



Dominik Bonin

**Entwicklung eines Verfahrens zur
digitalen Erfassung von Körperhaltungen
und Bewegungsmustern**

baua: Dissertation

D. Bonin

Dissertation an der
Deutschen Sporthochschule Köln

Entwicklung eines Verfahrens zur digitalen Erfassung von Körperhaltungen und Bewegungsmustern

**Untersuchung zur Einsetzbarkeit von digitalen Technologien
an den Schnittstellen von Arbeitswissenschaft, Sportwissenschaft,
Rehabilitation und sozialmedizinischer Begutachtung**

1. Auflage 2019
Dortmund/Berlin/Dresden

Diese Veröffentlichung entspricht der Dissertation „Entwicklung eines Verfahrens zur digitalen Erfassung von Körperhaltungen und Bewegungsmustern“ bei der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt beim Autor.

Zugl.: Deutsche Sporthochschule Köln, Diss., 2018.

Autor: Dominik Bonin
Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin

Umschlaggestaltung: Susanne Graul
Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin

Herstellung: Druck & Verlag Kettler GmbH, Bönen

Herausgeber: Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA)
Friedrich-Henkel-Weg 1 – 25, 44149 Dortmund
Postanschrift: Postfach 17 02 02, 44061 Dortmund
Telefon 0231 9071-2071
Telefax 0231 9071-2070
E-Mail info-zentrum@buaa.bund.de
Internet www.buaa.de

Berlin: Nöldnerstraße 40 – 42, 10317 Berlin
Telefon 030 51548-0
Telefax 030 51548-4170

Dresden: Fabricestraße 8, 01099 Dresden
Telefon 0351 5639-50
Telefax 0351 5639-5210

Die Inhalte der Publikation wurden mit größter Sorgfalt erstellt und entsprechen dem aktuellen Stand der Wissenschaft. Für die Richtigkeit, Vollständigkeit und Aktualität der Inhalte übernimmt die BAuA jedoch keine Gewähr.

Nachdruck und sonstige Wiedergabe sowie Veröffentlichung, auch auszugsweise, nur mit vorheriger Zustimmung der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin.



doi:10.21934/buaa:bericht20190301 (online)

www.buaa.de/dok/8814360

Aus dem Institut für Bewegungstherapie und bewegungsorientierte Prävention und
Rehabilitation
Geschäftsführender Leiter: Univ.-Prof. Dr. Ingo Froböse

Entwicklung eines Verfahrens zur digitalen Erfassung von Körperhaltungen und Bewegungsmustern

Untersuchung zur Einsetzbarkeit von digitalen Technologien
an den Schnittstellen von Arbeitswissenschaft, Sportwissenschaft,
Rehabilitation und sozialmedizinischer Begutachtung

von der Deutschen Sporthochschule Köln
zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Sportwissenschaft

angenommene Dissertation

vorgelegt von

Dominik Bonin
aus
Lüdenscheid

Köln, 2018

Erster Gutachter: Univ.-Prof. Dr. Ingo Froböse
Zweiter Gutachter: Prof. Dr. Thomas Jaitner
Vorsitzender des Promotionsausschusses: Univ.-Prof. Dr. Ingo Froböse

