und Unterarten [Ber22]), unterschiedlichen Körperlagen oder von Erkrankungen und Auffälligkeiten im Bereich des respiratorischen und kardiovaskulären Systems. Dies ermöglicht bereits bei der Entwicklung, unterschiedliche Nutzergruppen zu berücksichtigen. Die initialen Modellelemente für eine Anpassung der Körpertypen oder zur Simulation von Erkrankungen/Auffälligkeiten werden im Rahmen der vorliegenden Arbeit implementiert und können entsprechend erweitert werden. Neben der direkten Anwendung bei der Entwicklung von funktionalisierten Möbeln kann anhand des mehrstufigen Modells die Generierung von simulierten Datenbanken mit großen Datenmengen durchgeführt werden, um z.B. Klassifizierungssysteme oder Systeme im Bereich der Biosignalverarbeitung zu entwickeln und zu evaluieren.

Abschließend werden die Möglichkeiten zur Erweiterung des Modells betrachtet. Neben einer Erweiterung des Modells um verschiedenen Körpertypen und der Durchführung von Messungen zur weiteren Optimierung der Modelleigenschaften ist die Erweiterung des Modells auf andere Möbel und Systeme naheliegend. So wäre es sinnvoll, z.B. einen Sessel, durch Unterstützung des Gesamtmodells zu funktionalisieren. So können zusätzliche Monitoring Möglichkeiten im persönlichen Wohnumfeld oder in privaten Pflegebereichen geschaffen werden.

Weiterhin ist auch eine Anpassung des Modells auf andere Anwendungsbereiche möglich. Für Anwendungen in der Physiotherapie im Bereich der Bewegungsanalyse kann z.B. das Teilmodell „Mensch“ auf Laufbewegungen angepasst werden und die Teilmodelle „Möbel“ und „Sensor“ werden zur Kraftmessplatten-Simulation adaptiert.

Eine andere Erweiterungsmöglichkeit des Modells stellen so genannte „Model in the loop“ Ansätze dar. Hierbei wird das initial universelle Gesamtmodell durch Iterationen an den Nutzer adaptiert. Das Modell „lernt“ das Verhalten des Nutzers. Auf das so gewonnene individualisierte Modell lässt sich in einem nächsten Schritt ein prädiktives System aufbauen, bei dem das Modell die Folge-Zustände des Nutzers vorhersagen kann. Anhand eines Soll/Ist Vergleich des Nutzerzustands kann das Modell vor für den Nutzer schädliche Zustände frühzeitig warnen. Anwendungsbereiche sind z.B. Optimierungen im Rahmen von Sport-Trainings oder ein Einsatz im Bereich der Rehabilitationen nach Erkrankungen. Zusätzlich kann das adaptierte Modell eines Nutzers dazu eingesetzt werden, um Datenverluste, z.B. durch Bewegungsartefakte, besser auszugleichen. Als Beispiel sind hier Herzaktivitäten, welche im Rahmen von Bewegungen im Signalverlauf überlagert werden, genannt. Diese können weiterhin durch das Modell geschätzt werden und ermöglichen so eine verkürzte Synchronisierungsphase nach Abschluss der Bewegung.

Als Aufgabe dieser Arbeit wurde in der Einleitung formuliert, zeitnah alternative Lösungsansätze zu entwickeln, um eine Unterstützung von Patienten aber auch von Pflegekräften zu ermöglichen und entsprechende Systeme zu schaffen. Solche Systeme sollen frühzeitig Verschlechterungen von Patientenzuständen detektieren. Der im Rahmen dieser Arbeit verfolgte Ansatz des mehrstufigen Modells leistet hierzu einen wichtigen Beitrag und Mehrwert für die Entwicklung von präparationsfreien Monitoring-Systemen. Damit ist es möglich, realistische Daten im Rahmen einer Simulation für die gesamte Verarbeitungskette eines präparationsfreien Systems auf Basis eines Pflegebetts automatisch und in, wenn gewünscht, großer Zahl zu generieren.

# Veröffentlichungen im Rahmen der Arbeit

Im Rahmen der Arbeit wurden die nachfolgenden Arbeiten veröffentlicht:

- Kitzig, A.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A. "Improvements to a biomechanical model of the cardiovascular and respiratory system," 2021 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), 2021, pp. 1-4, doi: 10.1109/BioCAS49922.2021.9644977. [Kit21b]
- Kitzig, A., Demmer, J., Naroska, E., Stockmanns, G., Viga, R., Grabmaier, A. "Optimization and evaluation of motion sequences of an averaged human motion model by using kinematic techniques and new evaluation methods" Current Directions in Biomedical Engineering, vol. 7, no. 2, 2021, pp. 566-569. doi: 10.1515/ cdbme-2021-2144 [Kit21a]
- Kitzig, A.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: Verwendung von Kraftmessensoren aus dem Automobilbereich zur Erfassung von Herz- und Atemaktivität in einem Pflegebett, Current Directions in Biomedical Engineering, 2020 [Kit20]
- Demmer, J.; Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Naroska, E.; Viga, R.; Grabmaier, A.: Adaptation of cluster analysis methods to optimize a biomechanical motion model of humans in a nursing bed, 2020 28th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Amsterdam, Netherlands, 2020 [Dem20]
- Kitzig, A.; Demmer, J.; Bolten, T.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: An HMM-based averaging approach for creating mean motion data from a full-body Motion Capture system to support the development of a biomechanical model, Current Directions in Biomedical Engineering, 2018, Band 4, Heft 1, Seiten 389–393, ISSN (Online) 2364-5504 [Kit18]
- Kitzig, A.; Demmer, J.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: Use of an automotive seat occupancy sensor for the functionalization of a nursing bed — An overview of the sensor and the possible applications in the clinic and care sector, 2017 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), Taipei, 2017, pp. 469-474. doi: 10.1109/SII.2017.8279265 [Kit17a]
- Demmer, J.; Kitzig, A.; Naroska, E.: Improvements of a retrospective analysis method for a HMM based posture recognition system in a functionalized nursing bed, 2017 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), Taipei, 2017, pp. 487-492. doi: 10.1109/SII.2017.8279268 [Dem17b]
- Kitzig, A.; Schröter, S.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: MoveHN-A database to support the development of motion based biosignal processing systems, 2017 25th

- European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Kos, Greece, 2017, pp. 2339-2343. Doi: 10.23919/ EUSIPCO.2017.8081628 [Kit17c]
- Kitzig, A.; Schröter, S.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: Improvement of a multi-stage model for the modeling of a functionalized nursing bed as support for the sensor-assisted functionalization of furniture in the hospital and care sector In: Current directions in biomedical engineering Jg. 3 (2017) Nr. 2, S. 759 – 763 ISSN: 2364-5504 [Kit17b]
  - Demmer, J.; Kitzig, A.; Naroska, E.: Development of a retrospective process for analyzing results of a HMM based posture recognition system in a functionalized nursing bed, In: Current directions in biomedical engineering Jg. 3 (2017) Nr. 2, S. 577 – 581 ISSN: 2364-5504 [Dem17a]
  - Kitzig, A.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: A novel approach to creating artificial training and test data for an HMM based posture recognition system, IEEE 26th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP), Vietri sul Mare, pp. 1-6. 2016 [Kit16b]
  - Kitzig, A., Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A. "Funktionalisierte (Pflege-)Betten – das Erbe der Ballistokardiographie? Von persönlichen Schlaflaboren und intelligenten Möbeln"; Fachartikel Zeitschrift Orthopädie.Technik, Rubrik Lagerung, Sitzen, Ausgabe 4/2016, Seiten 52-61, Jg. 67, Offizielles Fachorgan des Bundesinventionsverbands für Orthopädie.Technik [Kit16c]
  - Kitzig, A.; Micheel, A.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: Development of a HMM based posture recognition system to derive patient activity from a force sensor functionalized nursing bed, BMT2015, [Kit15a]
  - Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: Berührungslose Erfassung der Körper-schalentemperatur von Patienten in einem Pflegebett basierend auf einem IR-Sensor Messsystem. AAL-Kongress : 29. + 30. April 2015, Frankfurt/Main. gemeinsam mit: Zukunftlebensräume - Bauen, Wohnen und Gesundheit im Wandel Berlin [u.a.] : VDE Verl., 2015, pp. 200 – 203 [Kit15b]
  - Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A.: Development of a multi-stage model for the determination of biosignal processing methods to derive vital signs from a force sensor functionalized nursing bed. In: Biomedizinische Technik. 59 (2014), s1, p. S233. [Kit14b]
  - Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Viga, R.; Grabmaier, A., Bestimmung der Atemrate von Patienten in einem funktionalisierten Pflegebett unter Verwendung von Methoden der Sprachsignalverarbeitung. Biosignalverarbeitung und Magnetische Methoden in der Medizin. Proceedings BBS 2014 [Kit14a]