Datum der Disputation: 20.12.2018

Inhaltsverzeichnis

	Seite
Kurzreferat	9
Abstract	10
1 Einleitung	11
1.1 Aktuelle Veränderungen im deutschen Gesundheitswesen als Handlungsgrundlage	11
1.2 Rechtliche Grundlagen mit Einfluss auf das Gesundheitswesen	11
1.3 Wirtschaftliche Bedeutung von Leistungen zur medizinischen Rehabilitation	12
2 Hintergrundinformationen zur arbeitsplatz-spezifischen, berufsorientierten Rehabilitation	14
2.1 Notwendigkeit der Standardisierung bei trägerübergreifenden Verfahren	16
2.2 Profilvergleichsmethoden	17
2.3 Erhebung von Anforderungsprofilen	19
2.4 Erhebung von Fähigkeitsprofilen	19
2.4.1 Functional Capacity Evaluation als standardisierte Erhebungsmethode	19
3 Problemstellung: Beurteilung von Beanspruchung, Leistungsbereitschaft und Konsistenz	21
3.1 Digitalisierung als möglicher Lösungsansatz	22
4 Ziele	24
4.1 Forschungsfragen	24
4.2 Hypothesen	25
5 Methodik	26
5.1 Versuchsstruktur und Ablaufplan	26
5.2 Vorarbeiten und Programmierung	28
5.2.1 Hardware	29
5.2.2 Eigene Programmierung, Framework	29
5.2.3 Skelettmodell und Gelenkpunkte	30
5.2.4 Datentransformation, FloorClipPlane	31
5.2.5 Berechnung von Segmenten und Winkeln	32
5.2.6 Datenerhebung, GUI	33
5.2.7 Prozessdatenexport	34
5.2.8 Quellcodeverwaltung	35
5.3 Statistische Verfahren	35
5.3.1 Interrater-Vergleich, Cohen´s Kappa	35
5.3.2 Kolmogorov-Smirnov Test	37
5.3.3 Spearman-Korrelation	37
5.3.4 t – test	37
5.3.5 Einfaktorielle Varianzanalyse (ANOVA)	38
5.3.6 Deskriptive Statistik	38
6 Versuche Anforderungsanalyse	39
6.1 Methodik und Versuchsaufbau zur Anforderungsanalyse	39
6.1.1 Auswahl des Screening-Verfahrens	40
6.1.2 Automatisierung des Screening-Verfahrens	43

6.1.3	Versuchsaufbau Bremsleitungsmontage, Überkopfarbeit	44
6.1.4	Versuchsaufbau Kommissionierung, Lastenhandhabung	45
6.1.5	Datenverarbeitung	46
6.2	Ergebnisse Anforderungsanalyse	47
6.2.1	Ergebnisse Bremsleitungsmontage, Überkopfarbeit	47
6.2.1.1	Interrater-Vergleich der Teilbewertungen (V1)	48
6.2.1.2	Interrater-Vergleich vollständiger OWAS Code (V1)	51
6.2.1.3	Deskriptiver Vergleich der Maßnahmenklassen (V1)	51
6.2.1.4	Ermittlung der Maßnahmenklassen über die zeitlichen Anteile der Teilkörperhaltungen	52
6.2.2	Ergebnisse Kommissionierung, Lastenhandhabung	53
6.2.2.1	Interrater-Vergleich der Teilbewertungen (V2)	53
6.2.2.2	Interrater-Vergleich vollständiger OWAS Code (V2)	57
6.2.2.3	Deskriptiver-Vergleich der Maßnahmenklassen (V2)	57
6.2.2.4	Ermittlung der Maßnahmenklassen über die zeitlichen Anteile der Teilkörperhaltungen	58
6.3	Diskussion der Ergebnisse für die Anforderungsanalyse	59
6.3.1	Analyse der Messgenauigkeit	59
6.3.1.1	Teilkörperhaltung der Arme	60
6.3.1.2	Teilkörperhaltung Rücken und der Beine	60
6.3.1.3	Totale Übereinstimmung und Maßnahmenklassen	62
6.4	Ermittelte Rahmenbedingungen für einen zuverlässigen Einsatz des Systems	63
7	Versuche Fähigkeitsanalyse, Teil 1: FCE-Versuche	64
7.1	Methodik der FCE-Versuche	64
7.1.1	Abbruchkriterien	65
7.1.2	Versuchsaufbau 1: Körperhaltung, Arme in Vorhalte/Überkopf	65
7.1.2.1	Datenauswertung	67
7.1.3	Versuchsaufbau 2: Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung	67
7.1.3.1	Matlab Import + Preprocessing	68
7.1.3.2	Normalisierung der Daten	68
7.1.3.3	Lokale Extremstellen bei der Lastenhandhabung	69
7.1.3.4	FindLocalPeaks- Funktion, Standardauswertung	70
7.1.3.5	Interrater-Vergleich bei besonderen Vorkommnissen	71
7.1.3.6	Funktionelle Parameter in Bezug zur Laststufe	73
7.2	Ergebnisse der FCE-Versuche	74
7.2.1	Ergebnisse des Versuchs Körperhaltung, Arme in Vorhalte/Überkopf	74
7.2.1.1	Ergebnisse „Arme in Vorhalte“	74
7.2.1.2	Ergebnisse „Überkopfarbeit“	75
7.2.1.3	Subjektives Belastungsempfinden und Anzahl der Entlastungen	76
7.2.2	Ergebnisse des Versuchs Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung	76
7.2.2.1	Lokale Extremstellen bei der Lastenhandhabung	76
7.2.2.2	Interrater-Vergleich bei besonderen Vorkommnissen	78
7.2.2.3	Funktionelle Parameter in Bezug zur Laststufe	79
7.3	Diskussion der Ergebnisse der FCE-Versuche	81
7.3.1	Körperhaltung, Arme in Vorhalte, Überkopf	81
7.3.2	Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung	82
7.3.2.1	Identifikation von besonderen Vorkommnissen bei der Lastenhandhabung	82
7.3.2.2	Funktionelle Parameter in Bezug zur Laststufe	82

8	Versuche Fähigkeitsanalyse, Teil 2: maschinelles Lernen	84
8.1	Auswahl der Klassifizierungsmethode	84
8.2	Ansatz I: Statische Klassifizierung auf Einzelbildbasis	85
8.2.1	Hauptkomponentenanalyse, Datenreduktion	85
8.2.2	Trainings-Parameter	86
8.2.3	Validierungsmethode	86
8.3	Ansatz II: Dynamische multivariate Zeitreihenklassifikation	86
8.3.1	Datenaufbereitung	87
8.3.2	Mahalanobis Distanz und dynamische Zeitnormierung	88
8.3.3	Training mit dynamisch-zyklischer Triplett Selektion	89
8.3.4	Lernprozess und Optimierung der Mahalanobis Matrizen	90
8.3.5	Validierung	91
8.4	Ergebnisse des maschinellen Lernens	91
8.4.1	Ergebnisse statische Klassifizierung auf Einzelbildbasis	91
8.4.2	Ergebnisse dynamische Zeitreihenklassifizierung	92
8.5	Diskussion der Ergebnisse zum maschinellen Lernen	95
8.5.1	Multidimensionale Zeitreihenklassifikation	96
9	Diskussion	97
9.1	Diskussion der verwendeten Methodik	97
9.1.1	Limitationen im Bereich Anforderungsanalyse	98
9.1.2	Limitationen im Bereich Fähigkeitsanalyse	98
9.1.3	Limitationen im Bereich maschinelles Lernen	99
9.2	Zusammenfassende Bewertung der aufgestellten Arbeitshypothesen	99
9.3	Transfer der Forschungsergebnisse in die Praxis	101
9.3.1	Unterstützung der Anforderungsanalyse	101
9.3.2	Unterstützung der Fähigkeitsanalyse im Rahmen von FCE-Verfahren	102
9.3.3	Einsatz des Tools bei sozialmedizinischen Begutachtungsprozessen	102
9.3.4	Fazit	103
10	Zusammenfassung	104
11	Ausblick	107
	Abkürzungsverzeichnis	108
	Abbildungsverzeichnis	110
	Tabellenverzeichnis	111
	Literatur	112
	Anhang	120
	Danksagung	128

Entwicklung eines Verfahrens zur digitalen Erfassung von Körperhaltungen und Bewegungsmustern

Kurzreferat

Durch aktuelle Veränderungen im deutschen Gesundheitssystem, dem demographischen Wandel und Änderungen in der Sozialgesetzgebung, gewinnt die arbeitsplatzbezogene Rehabilitation zunehmend an Bedeutung. Mit Hilfe der arbeitsplatzbezogenen Rehabilitation soll eine Verbesserung der Teilhabe am Sozialen- und Berufsleben ermöglicht werden. Für eine möglichst effektive Therapieplanung und eine reliable „return-to-work“ Prognose ist ein genauer Abgleich der Anforderungen, die ein Arbeitsplatz stellt und den (verbliebenen) Fähigkeiten des Rehabilitanden notwendig. Für die Beurteilung stehen standardisierte und valide Methoden zur Verfügung, beispielsweise Functional Capacity Evaluation (FCE) Verfahren und Profilvergleichsmethoden. Jedoch sind Teile der Verfahren stark abhängig von der Erfahrung und der subjektiven Einschätzung des Bewerter, insbesondere die Beurteilung der Leistungsbereitschaft ist problematisch. Weiterhin gibt es ein Defizit bei der Informationsgewinnung und Übermittlung bei der Anforderungsanalyse.