# Literaturverzeichnis

- [Ada11] **Adami, A. M.; Pavel, M.; Hayes, T. L.; Adami, A. G. und Singer, C.** *A method for classification of movements in bed.* In: Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc 2011
- [AG09] **Albert Gollhofer, E. M.** *Handbuch Sportbiomechanik.* Hofmann GmbH & Co. KG 2009
- [Agg18] **Aggarwal, C. C.** *Neural Networks and Deep Learning.* Springer-Verlag GmbH 2018
- [Ait02] **Aittokallio, T.; Gyllenberg, M. und Polo, O.** *Adjustment of the human respiratory system to increased upper airway resistance during sleep.* In: Bulletin of Mathematical Biology, 64, 1, 3–28 2002
- [Ali79] **Alihanka, J. und Vaahtoranta, K.** *A static charge sensitive bed. A new method for recording body movements during sleep.* In: Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 46, 6, 731–734 1979
- [Ali81] **Alihanka, J.; Vaahtoranta, K. und Saarikivi, I.** *A new method for long-term monitoring of the ballistocardiogram, heart rate, and respiration.* In: Am. J. Physiol., 240, 5, 384–392. [PubMed: 7235054] 1981
- [Alt03] **Althaus, E.** *Vorlesungsskript Modellbildung* 2003
- [And09] **Andreae, S.** *EXPRESS Pflegewissen Gesundheits- und Krankenpflege.* Georg Thieme Verlag 2009
- [Apk89] **Apkarian, J.; Naumann, S. und Cairns, B.** *A three-dimensional kinematic and dynamic model of the lower limb.* In: Journal of biomechanics, 22, 143–55 1989
- [App05] **Appleton, B.; Wei, Q.; Crozier, S.; Liu, F.; Wilson, S.; Xia, L. und Liu, N.** *An Electrical Heart Model Incorporating Real Geometry and Motion.* In: 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. IEEE 2005
- [App12] **Appell, H.-J.; Stang-Voss, C. und Battermann, N.** *Funktionelle Anatomie.* Springer-Verlag GmbH 2012
- [Bab05] **Babbs, C. F.** *Effects of an impedance threshold valve upon hemodynamics in Standard CPR: Studies in a refined computational model.* In: Resuscitation, 66, 3, 335–345 2005
- [Bab14] **Babakura, A.; Sulaiman, M. N.; Mustapha, N. und Kasmiran, K. A.** *Comparison of Hidden Markov Model and Naïve Bayes Algorithms among Events in Smart Home Environment.* In: Proceedings of International Conference of Recent Trends in Information and Communication Technologies, S. 1–11 2014

- [Bal07] **Balci, O.** *Verification, Validation, and Testing*, Kapitel 10, S. 335–393. John Wiley & Sons, Ltd 2007
- [Bea09] **Beattie, Z. T.; Hagen, C. C.; Pavel, M. und Hayes, T. L.** *Classification of breathing events using load cells under the bed*. In: Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, S. 3921–4 2009
- [Bea11] **Beattie, Z. T.; Hagen, C. C. und Hayes, T. L.** *Classification of lying position using load cells under the bed*. In: Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc 2011
- [Bed15] **Beddit und Apple.** *Beddit Schlafsensor 2.0*. URL <http://www.medisana.de/Schlafsensor/Beddit-Schlafsensor.html> 2015
- [Ber22] **Bertuccioli, A.; Sisti, D.; Amatori, S.; Perroni, F.; Rocchi, M. B. L.; Benelli, P.; Trecroci, A.; Pierro, F. D.; Bongiovanni, T. und Cannataro, R.** *A New Strategy for Somatotype Assessment Using Bioimpedance Analysis: Stratification According to Sex*. In: Journal of Functional Morphology and Kinesiology, 7, 4, 86 2022
- [Beu05] **Beuth.** *Teil 2 – Körpermasse des Menschen*. In: DIN 33402 2005
- [BH90] **Ben-Haim, S. A. und Saidel, G. M.** *Mathematical model of chest wall mechanics: A phenomenological approach*. In: Annals of Biomedical Engineering, 18, 1, 37–56 1990
- [Boe99] **Boe, J. M. und Babbs, C. F.** *Mechanics of Cardiopulmonary Resuscitation Performed with the Patient on a Soft Bed vs a Hard Surface*. In: Academic Emergency Medicine, 6, 7, 754–757 1999
- [Bos92] **Bossel, H.** *Modellbildung und Simulation: Konzepte, Verfahren und Modelle zum Verhalten dynamischer Systeme (German Edition)*. Vieweg+Teubner Verlag 1992
- [Bos13a] **Bosch.** *Technical Customer Documentation Force/Weight Sensor SGW011 (0 285 004 305)*. Robert Bosch GmbH 2013
- [Bos13b] **Bosch.** *Technical Customer Documentation Test and Validation Instructions iBolt SGW011 Force/Weight Sensor (1 279 929 579)*. Robert Bosch GmbH 2013
- [Bri12] **Brinckmann, P.; Frobin, W.; Leivseth, G. und Drerup, B.** *Orthopädische Biomechanik*. Mosenstein und Vannerdat 2012
- [Bro02] **Brosch, J.; Talavage, T.; Ulmer, J. und Nyenhuis, J.** *Simulation of human respiration in fMRI with a mechanical model*. In: IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 49, 7, 700–707 2002
- [Bul14] **Bulling, A.; Blanke, U. und Schiele, B.** *A tutorial on human activity recognition using body-worn inertial sensors*. In: ACM Computing Surveys, 46, 3, 1–33 2014
- [Bun21] **Bundesgesundheitsministerium.** *Beschäftigte in der Pflege*. In: Meldung 2021
- [Bur53] **Burger, H.; Noordergraaf, A. und Verhagen, A.** *Physical basis of the low-frequency ballistocardiograph*. In: American heart journal, 46, 71–83 1953
- [Bur56a] **Burger, H. und Noordergraaf, A.** *Physical basis of ballistocardiography. II: The quantities that can be measured with different types of ballistocardiographs and their mutual relations*. In: American Heart Journal, 51, 1, 127 – 139 1956

- [Bur56b] **Burger, H.; Noordergraaf, A.; Korsten, J. und Ullersma, P.** *Physical basis of ballistocardiography. IV: The relative movement of subject and ballistocardiograph.* In: American Heart Journal, 52, 5, 653 – 673 1956
- [Bur56c] **Burger, H. C. und Noordergraaf, A.** *Physical basis of ballistocardiography. III.* In: American Heart Journal, 51, 2, 179–185 1956
- [Bur57] **Burger, H.; Noordergraaf, A. und Kamps, H.** *Physical basis of ballistocardiography. V. The distortion of the ballistocardiogram caused by the movement of the heart inside the body.* In: American heart journal, 53, 907–21 1957
- [Bur15] **Burget, F.; Maurer, C.; Burgard, W. und Bennewitz, M.** *Learning motor control parameters for motion strategy analysis of Parkinson’s disease patients.* In: IEEE/RSJ International Conference on Intelligent RobotsSystems (IROS), Hamburg, S. pp. 5019–5025 2015
- [Car11] **Carvalho, A. R. und Zin, W. A.** *Respiratory system dynamical mechanical properties: modeling in time and frequency domain.* In: Biophysical Reviews, 3, 2, 71–84 2011
- [Car20] **Carlson, C.; Turpin, V.-R.; Suliman, A.; Ade, C.; Warren, S. und Thompson, D. E.** *Bed-Based Ballistocardiography: Dataset and Ability to Track Cardiovascular Parameters.* In: Sensors, 21, 1, 156 2020
- [Cla91] **Clancy, E.; Smith, J. und Cohen, R.** *A simple electrical-mechanical model of the heart applied to the study of electrical-mechanical alternans.* In: IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 38, 6, 551–560 1991
- [Cro96] **Crooke, P.; Head, J. und Marini, J.** *A general two-compartment model for mechanical ventilation.* In: Mathematical and Computer Modelling, 24, 7, 1–18 1996
- [Dai13] **Dai, X.** *Vision-based 3d human motion analysis for fall detection and bed-exiting.* Dissertation, University of Denver 2013
- [Dan19] **Dankert, J.** *Informatik 2.* In: Skript zur Vorlesung 2019
- [Del11] **Dellimore, K. H. J.; Cloete, G. und Scheffer, C.** *Towards optimum chest compression performance during constant peak displacement cardiopulmonary resuscitation.* In: Medical & Biological Engineering & Computing, 49, 9, 1057 2011
- [Dem17a] **Demmer, J.; Kitzig, A. und Naroska, E.** *Development of a retrospective process for analyzing results of a HMM based posture recognition system in a functionalized nursing bed.* In: Current directions in biomedical engineering, 2, 577–581 2017
- [Dem17b] **Demmer, J.; Kitzig, A. und Naroska, E.** *Improvements of a retrospective analysis method for a HMM based posture recognition system in a functionalized nursing bed.* In: IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), S. 487–492 2017
- [Dem19] **Demmer, J.** *Optimierung und Evaluation eines biomechanischen Modells des menschlichen Bewegungsablaufs in einem Pflegebett mittels Verfahren der inversen Kinematik und der Clusteranalyse* 2019

- [Dem20] **Demmer, J.; Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Naroska, E.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Adaptation of cluster analysis methods to optimize a biomechanical motion model of humans in a nursing bed.* In: *28th European Signal Processing Conference, EUSIPCO 2020, Amsterdam, Netherlands, January 18-21, 2021*, S. 1323–1327. IEEE 2020
- [DGA13] **DGAUM und GfA.** *002/016 S2k-Leitlinie Oberflächen-Elektromyographie in der Arbeitsmedizin, Arbeitsphysiologie und Arbeitswissenschaft.* Technischer Bericht 2013
- [Die17] **Diehm, G.** *Identifikation des menschlichen Bewegungsverhaltens auf der Basis von Primitiven* 2017
- [Din17] **Dinesh, P. A.; Prabhakar, M.; Murthy, M. V. und Ravichandran, N.** *A survey on human motion capturing (HMC) system based on distributed computing technology with flexible architecture.* In: *2017 2nd IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information Communication Technology (RTEICT)*, S. 2166–2170 2017
- [Dio07] **Diong, B.; Nazeran, H.; Nava, P. und Goldman, M.** *Modeling Human Respiratory Impedance.* In: *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, 26, 48 – 55 2007
- [Dit19] **Dittrich, H. und Schimmack, M.** *Orthopädische Biomechanik.* Springer-Verlag GmbH 2019
- [Doc49] **Dock, W. und Taubman, F.** *Some technics for recording the ballistocardiogram directly from the body.* In: *Am. J. Med.*, 7, 751 1949
- [Drä13] **Drägerwerk AG und Co. KGaA.** *Die Bedeutung der Kerntemperatur - Pathophysiologie und Messmethoden.* Drägerwerk AG und Co. KGaA 2013
- [Dri64] **Drillis, R.; Contini, R. und Bluestein, M.** *Body Segment Parameters; A Survey Of Measurement Techniques.* In: *Artificial limbs*, 8, 44–66 1964
- [Ear15] **EarlySense.** *Webseite der Firma EarlySense.* URL <http://www.earlysense.com> 2015
- [Ear18] **Earl, B.** *Adafruit Analog Accelerometer Breakouts.* Adafruit Industries 2018
- [Elb11] **Elbeltagi, R.** *High Speed Weighing System Analysis via Mathematical Modelling.* Diplomarbeit, Massey University, Albany, Auckland 2011
- [End12] **Endres, F.; Hess, J. und Burgard, W.** *Graph-Based Action Models for Human Motion Classification.* In: *ROBOTIK 2012; 7th German Conference on Robotics*, S. 1–6 2012
- [Ert16] **Ertel, W.** *Grundkurs Künstliche Intelligenz.* Springer-Verlag GmbH 2016
- [Ete14] **Etemadi, M.; Inan, O.; Giovangrandi, L. und Kovacs, G.** *Rapid Assessment of Cardiac Contractility on a Home Bathroom Scale.* In: *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, 15, 6, 864–869 2014
- [Fal18] **Falck, Leandra Christina.** *Monitoring des chronisch kranken Patienten in der Hausarztpraxis mittels elektronischer Krankengeschichte: eine systematische Uebersichtsarbeit.* Dissertation 2018
- [Fel12] **Fellbaum, K.** *Sprachverarbeitung und Sprachübertragung.* Springer Berlin Heidelberg 2012

- [Fin03] **Fink, G. A.** *Mustererkennung mit Markov-Modellen: Theorie Praxis Anwendungsgebiete.* Vieweg und Teubner Verlag 2003
- [Fin06] **Fink, G.** *Skript zur Vorlesung Spracherkennung.* Universität Dortmund 2006
- [Fis06] **Fischer, O.** *Mechanismus zur Bestimmung der Lage des Schwerpunktes des menschlichen Körpers und seiner Teile.* In: dtsh. Math., Ver. Katalog math. Med. 1906
- [Fis97] **Fischer, C. A.** und **Kondraske, G. V.** *A new approach to human motion quality measurement.* In: *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 'Magnificent Milestones and Emerging Opportunities in Medical Engineering' (Cat. No.97CH36136)*, Band 4, S. 1701–1704 1997
- [Fri13] **Friederich, P.** *EKG-Monitoring der perioperativen Myokardischämie.* Dräger Medical Deutschland GmbH 2013
- [Fuh14] **Fuhst, B.** *Thesen zum Präventions- und Gesundheitsförderungsgesetz.* In: Informationsdienst der Techniker Krankenkasse, Nr.4/2014. TK spezial Bremen 2014
- [Geh06] **Gehin, C.; Brusseau, E.; Meffre, R.; Schmitt, P. M.; Deprez, J.** und **Dittmar, A.** *Which techniques to improve the early detection and prevention of pressure ulcers?* In: *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, S. 6057–6060 2006
- [Ger09] **Gerkmann, T.; Martin, R.** und **Dalga, D.** *Multi-microphone maximum a posteriori fundamental frequency estimation in the cepstral domain.* In: *Proceedings of ICASSP*, S. 4505–4508 2009
- [Gha16] **Ghafari, P.; Jamaati, H.** und **Hashemian, S.** *A Review on Human Respiratory Modeling.* In: *Tanaffos*, 15, 61–69 2016
- [Gho18] **Gholami, M.; Ejupi, A.; Rezaei, A.; Ferrone, A.** und **Menon, C.** *Estimation of Knee Joint Angle Using a Fabric-Based Strain Sensor and Machine Learning: A Preliminary Investigation.* In: *2018 7th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (Biorob).* IEEE 2018
- [Gio11] **Giovangrandi, L.; Inan, O.; Wiard, R.; Etemadi, M.** und **Kovacs, G.** *Ballistocardiography – A method worth revisiting.* In: *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, Annual International Conference of the IEEE*, S. 4279–4282 2011
- [Gor77] **Gordon, J.** *On certain molar movements of the human body produced by the circulation of the blood.* In: *Phys., J. Anat. and vol. 11 and pp. 533-6, , [1] 1877*
- [Grä21] **Gräßler, I.; Bruckmann, T.; Dattner, M.; Ehl, T.; Hawlas, M.; Hentze, J.; Hesse, P.; Termühlen, C.; Lachmayer, R.; Knöchelmann, M.; Mock, R.; Mozgova, I.; Preuß, D.; Schneider, M.; Stollt, G.; Thiele, H.** und **Wiechel, D.** *Entwicklung mechatronischer und cyber-physischer Systeme.* In: *VDI/VDE 2206* 2021
- [Gro87] **Grosser, M.; Hermann, H.** und **Tusker, F.** *Die sportliche Bewegung.* Blv Buchverlag 1987