Deshalb wurde in der hier präsentierten Arbeit ein Verfahren und ein digitales Tool entwickelt, welches sowohl bei der Anforderungsanalyse, als auch bei der Fähigkeitsanalyse unterstützend und objektivierend eingesetzt werden kann.

Das entwickelte System wurde sowohl im industriellen Umfeld, als auch in einem Laborsetting evaluiert. Die drei Hauptziele waren:

1. Die Evaluation der Interrater-Reliabilität zwischen dem digitalen System und einer manuellen Bewertung
2. Die Evaluation von digital objektivierbaren Parametern bei definierten Functional Capacity Evaluation Tests
3. Die objektive Prädiktion des subjektiven Belastungsempfindens einer Versuchsperson im Rahmen eines stufenförmigen Hebetests, auf Basis einer multidimensionalen Zeitreihenanalyse der Bewegungsmuster mit Algorithmen des maschinellen Lernens.

Abschließend wurden die Methoden und Ergebnisse mit einer Fokussierung auf die Einsetzbarkeit des entwickelten Systems im industriellen Umfeld und in Rehabilitationseinrichtungen diskutiert.

Schlagwörter:

Motion Capturing, Functional Capacity Evaluation, FCE, Maschinelles Lernen, Körperhaltungsanalyse, Bewegungsmustererkennung, arbeitsplatzspezifische Rehabilitation

Development of a method for the digital evaluation of body postures and movement patterns

Abstract

Work related rehabilitation underwent a continuous change within the past years. Due to changes in social security statutes, the current German health system aims towards a thorough rehabilitation to foster social and work related participation of people with disabilities. For a good design of work related rehabilitation and a reliable return-to-work prediction, it is necessary to analyze the targeted workplace as well as the current abilities of the worker. These profiles need to be evaluated in a comparative assessment. There are several nationally recognized methods available, for example functional capacity evaluation or profile matching tools. Functional capacity evaluation methods offer a good estimation of the workers abilities, but some of the results depend on subjective grading of the rater. Especially the rating of commitment is a major challenge in this context. Further, no standardized report or workflow to submit the work related information is extensively available. The presented work therefore focusses on the development of a digital system to assist occupational professionals as well as health care professionals and therapists.

As a feasibility analysis, a three dimensional time-of-flight based depth camera was used as a markerless motion capturing device, with self-written software. Body posture, joint center coordinates and motion trajectories were used for subsequent calculations.

The system was evaluated in an industrial environment as well as in a laboratory setting. The main objectives were:

1. Evaluation of the interrater reliability between the digital system and a manual human judgement
2. Evaluation of objectifiable parameters within a functional capacity evaluation test
3. Prediction of the perceived exertion of participants within a stage lifting test, based on the multidimensional time series analysis of motion patterns with machine learning algorithms

Methods and results are presented and discussed with focus on the judgement of eligibility for a productive use of the system in industrial environments and professional occupational rehabilitation.

Key words:

motion capturing, functional capacity evaluation, FCE, machine learning, posture analysis, motion pattern analysis, occupational rehabilitation

1 Einleitung

*„Die Weiterentwicklung der Rehabilitation erfordert systematische
Forschung und den Transfer der Forschungsergebnisse in die
Praxis“ DRV 2010 [1]*