- [Guo18] **Guo, M.** und **Wang, Z.** *Segmentation and recognition of human motion sequences using wearable inertial sensors*. In: *Multimedia Tools and Applications*, 77 2018
- [Ham11] **Hammer, P. E.**; **Sacks, M. S.**; **del Nido, P. J.** und **Howe, R. D.** *Mass-Spring Model for Simulation of Heart Valve Tissue Mechanical Behavior*. In: *Annals of Biomedical Engineering*, 39, 6, 1668–1679 2011
- [Han64] **Hanavan, E. P.** *A Mathematical Model Of The Human Body. Amrl-tr-64-102*. In: *AMRL-TR. Aerospace Medical Research Laboratories (U.S.)*, S. 1–149 1964
- [Han09] **Handels, H.** *Medizinische Bildverarbeitung*. Morgan Kaufmann 2009
- [Har64] **Hartenberg, R. S.** und **Denavit, J.** *Kinematic synthesis of linkages*. New York : McGraw-Hill 1964
- [HAR13] **Hans Albert Richard, G. K.** *Biomechanik*. Vieweg+Teubner Verlag 2013
- [Hei21] **Heidemann, C.**; **Scheidt-Nave, C.**; **Beyer, A.-K.**; **Baumert, J.**; **Thamm, R.**; **Maier, B.**; **Neuhauser, H.**; **Fuchs, J.**; **Kuhnert, R.** und **Hapke, U.** *Gesundheitliche Lage von Erwachsenen in Deutschland Ergebnisse zu ausgewählten Indikatoren der Studie GEDA 2019/2020 EHIS*. Technischer Bericht 2021
- [Hir08] **Hirsch, H.** und **Kitzig, A.** *Visualisierung der in einem HMM enthaltenen spektralen Merkmale*. In: *ITG-Fachtagung Sprachkommunikation VDE VERLAG GmbH* 2008
- [HS94] **Hinghofer-Szalkay, H.** *Praktische Physiologie. Funktionen des menschlichen Körpers*. Blackwell, Berlin 1994
- [Hüt19] **Hüther, M.**; **Südekum, J.** und **(Hrsg.), M. V.** *Die Zukunft der Regionen in Deutschland – Zwischen Vielfalt und Gleichwertigkeit*. In: *IW-Studien – Schriften zur Wirtschaftspolitik aus dem Institut der deutschen Wirtschaft* 2019
- [Ina08] **Inan, O. T.**; **Etemadi, M.**; **Wiard, R. M.**; **Kovacs, G. T. A.** und **Giovangrandi, L.** *Non-invasive measurement of Valsalva-induced hemodynamic changes on a bathroom scale Ballistocardiograph*. In: *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* 2008
- [Ina10] **Inan, O.**; **Etemadi, M.**; **Widrow, B.** und **Kovacs, G.** *Adaptive Cancellation of Floor Vibrations in Standing Ballistocardiogram Measurements Using a Seismic Sensor as a Noise Reference*. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 57, 3, 722–727 2010
- [Ion11] **Ionescu, C.**; **Hernandez, A.**; **Chirita, M.** und **Keyser, R. D.** *Assessment of the airway alterations by means of a fractal ladder network model*. In: *IFAC Proceedings Volumes*, 44, 1, 13966–13971 2011
- [ISO15] **ISO.** *ISO/IEC/IEEE 15288:2015-05 System- und Software-Engineering - System-Lebenszyklus-Prozesse*. In: *ISO Standard* 2015
- [ISO18] **ISO.** *ISO/IEC 29110-4-1:2018-04 System und Software-Engineering - Lifecycle-Profile für Kleinstunternehmen (VSEs) - Teil 4-1: Software-Engineering - Profildaten: Generische Profilgruppe*. In: *ISO Standard* 2018

- [Jac73] **Jackson, A. C.** und **Milhorn, H. T.** *Digital computer simulation of respiratory mechanics.* In: Computers and Biomedical Research, 6, 1, 27 – 56 1973
- [Jal09] **Jallon, J. F.; Abdulhay, E.; Calabrese, P.; Baconnier, P.** und **Gumery, P.-Y.** *A model of mechanical interactions between heart and lungs.* In: Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 367, 1908, 4741–4757 2009
- [Jal14] **Jalali, A.; Nadkarni, V. M.** und **Nataraj, C.** *Modeling mechanical properties of the chest during the cardiopulmonary resuscitation procedure.* In: Computing in Cardiology, 41, 13–16 2014
- [Jav15] **Javaid, A.; Wiens, A.; Fesmire, N.; Weitnauer, M.** und **Inan, O.** *Quantifying and Reducing Posture-Dependent Distortion in Ballistocardiogram Measurements.* In: Biomedical and Health Informatics, IEEE Journal of, 19, 5, 1549–1556 2015
- [Jer00] **Jeremic, A.** und **Nehorai, A.** *Estimating mechanical properties of the heart using dynamic modeling and magnetic resonance imaging.* In: 2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No.00CH37100). IEEE 2000
- [Jod66] **Jodat, R. W.; Horgan, J. D.** und **Lange, R. L.** *Simulation of Respiratory Mechanics.* In: Biophysical Journal, 6, 6, 773–785 1966
- [Joh19] **Johnson, G.** *pixabay.com* 2019
- [Jon50] **Jones, R. J.** und **Goulder, N. E.** *An Empiric Approach to the Interpretation of the Low Frequency Critically Damped Ballistocardiogram.* In: Circulation, 2, 5, 756–764 1950
- [Kas06] **Kasten, K.; Stratmann, A.; Munz, M.; Dirscherl, K.** und **Lamers, S.** *iBolt Technology – A Weight Sensing System for Advanced Passenger Safety.* In: Advanced Microsystems for Automotive Applications, VDI-Buch. Springer, Berlin, Heidelberg, S. 171–186 2006
- [Kat90] **Katsnelson, L.; VYa, I.** und **S Markhasin, V.** *Heart muscle: Mathematical modelling of the mechanical activity and modelling of mechanochemical uncoupling.* In: General physiology and biophysics, 9, 219–43 1990
- [Kep03] **Keppler, V.** *Biomechanische Modellbildung zur Simulation zweier Mensch-Maschinen-Schnittstellen.* Dissertation, Eberhard Karls Universität Tübingen 2003
- [Kim07] **Kim, J.; Hong, J.; Cho, M.; Cha, E.** und **Lee, T.** *Wireless biomedical signal monitoring device on wheelchair using noncontact electro-mechanical film sensor.* In: Proc. of the 29th IEEE EMBC, Lyon, France, S. 574–577 2007
- [Kim16] **Kim, C.-S.; Ober, S.; McMurtry, M.; Finegan, B.; Inan, T.; Mukkamala, R.** und **Hahn, J.-O.** *Ballistocardiogram: Mechanism and Potential for Unobtrusive Cardiovascular Health Monitoring.* In: Scientific Reports, 6, 31297 2016
- [Kit14a] **Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Viga, R.** und **Grabmaier, A.** *Bestimmung der Atemrate von Patienten in einem funktionalisierten Pflegebett unter Verwendung von Methoden der Sprachsignalverarbeitung.* In: Biosignalverarbeitung und Magnetische Methoden in der Medizin. Proceedings BBS 2014

- [Kit14b] **Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Development of a multi-stage model for the determination of biosignal processing methods to derive vital signs from a force sensor functionalized nursing bed.* In: Biomedizinische Technik, 59, 233 2014
- [Kit15a] **Kitzig, A.; Micheel, A.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Development of a HMM based posture recognition system to derive patient activity from a force sensor functionalized nursing bed.* In: BMT2015 2015
- [Kit15b] **Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Berührungslose Erfassung der Körperschalentemperatur von Patienten in einem Pflegebett basierend auf einem IR-Sensor Messsystem.* In: AAL-Kongress gemeinsam mit: Zukunftlebensräume - Bauen, Wohnen und Gesundheit im Wandel Berlin 2015
- [Kit16a] **Kitzig, A.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *A novel approach to creating artificial training and test data for an HMM based posture recognition system.* In: 2016 IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing 2016
- [Kit16b] **Kitzig, A.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *A novel approach to creating artificial training and test data for an HMM based posture recognition system.* In: 2016 IEEE 26th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP). IEEE 2016
- [Kit16c] **Kitzig, A.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Funktionalisierte (Pflege-)Betten - das Erbe der Ballistokardiographie? Von persönlichen Schlaflaboren und intelligenten Möbeln.* In: Orthopädie.Technik, Rubrik Lagerung, Sitzen, S. 52–61 2016
- [Kit17a] **Kitzig, A.; Demmer, J.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Use of an Automotive Seat Occupancy Sensor for the Functionalization of a Nursing Bed - An Overview of the Sensor and the Possible Applications in the Clinic and Care Sector.* In: SII 2017
- [Kit17b] **Kitzig, A.; Schröter, S.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Improvement of a multi-stage model for the modeling of a functionalized nursing bed as support for the sensor-assisted functionalization of furniture in the hospital and care sector.* In: Current directions in biomedical engineering, 3, 2, 759–763 2017
- [Kit17c] **Kitzig, A.; Schröter, S.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *MoveHN – A database to support the development of motion based biosignal processing systems.* In: 25th European Signal Processing Conference. URL <https://ami.kr.hs-niederrhein.de/moveHN/> 2017
- [Kit18] **Kitzig, A.; Demmer, J.; Bolten, T.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *An HMM-based averaging approach for creating mean motion data from a full-body Motion Capture system to support the development of a biomechanical model.* In: Current Directions in Biomedical Engineering, 4, 1, 389–393 2018
- [Kit20] **Kitzig, A.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Verwendung von Kraftmesssensoren aus dem Automobilbereich zur Erfassung von Herz- und Atemaktivität in einem Pflegebett.,* Band 07, S. 83–90. VDE Verlag 2020

- [Kit21a] **Kitzig, A.; Demmer, J.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Optimization and evaluation of motion sequences of an averaged human motion model by using kinematic techniques and new evaluation methods.* In: Current Directions in Biomedical Engineering, 7, 2, 566–569 2021
- [Kit21b] **Kitzig, A.; Naroska, E.; Stockmanns, G.; Viga, R. und Grabmaier, A.** *Improvements to a biomechanical model of the cardiovascular and respiratory system.* In: IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), S. 1–4 2021
- [Kla13] **Klap, T. und Shinar, Z.** *Using piezoelectric sensor for continuous-contact-free monitoring of heart and respiration rates in real-life hospital settings.* In: Computing in Cardiology 2013, S. 671–674 2013
- [Kli07] **Kligfield, P.; Gettes, L. S.; Bailey, J. J.; Childers, R.; Deal, B. J.; Hancock, E. W.; van Herpen, G.; Kors, J. A.; Macfarlane, P.; Mirvis, D. M.; Pahlm, O.; Rautaharju, P. und Wagner, G. S.** *Recommendations for the Standardization and Interpretation of the Electrocardiogram.* In: Circulation, 115, 10, 1306–1324 2007
- [Koc15] **Kochs, E. und Zacharowski, K.** *Anästhesievorbereitung und perioperatives Monitoring.* Georg Thieme Verlag 2015
- [Koi04] **Koivistoinen, T.; Junnila, S.; Varri, A. und Koobi, T.** *A new method for measuring the ballistocardiogram using EMFi sensors in a normal chair.* In: Proc. of the 26th IEEE EMBC, San Francisco, USA, 1, 2026–2029. 2004
- [Kol07] **Kolossa, D.** *Einführung in die automatische Spracherkennung.* Vorlesungsskript TU Berlin 2007
- [Kol13] **Kolling, S. und Steinhilber, H.** *Technische Schwingungslehre.* In: Skriptum zur Vorlesung THM, 2 2013
- [Kor07] **Kortelainen, J. M. und Virkkala, J.** *FFT averaging of mul-tichannel BCG signals from bed mattress sensor to improve estimation of heart beat interval.* In: Proceedings of EMBS, S. 6685–6688 2007
- [Kor10] **Kortelainen, J. M.; Mendez, M. O.; Bianchi, A. M.; Matteucci, M. und Cerutti, S.** *Sleep Staging Based on Signals Acquired Through Bed Sensor.* In: IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 14, 3, 776–785 2010
- [Kos14] **Kosfeld, R.** *Clusteranalyse 2.* In: Foliensatz zur Vorlesung 2014
- [Kra14] **Krauß, M. und Konrad, R.** *IEEE 802.15.4.* In: Drahtlose ZigBee-Netzwerke, S. 83–90. Springer Fachmedien Wiesbaden 2014
- [Kra17] **Kramme, R.** *Medizintechnik: Verfahren - Systeme - Informationsverarbeitung.* Springer Berlin Heidelberg 2017
- [Kua18] **Kuang, L.; Lou, Y. und Song, S.** *Design and Fabrication of a Novel Force Sensor for Robot Grippers.* In: IEEE Sensors Journal, 18, 4, 1410–1418 2018