1.1 Aktuelle Veränderungen im deutschen Gesundheitswesen als Handlungsgrundlage

Das Gesundheitswesen unterliegt in Deutschland derzeit einem stetigen Wandel. Seit dem Inkrafttreten des neunten Sozialgesetzbuches – „Rehabilitation und Teilhabe von Menschen mit Behinderungen“ (SGB IX) [2] und der Veröffentlichung der Internationalen Klassifikation der Funktionsfähigkeit, Behinderung und Gesundheit (ICF¹) [3, 4] durch die Weltgesundheitsorganisation im Jahre 2001, ist eine zunehmende Ausrichtung des deutschen Gesundheitssystems zu einer ganzheitlichen, funktions- und ressourcenorientierten Sichtweise erkennbar. Die ICF dient dabei *„fach- und länderübergreifend als einheitliche und standardisierte Sprache zur Beschreibung des funktionalen Gesundheitszustandes, der Behinderung, der sozialen Beeinträchtigung und der relevanten Umgebungsfaktoren eines Menschen“* [5]. Die ICF ergänzt die defizitorientierte Klassifikation ICD (International Classification of Diseases and Related Health Problems) [6] damit um funktionelle, personen-, aktivitäts- und umweltbezogene Kontextfaktoren. Zusammen bieten diese beiden Klassifikationen ein ganzheitliches Bild über den Patienten². Dieser Paradigmenwechsel weg von einer defizitorientierten Sichtweise hin zu einer mehr selbstbestimmten und gleichberechtigten Teilhabe von Menschen mit Behinderungen zeigt sich ebenfalls auf politischer Ebene, unter anderem in einer Überarbeitung der relevanten Sozialgesetzbücher im Rahmen des Gesetzes zur Stärkung der Teilhabe und Selbstbestimmung von Menschen mit Behinderungen (Bundesteilhabegesetz, BTHG [7]). Diese Änderungen haben einen weitreichenden Einfluss auf das Gesundheitswesen und bilden damit die Grundlage und Handlungsmotivation für die in dieser Arbeit präsentierte Forschung.

1.2 Rechtliche Grundlagen mit Einfluss auf das Gesundheitswesen

In der vergangenen Legislaturperiode (2013 - 2017) wurde das Bundesteilhabegesetz in vier Reformstufen verabschiedet, welche einen weitreichenden Einfluss auf den Rehabilitationsprozess haben und Teilhabemöglichkeiten von Personen mit Behinderungen stärken. Seit dem 01.01.2018 ist die zweite Reformstufe in Kraft getreten, welche unter anderem eine trägerübergreifende Zusammenarbeit für einen gemeinsamen Teilhabeplan vorschreibt (vgl. SGB IX-neu §14, §15, §19, §25). Diese neu in Kraft getretene Regelung ist durch die Änderungen im §7 SGB IX für die Leis-

¹ ICF = International Classification of Functioning, Disability and Health

² In dieser Arbeit wird aus Gründen der Lesbarkeit ausschließlich die männliche Form verwendet, dies soll ausdrücklich nicht als Diskriminierung von Frauen verstanden werden.

tungsträger gesetzlich nun bindend und vorrangig vor den jeweiligen Leistungsgesetzen. Bei allen Entscheidungen über Leistungen zur Teilhabe sind dabei die Grundsätze des §9 SGB IX „Vorrangige Prüfung von Leistungen zur Teilhabe“, umgangssprachlich „Rehabilitation vor Rente“ und „Rehabilitation vor Pflege“ [8] zu berücksichtigen.

Die Leistungen zur Teilhabe werden nach §5 SGB IX in fünf übergeordneten Themengebieten erbracht:

1. Leistungen zur medizinischen Rehabilitation,
2. Leistungen zur Teilhabe am Arbeitsleben,
3. unterhaltssichernde und andere ergänzende Leistungen,
4. Leistungen zur Teilhabe an Bildung und
5. Leistungen zur sozialen Teilhabe.

Gemäß §4 SGB IX ist es ein vorrangiges Ziel der Leistungen zur Teilhabe, eine Behinderung, Einschränkungen in der Erwerbstätigkeit oder Pflegebedürftigkeit abzuwenden, zu beseitigen, zu mindern, ihre Verschlimmerung zu verhüten oder ihre Folgen zu mildern, sowie den vorzeitigen Bezug anderer Sozialleistungen zu vermeiden oder laufende Sozialleistungen zu mindern. Eine weitere Aufgabe ist es, die Teilhabe am Arbeitsleben entsprechend den Neigungen und Fähigkeiten des Leistungsempfängers dauerhaft zu sichern (§4 Abs. 1 Nr. 3 SGB IX).

Sportwissenschaftliche Interventionsmöglichkeiten ergeben sich dabei vor allem im Handlungsfeld der medizinischen Rehabilitation. Die Forschungsarbeiten in der vorliegenden Arbeit beziehen sich im Folgenden daher auf Leistungen, die im Rahmen einer arbeitsplatzspezifischen- bzw. berufsorientierten- *medizinischen*- Rehabilitation erbracht werden können.