- [Kuh17] **Kuhlenkasper, T.** und **Handl, A.** *Clusteranalyse*, S. 415–476. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg 2017
- [Kum16] **Kumar, N.**; **Piccin, O.**; **Meylheuc, L.**; **Barbe, L.** und **Bayle, B.** *Design and Modeling of a Polymer Force Sensor*. In: IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 21, 1, 555–564 2016
- [Kyl21] **Kylios, D.** und **Wenzel, U.** *Bluthochdruck - Herz und GefäÙe schuetzen*. In: Information Deutschen Herzstiftung 2021
- [Kys14] **Kysela, M.** und **Dolezal, I.** *A motion detection system of the patient in the bed using the NiTi pressure sensors*. In: 2014 International Conference on Applied Electronics. IEEE 2014
- [Lab15] **Labs, B.** *Transforming Healthcare and Improving Lives*. URL <http://bamllabs.com/medical/>, abgerufen 15.11.2015 2015
- [Lan20] **Landgericht Köln.** *3 O 5/19*. In: . URL <https://openjur.de/u/2305053.html> 2020
- [Lar12] **Larsen, R.** und **Ziegenfuß, T.** *Beatmung: Indikationen – Techniken – Krankheitsbilder*. Springer 2012
- [Laz13] **Lazzari, C. D.**; **Genuini, I.**; **Pisanelli, D.**; **D’Ambrosi, A.**; **Silvetti, E.**; **Gatto, M. C.**; **Prete, E. D.** und **Fedele, F.** *Simulation for enhancing e-Learning environments: A software for teaching heart-lung interaction to medicine students*. In: 2013 IEEE 12th International Conference on Intelligent Software Methodologies, Tools and Techniques (SoMeT). IEEE 2013
- [LD01] **Lippeck Dr., A.** *Entwicklung und Anwendung einer Richtlinie zur Modellbildung und Simulation hybrider biomechanischer Mehrkörpersysteme*. Dissertation, Universität Duisburg Essen 2001
- [Li 05] **Li Pei-yu**; **Tan Da-peng**; **Liu Guo** und **Ying Mei-yi.** *Six-component force sensor and its calibration system*. In: Proceedings. 2005 IEEE Networking, Sensing and Control, 2005., S. 889–893 2005
- [Lia13] **Liang, F.** und **Meng, X.** *A Quadratic Nonlinear Prediction-Based Heart Motion Model following Control Algorithm in Robotic-Assisted Beating Heart Surgery*. In: International Journal of Advanced Robotic Systems, 10, 1, 13 2013
- [Lim19] **Lima, W. S.**; **Souto, E.**; **El-Khatib, K.**; **Jalali, R.** und **Gama, J.** *Human Activity Recognition Using Inertial Sensors in a Smartphone: An Overview*. In: Sensors, 19, 14, 3213 2019
- [Lis98] **List, W. F.**; **Metzler, H.** und **Pasch, T.** *Monitoring in Anästhesie und Intensivmedizin*. Springer Berlin Heidelberg 1998
- [Lit93] **Little, J. N.**; **Shure, L.** und **Krauss, T.** *Butterworth digital and analog filter design*. In: Mathworks Matlab build in tool 1993
- [Loo15] **Loose, H.** und **Orlowski, K.** *Gait patterns in standard scenarios: Using Xsens MTw inertial measurement units*. In: 6th International Conference on Research and Education in Mechatronics (REM), Bochum 2015

- [Luj99] **Lujan, A. E.; Larsen, E. W.; Balter, J. M. und Ten Haken, R. K.** *A method for incorporating organ motion due to breathing into 3D dose calculations.* In: *Medical Physics*, 26, 5, 715–720 1999
- [Man08] **Manohar, A. und Bhatia, D.** *Pressure detection and wireless interface for patient bed.* In: *2008 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference.* IEEE 2008
- [Mar09] **Marteau, P.** *Time Warp Edit Distance with Stiffness Adjustment for Time Series Matching.* In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 31, 2, 306–318 2009
- [Mat35] **Matthes, K.** *Untersuchungen über die Sauerstoffsättigung des menschlichen Arterienblutes.* In: *Naunyn-Schmiedebergs Archiv für experimentelle Pathologie und Pharmakologie*, 179, 6, 698–711 1935
- [Mat98] **Matsumoto, M. und Nishimura, T.** *Mersenne Twister: A 623-dimensionally equidistributed uniform pseudorandom number generator.* In: *ACM Trans. on Modeling and Computer Simulation*, 8, 1, 3–30 1998
- [Men09] **Mendez, M.; Matteucci, M.; Cerutti, S.; Bianchi, A. und Kortelainen, J.** *Automatic detection of sleep macrostructure based on bed sensors.* In: *In Proc. of the 31st IEEE EMBC, Minneapolis, USA*, S. 5555–5558 2009
- [Moe06] **Moeslund, T. B.; Hilton, A. und Krüger, V.** *A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis.* In: *Computer Vision and Image Understanding*, 104, 2-3, 90–126 2006
- [Mog11] **Mogensen, M. L.** *A Physiological Mathematical Model of the Respiratory System.* Dissertation, Department of Health Science and Technology, Aalborg University 2011
- [Mor77] **More, J. J.** *The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory.* In: *G. A. Watson*, S. 105–116 1977
- [Mou18] **Moukadem, A.; Finnaoui, A.; Gassara, H. E.; Adolphe, D.; Schacher, L. und Dieterlen, A.** *Time-Frequency Domain for BCG Analysis.* In: *2018 International Conference on Computer and Applications (ICCA).* IEEE 2018
- [Muk74] **Muksian, R. und Nash, C. D.** *A model for the response of seated humans to sinusoidal displacements of the seat.* In: *Journal of Biomechanics*, 7, 3, 209 – 215 1974
- [NA09] **Naït-Ali, A.** *Advanced biosignal processing.* Springer 2009
- [Nat15] **National Instruments.** *Ni 9205 ADC Module.* In: *Datasheet* 2015
- [NDI11] **NDIA.** *Final Report of the Model Based Engineering (MBE) Subcommittee* 2011
- [Ned02] **Nedel, L. und Thalmann, D.** *Modeling and deformation of the human body using an anatomically-based approach.* In: *Proceedings Computer Animation '98 (Cat. No.98EX169).* IEEE Comput. Soc 2002
- [Nic44] **Nickerson, J. L. und Curtis, H. J.** *The design of the ballistocardiograph.* In: *Amer. J. Physiol.*, 142, 1 1944

- [Nik08] **Nikolova, G.** und **Toshev, Y.** *Comparison of two approaches for calculation of the geometric and inertial characteristics of the human body of the Bulgarian population.* In: Acta Bioeng Biomech, 10, 1, 3–8 2008
- [Noo56] **Noordergraaf, A.** *Physical basis of ballistocardiography.* 's-Gravenhage Excelsior 1956
- [Noo58] **Noordergraaf, A.** und **Heynekamp, C. E.** *Genesis of displacement of the human longitudinal ballistocardiogram from the changing blood distribution.* In: The American Journal of Cardiology, 2, 6, 748 – 756. Symposium on Atrial Septal Defect 1958
- [Nuk12] **Nukaya, S.; Shino, T.; Kurihara, Y.; Watanabe, K.** und **Tanaka, H.** *Noninvasive Bed Sensing of Human Biosignals Via Piezoceramic Devices Sandwiched Between the Floor and Bed.* In: IEEE Sensors Journal, 12, 3, 431–438 2012
- [Num15] **Number, S.** *Webseite der Firma Sleep Number.* URL <http://www.sleepnumber.com/sn/en/sleepiq-sleep-tracker> 2015
- [Oti50] **Otis, A. B.; Fenn, W. O.** und **Rahn, H.** *Mechanics of Breathing in Man.* In: Journal of Applied Physiology, 2, 11, 592–607. PMID: 15436363 1950
- [Oti56] **Otis, A. B.; McKerrow, C. B.; Bartlett, R. A.; Mead, J.; McIlroy, M. B.; Selverstone, N. J.** und **Radford, E. P.** *Mechanical Factors in Distribution of Pulmonary Ventilation.* In: Journal of Applied Physiology, 8, 4, 427–443 1956
- [Paa10] **Paalasmaa, J.** *A respiratory latent variable model for mechanically measured heartbeats.* In: Physiological Measurement, 31, 10, 1331–1344 2010
- [Paa12] **Paalasmaa, J.; Waris, M.; Toivonen, H.; Leppäkorpi, L.** und **Partinen, M.** *Unobtrusive online monitoring of sleep at home.* In: 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, S. 3784–3788 2012
- [Pal96] **Palladino, J. L.; Mulier, J.; Wu, F.; Moser, M.; Kenner, T.; Baevsky, R.** und **Noordergraaf, A.** *Assessing the state of the circulatory system via parameters vs. variables.* In: Journal of cardiovascular diagnosis and procedures, 13, 2, 131–139 1996
- [Pan12] **Pannetier, R.** *Developing biomechanical human models for ergonomic assessment of automotive controls – application to clutch pedal.* Dissertation, Agricultural sciences. Université Claude Bernard – Lyon I 2012
- [Par99] **Park, S. J.; Kim, C.-B.** und **Park, S. C.** *Anthropometric and Biomechanical Characteristics on Body Segments of Koreans.* In: APPLIED HUMAN SCIENCE Journal of Physiological Anthropology, 18, 3, 91–99 1999
- [Par16] **Parisi, G. I.; Magg, S.** und **Wermter, S.** *Human motion assessment in real time using recurrent self-organization.* In: 2016 25th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN), S. 71–76 2016
- [Pen13] **Peng, J.** und **Chen, X.** *A Survey of Modeling and Control of Piezoelectric Actuators.* In: Modern Mechanical Engineering, 03, 01, 1–20 2013