1.3 Wirtschaftliche Bedeutung von Leistungen zur medizinischen Rehabilitation

Der Erfolg der Wiederherstellung der Arbeitsfähigkeit bzw. Teilhabe am Arbeitsleben hat neben den persönlichen und gesellschaftlichen Kontextfaktoren auch eine unmittelbare finanzielle/wirtschaftliche Bedeutung. Dies betrifft sowohl den Patienten und seinen Arbeitgeber, als auch die Rentenkassen, welche im Fall einer notwendigen Erwerbsminderungsrente die Leistungen erbringen müssen. Im Jahr 2017 wurden insgesamt 350.547 Anträge auf Rente wegen verminderter Erwerbsfähigkeit gestellt. Das entspricht einem Volumen von ca. 21% der gesamten Rentenansprüche in 2017 [9]. Insgesamt wurden 177.059 Renten wegen Erwerbsminderung im Jahre 2017 bewilligt [10]. Der Anteil an muskuloskelettalen Diagnosegrundgruppen betrug im Beitragsjahr 2016 dabei 13% (22.816) aller bewilligten Erwerbsminderungsrenten [11]. Hesse und Gebauer beschreiben in Ihrem Artikel zur sozialmedizinischen Begutachtung in Rentenverfahren die hohe Belastung der Rentenkassen bei Erwerbsminderungsrenten durch die Aufwendungen für die Rentenzahlungen bei gleichzeitigem Wegfall der Beitragszahlungen [12]. Im Jahr 2009 lag das durchschnittliche Rentenzugangsalter wegen Erwerbsminderung bei 50,3 Jahren, womit ein durchschnittliches Defizit von 15 fehlenden Erwerbsjahren einhergeht [ebd.]. Anhand dieser Dimensionen wird bereits der wirtschaftliche Stellenwert einer erfolgreichen Re-

habilitation zur Ermöglichung von Teilhabe am Arbeitsleben und Verhinderung einer Rente deutlich.

In der Studie „Berufliche Wiedereingliederung zahlt sich aus“ der Internationalen Vereinigung für Soziale Sicherheit (IVSS) wurden auf Basis internationaler Daten in Zusammenarbeit mit der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung Modellrechnungen über Investitionserträge von Maßnahmen der medizinischen und beruflichen Rehabilitation durchgeführt [13]. Ein Fazit der Untersuchung lautete: *„Trotz der restriktiven Annahmen zeigen die geschätzten Kosten-Nutzen-Verhältnisse, wie groß das ökonomische Potenzial einer Investition in Maßnahmen der beruflichen Wiedereingliederung ist. Sogar bei einer angenommenen kleinen Effektgröße der Maßnahmen ergeben die Ausgaben für Rehabilitation und berufliche Wiedereingliederung für alle Beteiligten einen positiven Investitionsertrag“ [ebd.]*.

Die Bedeutung der Rehabilitation und Wiedereingliederung wird zukünftig, unter Berücksichtigung des demographischen Wandels, der Anhebung des Rentenalters und dem damit zu erwartenden Anteil von älteren Arbeitnehmern in den Betrieben, voraussichtlich noch weiter ansteigen. Diese Annahme wird durch den DRV-Reha-Bericht 2016 gestützt, in dem statistisch herausgestellt wurde, dass rehabilitative Maßnahmen mit steigendem Alter häufiger in Anspruch genommen wurden [14].

Vor diesem Hintergrund erscheint es notwendig, bereits frühzeitig die bestehenden Strukturen und Interventionsmöglichkeiten weiter zu analysieren und an die zu erwartenden zukünftigen Anforderungen anzupassen.

2 Hintergrundinformationen zur arbeitsplatz-spezifischen, berufsorientierten Rehabilitation

Vor dem Hintergrund des zuvor genannten Paradigmenwechsels, der gesetzlichen Änderungen und den wirtschaftlichen Aspekten einer erfolgreichen Wiedereingliederung, haben die Träger von rehabilitativen Leistungen ihre bestehenden Programme für eine stärkere Berücksichtigung von Arbeitsplatz- bzw. berufsbezogenen Elementen in der medizinischen Rehabilitation weiter entwickelt. In diesem Zusammenhang wurde von Lukasczik et al. 2011 eine umfassende Übersicht zur arbeits- und berufsbezogenen Orientierung in der medizinischen Rehabilitation für die Anwendung in der Praxis erarbeitet [15]. Unter www.medizinisch-berufliche-orientierung.de sind die Ergebnisse nutzerorientiert aufbereitet abrufbar.

Für die vorliegende Arbeit sind vor allem die Programme der zwei größten Leistungsträger von rehabilitativen Maßnahmen in Deutschland von Bedeutung. Dies sind die Deutsche Rentenversicherung (DRV) und der Spitzenverband der gewerblichen Berufsgenossenschaften und der Unfallversicherungsträger der öffentlichen Hand (Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung, DGUV).

Arbeitsplatzorientierte Muskuloskelettale Rehabilitation (ABMR)

Die DGUV stellte nach erfolgter Pilotphase und erfolgreicher Machbarkeitsuntersuchung in den Jahren 2009 - 2010 [16] die Arbeitsplatzorientierte, Muskuloskelettale Rehabilitation (ABMR) offiziell als neues Rehabilitationsverfahren der DGUV vor. Das Ziel der ABMR ist *„eine individuelle, am ausgeübten Beruf orientierte Rehabilitation für Versicherte, die körperlich arbeiten und im Beruf spezifischen körperlichen Arbeitsbelastungen ausgesetzt sind“* [17]. Die ABMR ergänzt damit die bestehenden struktur- und funktionsbezogenen Therapieansätze der Erweiterten Ambulanten Physiotherapie (EAP) und der berufsgenossenschaftlichen stationären Weiterbehandlungen (BGSW) um Arbeitsplatz- bzw. erwerbstätigkeitsorientierte Inhalte [16]. Die Leistungen der ABMR beziehen sich dabei auf orthopädische Indikationen mit Verletzungen des muskuloskelettalen Systems [18]. Als zentrales Element fordert das Verfahren eine detaillierte, standardisierte Erhebung und Dokumentation der Anforderungen des Arbeitsplatzes und die Erstellung eines auf die kritischen Arbeitsplatzanforderungen abgestimmten Fähigkeitsprofils des Patienten mit standardisierten Testverfahren [19]. Darauf basierend werden die bislang angewandten Therapieinhalte um individuelle, arbeitsplatzorientierte Elemente, wie beispielsweise eine an die Anforderungen des Arbeitsplatzes ausgerichtete medizinische Trainingstherapie, Arbeitsplatzsimulationstraining oder Ergotherapie mit dem Schwerpunkt Arbeitstherapie, ergänzt [16].

Die Zugangsvoraussetzung für eine ABMR Maßnahme ist eine ausreichende körperliche Belastbarkeit des Patienten und das Vorhandensein einer Erst-Arbeitsunfähigkeits-Prognose > 112 Tagen (16 Wochen) unter Berücksichtigung von Kontextfaktoren wie z.B. Alter und Begleiterkrankungen oder Fälle mit zeitlicher Überschreitung der Erst-Arbeitsunfähigkeits-Prognose [19]. Darüber hinaus können auch nicht näher spezifizierte, individuelle Kriterien gemäß Ziffer 2.1 des Handlungsleitfadens „Das Reha-Management der DGUV“ [20] den Zugang zur ABMR in Einzelfallentscheidungen ermöglichen.

Medizinisch-Beruflich-Orientierte Rehabilitation MBOR

Die medizinisch-beruflich-orientierte Rehabilitation (MBOR) der DRV wurde nach mehrjähriger Entwicklungsarbeit und Modellversuchen [vgl. bspw.21] mit der Einführung des ersten Anforderungsprofils zur Durchführung der MBOR im Jahre 2010 konsolidiert [22]. Im Jahr 2015 erfolgte eine Überarbeitung des Anforderungsprofils und der Klassifikation therapeutischer Leistungen (KTL). Diese Änderung ermöglicht den Leistungserbringern nun auch eine vereinfachte Abrechnung von berufs- oder arbeitsplatzspezifischen Inhalten nach einer standardisierten Klassifikation [23, 24]. Die MBOR hat sich vor allem im Bereich der Muskel-Skelett-Erkrankungen etabliert, ist aber im Gegensatz zur ABMR nicht darauf beschränkt [18]. Die MBOR ist in drei Intensitätsstufen gegliedert [vgl. 22, 23]:

Die erste Stufe, „MBOR- Basismaßnahmen“ ist grundsätzlich allen Rehabilitanden der DRV zugänglich und beinhaltet bereits eine berufsbezogene Diagnostik, motivationale Inhalte und eine niedrigschwellige rechtliche Beratung.