- [Per17] **Perez–Gosende, P.** *Anthropometry-based approach for side-mounted desktop chairs design evaluation for university students in Ecuador.* In: *2017 IEEE Second Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM)*, S. 1–5 2017
- [Pfi08] **Pfister, T., B. Kaufmann.** *Sprachverarbeitung: Grundlagen und Methoden der Sprachsynthese und Spracherkennung.* Springer, Berlin 2008
- [Pin10] **Pinheiro, E.; Postolache, O. und Girao, P.** *Theory and developments in an unobtrusive cardiovascular system representation: ballistocardiography.* In: *Open Biomed Eng J.*, 4, 201–216 2010
- [Pin12] **Pinheiro, E.; Postolache, O. und Girao, P.** *Study on ballistocardiogram acquisition in a moving wheelchair with embedded sensors.* In: *Metrology Meas. Systems*, 19, 4, 739–750 2012
- [Pol57] **Pollock, P.** *Ballistocardiography. A Clinical Review.* In: *Can Med Assoc Journal*, 76, 778–83 1957
- [Qua04] **Quarteroni, A. und Formaggia, L.** *Mathematical Modelling and Numerical Simulation of the Cardiovascular System.* In: *Handbook of Numerical Analysis*, 12 2004
- [Rab08] **Rabe, M.; Spieckermann, S. und Wenzel, S.** *Verifikation und Validierung für die Simulation in Produktion und Logistik - Vorgehensmodelle und Techniken.* 2008
- [Rat08] **Ratnovsky, A.; Elad, D. und Halpern, P.** *Mechanics of respiratory muscles.* In: *Respiratory physiology & neurobiology*, 163, 82–9 2008
- [Rau66] **Rautaharju, P. M. und Josenhans, W. T.** *Resolution of the ballistographic recording into cardiac and respiratory components.* In: *Canadian Journal of Physiology and Pharmacology*, 44, 5, 691–700 1966
- [Röh10] **Röhrig, B.; du Prel, J. B.; Wachtlin, D.; Kwiecien, R. und Blettner, M.** *Fallzahlplanung in klinischen Studien, Teil 13 der Serie zur Bewertung wissenschaftlicher Publikationen.* In: *Deutsches Ärzteblatt*, 107, 31-32 2010
- [Rol05] **Rolle, V. L.; Hernandez, A. I.; Richard, P. Y.; Buisson, J. und Carrault, G.** *A Bond Graph Model of the Cardiovascular System.* In: *Acta Biotheoretica*, 53, 4, 295–312 2005
- [Ros12] **Rosales, L.; Skubic, M.; Heise, D.; Devaney, M. J. und Schaumburg, M.** *Heartbeat detection from a hydraulic bed sensor using a clustering approach.* In: *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.* IEEE 2012
- [Rot15] **Rothgang, H.; Kalwitzki, T.; Müller, R.; Runte, R. und Unger, R.** *Pflegereport 2015.* In: *Schriftenreihe zur Gesundheitsanalyse*, 36 2015
- [Rot21] **Rothgang, H. und Müller, R.** *Pflegereport 2021.* In: *Schriftenreihe zur Gesundheitsanalyse*, 32 2021
- [Sal86] **Salmi, T. e. a.** *Automatic analysis of sleep records with static charge sensitive bed.,* In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 64, 1, 84 – 87 1986

- [San09] **Santhanam, A.; Willoughby, T.; Meeks, S.; Rolland, J. und Kupelian, P.** *Modeling simulation and visualization of conformal 3D lung tumor dosimetry.* In: Physics in medicine and biology, 54, 6165–80 2009
- [Sca52] **Scarborough, W.; Davis, F.; Baker, B.; Mason, R. und Singewald, M.** *A review of ballistocardiography.* In: American Heart Journal, 44, 6, 910 – 946 1952
- [Sca56] **Scarborough, W. R.; Talbot, S. A.; Braunstein, J. R.; Rappaport, M. B.; Dock, W.; Scarborough, W. R.; Hamilton, W. F.; Smith, J. E.; Nickerson, J. L.; Talbot, S. A. und Starr, I.** *Proposals for Ballistocardiographic Nomenclature and Conventions: Revised and Extended.* In: Circulation, 14, 3, 435–450 1956
- [Sch97a] **Schiel, F.** *A Tutorial to HTK (Part I + II)* 1997
- [Sch97b] **Schmidt, R. F. und Thews, G.** (Hg.). *Physiologie des Menschen.* Springer Berlin Heidelberg 1997
- [Sch14] **Schuenke, M.; Schulte, E. und Schumacher, U.** *General Anatomy and Musculoskeletal System, 2e (THIEME Atlas of Anatomy).* Thieme 2014
- [Sen01] **Senner, V.** *Biomechanische Methoden am Beispiel der Sportgeräteentwicklung.* Dissertation, Technische Universität München 2001
- [Ser02] **Sermesant, M.; Coudiere, Y.; Delingette, H. und Ayache, N.** *Progress towards an electromechanical model of the heart for cardiac image analysis.* In: Proceedings IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. IEEE 2002
- [Ser06] **Sermesant, M.; Delingette, H. und Ayache, N.** *An electromechanical model of the heart for image analysis and simulation.* In: IEEE Transactions on Medical Imaging, 25, 5, 612–625 2006
- [Sey20] **Seymour, S. J. und Biemer, S. M.** *Systems Engineering Principles and Practice.* Wiley and Sons, Incorporated, John 2020
- [Sha17] **Shaffer, F. und Ginsberg, J.** *An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms.* In: Frontiers in public health, 5, 258 2017
- [Sha19] **Sharma, S.; Verma, S.; Kumar, M. und Sharma, L.** *Use of Motion Capture in 3D Animation: Motion Capture Systems, Challenges, and Recent Trends.* In: 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMIT-Con), S. 289–294 2019
- [Shi06] **Shin, J.; Chee, Y. und K., P.** *Long-term sleep monitoring system and long-term sleep parameters using unconstrained method.* In: Proceedings of Intl Special Topic Conf on Info Tech in BME 2006
- [Shu93] **Shu, W.** *Dynamic weighing under nonzero initial conditions.* In: IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 42, 4, 806–811 1993
- [Sim09] **Simonidis, C.; Gärtner, S. und Do, M.** *Spezifikationen zu den Ganzkörpermenschmodellen im SFB 588.* Technischer Bericht, Universität Karlsruhe 2009

- [Siv06] **Sivertsen, B.; Omvik, S.; Havik, O.; Pallesen, S.; Bjorvatn, B.; Nielsen, G.; Straume, S. und Nordhus, I.** *A Comparison of Actigraphy and Polysomnography in Older Adults Treated for Chronic Primary Insomnia.* In: Sleep, 29, 10 2006
- [Sta39] **Starr, I.; Rawson, A. J.; Schroeder, H. A. und Joseph, N. R.** *Studies on the estimation of cardiac output in man, and of abnormalities in cardiac function, from the heart's recoil and the blood's impacts.* In: the ballistocardiogram American Journal of Physiology, 127 1939
- [Sta50] **Starr, I.; Horwitz, O.; Mayock, R. L. und Krumbhaar, E. B.** *Standardization of the Ballistocardiogram by Simulation of the Heart's Function at Necropsy; With a Clinical Method for the Estimation of Cardiac Strength and Normal Standards for It.* In: Circulation, 1, 5, 1073–1096 1950
- [Sta61] **Starr, I. und Ogawa, S.** *On the aging of the heart; why is it so much more conspicuous in the ballistocardiogram than in the pulse?* In: Amer. J. Med. Sci., 242, 399–410 1961
- [Sta06] **Statistisches Bundesamt.** *Statistik und Wissenschaft* 2006
- [Sta21] **Statistisches Bundesamt.** *Pressemitteilung Nr. 287 vom 21. Juni 2021.* In: Meldung 2021
- [Sta22] **Statistisches Bundesamt.** *Einwohnerzahl der größten Städte in Deutschland am 31. Dezember 2020.* In: In Statista 2022
- [Sta23] **Statistisches Bundesamt.** *Ergebnisse der 15. koordinierten Bevölkerungsvorausberechnung (Basis: 31.12.2021).* In: Meldung 2023
- [Tam00] **Tamura, A.; Furusu, K.; Iwamoto, M.; Kato, C.; Miki, K. und Hasegawa, J.** *Development of a Finite Element Model of the Human Lower Extremity for Assessing Automotive Crash Injury Potential* 2000
- [TE 20] **TE Connectivity.** *Technical Customer Documentation FX19 Compression Load Cell.* Measurement Specialties, Inc. a TE Connectivity Company 2020
- [Tes75] **Testa, H. J.; Pullan, B. R. und Rowlands, D. J.** *A computer model and a mechanical model of the circulation and their use in the evaluation of indices of myocardial blood flow.* In: European Journal of Intensive Care Medicine, 1, 4, 175–183 1975
- [Tim98] **Timischl, S.** *A Global Model for the Cardiovascular and Respiratory System Dissertation.* Dissertation, Faculty for Natural Sciences, Karl-Franzens University of Graz 1998
- [Van16] **VanderPlas, J.** *Python Data Science Handbook.* O'Reilly UK Ltd. 2016
- [VDI08] **VDI.** *Simulation von Logistik, Materialfluss und Produktionssystemen.* In: VDI-Richtlinie 3633 Blatt 1 2008
- [vM08] **von Merten, K.** *Verringerung des Risikos von Thoraxverletzungen beim PKW-Seitenaufprall.* Dissertation, Ludwig-Maximilians-Universität München 2008
- [Vog12] **Vogt, E.; MacQuarrie, D. und Neary, J. P.** *Using ballistocardiography to measure cardiac performance: a brief review of its history and future significance.* In: Clinical Physiology and Functional Imaging, 32, 6, 415–420 2012

- [vW52] **von Wittern, W. W.** *Force Ballistocardiography*. Technischer Bericht No. 693-63, Aero Medical Laboratory, Wright Air Development Center. 1952
- [Wal20] **Walz, R.** und **Kornacz, R.** *MES Modul BI Business Intelligence*. In: Gewatec Systemlösungen 2020
- [Wel20] **Weltgesundheitsorganisation.** *Vorsorgeuntersuchung und Screening - Ein kurzer Leitfaden*. In: WHO Leitfaden 2020
- [Wen10] **Wenzel, S.** *VDI-Richtlinien zur Modellbildung und Simulation*. In: VDI-Richtlinien zur Modellbildung und Simulation VDI-Guidelines for Modelling and Simulation 2010
- [Wia09] **Wiard, R.; Kim, H. J.; Figueroa, C.; Kovacs, G.; Taylor, C.** und **Giovangrandi, L.** *Estimation of central aortic forces in the ballistocardiogram under rest and exercise conditions*. In: *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE 2009
- [Wil90] **Williams, J.** *Bridge circuits: Marrying gain and balance*. In: Linear Technology Corp., Milpitas, Calif., Application Note 43 1990
- [Win66] **Winter, D. A.; Lodge, M. A.** und **Josenhans, W. T.** *The elimination of respiratory signals from the ultralow-frequency ballistocardiogram*. In: *American Heart Journal*, 71, 5, 666 – 670 1966
- [Wor11] **World Famous Electronics llc.** *Pulse Sensor - Datasheet* 2011
- [Xia04] **Xia, L.; Huo, M.; Liu, F.; He, B.** und **Crozier, S.** *Motion analysis of right ventricular wall based on an electromechanical biventricular model*. In: *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE 2004
- [Xia17] **Xia, S.; Gao, L.; Lai, Y.-K.; Yuan, M.-Z.** und **Chai, J.** *A Survey on Human Performance Capture and Animation*. In: *Journal of Computer Science and Technology*, 32, 3, 536–554 2017
- [XSe15] **XSens.** *Document MV0319P User Guide MVN, MVN BIOMECH, MVN Link, MVN Awinda*. In: Revision P 2015
- [Yam17] **Yamane, K.** und **Murai, A.** *A Comparative Study Between Humans and Humanoid Robots*. In: *Humanoid Robotics: A Reference*, S. 1–20. Springer Netherlands 2017
- [Yao14] **Yao, Y.; Bruser, C.; Pietrzyk, U.; Leonhardt, S.; van Waasen, S.** und **Schiek, M.** *Model-Based Verification of a Non-Linear Separation Scheme for Ballistocardiography*. In: *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 18, 1, 174–182 2014
- [You06] **Young, S.** *The HTK Book*. Cambridge University 2006
- [Yu12] **Yu, M.; Rhuma, A.; Naqvi, S. M.; Wang, L.** und **Chambers, J.** *A Posture Recognition-Based Fall Detection System for Monitoring an Elderly Person in a Smart Home Environment*. In: *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 16, 6, 1274–1286 2012
- [ZEB16] **Zemic Europe B.V.** *H8C Load Cell Datasheet* 2016

- [Zha10] **Zhang, H.** und **Liu, W.** *Analysis on the Quantitative Model Construction of Furniture Modeling Characteristics*. In: *2010 International Conference on Intelligent System Design and Engineering Application*, Band 1, S. 310–313 2010
- [Zhu06] **Zhu, X. e. a.** *Real-time monitoring of respiration rhythm and pulse rate during sleep*. In: *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 53, 12, 2553–2563 2006

# DuEPublico

Duisburg-Essen Publications online

UNIVERSITÄT  
DUISBURG  
ESSEN

*Offen im Denken*

ub | universitäts  
bibliothek

Diese Dissertation wird via DuEPublico, dem Dokumenten- und Publikationsserver der Universität Duisburg-Essen, zur Verfügung gestellt und liegt auch als Print-Version vor.

**DOI:** 10.17185/duepublico/78768

**URN:** urn:nbn:de:hbz:465-20230803-133823-3

Alle Rechte vorbehalten.