Die zweite Stufe „MBOR Kernmaßnahmen“ enthält zusätzlich zu den Basismaßnahmen einen konkreten Arbeitsplatzbezug, kognitiv-verhaltensorientierte Elemente, Schulungen zum beruflichen Verhalten und ein spezifisches Arbeitsplatztraining. Der Zugang ist hier jedoch Patienten mit besonderen beruflichen Problemlagen (siehe unten) vorbehalten.

Die dritte Stufe „spezifische MBOR-Maßnahmen“ ist Hochrisikopatienten vorbehalten, bei denen eine Wiedereingliederung am bisherigen Arbeitsplatz trotz berufsbezogener Maßnahmen voraussichtlich scheitern wird (ca. 5% der Leistungen [22]). Dieser Teil beinhaltet keine Elemente der medizinischen Rehabilitation, sondern befasst sich mit der Abklärung und Einleitung zu Leistungen zur Teilhabe am Arbeitsleben (LTA) wie beispielsweise technische Hilfen und persönliche Hilfsmittel, Arbeitsassistenz oder Hilfen für die Gründung einer selbstständigen Existenz, die mit dem Krankheitsbild vereinbar ist. Dazu werden beispielsweise mehrtägige externe Belastungserprobungen durchgeführt [22].

Prävalenz besondere berufliche Problemlagen (BBPL)

Die „MBOR-Kernmaßnahmen“ und die spezifischen MBOR Maßnahmen sind für Patienten mit besonderen beruflichen Problemlagen entwickelt worden. BBPL werden von der DRV-Bund definiert als „gesundheitsbedingte Diskrepanz zwischen der beruflichen Leistungsfähigkeit und den Arbeitsanforderungen im bisherigen Berufsfeld“ [23]. Als Kriterium für das Vorliegen einer BBPL werden dabei Erwerbslosigkeit zu Reha-Beginn, Arbeitsunfähigkeitszeiten von mehr als drei Monaten in den letzten 12 Monaten und eine negative, subjektive Prognose beruflichen Wiedereingliederung des Patienten angegeben. Andere Autoren beschreiben zusätzlich eine sozialmedizinische Einschätzung eines eingeschränkten Leistungsvermögens in der letzten beruflichen Tätigkeit als Kriterium [25, 26]. Der prozentuale Anteil an Patienten mit BBPL am gesamten Rehabilitationsaufkommen ist dabei abhängig von der Indikation.

Für den in dieser Arbeit hauptsächlich relevanten Bereich der muskuloskelettalen (orthopädischen-) Rehabilitation werden in einer repräsentativen Stichprobe mit Patientendaten aus den Jahren 2011 - 2012 der DRV-Bund Werte von 32% aller Patienten angegeben, die mindestens eine der genannten BBPL-Indikationen aufwiesen [27]. Golla et al. [28] fanden in einer Untersuchung zu BBPL in den neuen Bundes-

ändern Indikationen einer BBPL anhand von Daten der DRV- Mitteldeutschland bei 65% aller untersuchten Daten im Bereich Orthopädie. Bethge dokumentierte ein deutschlandweites Vorliegen von BBPL bei Muskel-Skelett-Erkrankungen im Mittel von 43%, die Prävalenz war dabei regional unterschiedlich und mit der Arbeitslosenquote assoziiert [26]. Die Muskel-Skelett-Erkrankungen vereinnahmten laut DRV rund ein Drittel aller Rehabilitationsmaßnahmen im Jahr 2015, bei 1.027.833 durchgeführten Leistungen zur medizinischen Rehabilitation [14]. Anhand dieser Dimensionen werden die Größenordnung und die Bedeutsamkeit der erwerbsbezogenen Rehabilitation im Gesundheitssystem deutlich.

2.1 Notwendigkeit der Standardisierung bei trägerübergreifenden Verfahren

Durch die zuvor beschriebenen trägerübergreifenden Verfahren, der hohen Prävalenz von BBPL und der zukünftig zu erwartenden weiteren Zunahme an Rehabilitationsmaßnahmen insgesamt, gewinnen eine transparente Verlaufsdokumentation, eine standardisierte Diagnostik und Qualitätssicherung zur Vermeidung bzw. Verringerung von Transferverlusten zwischen den einzelnen Disziplinen zunehmend an Bedeutung. Die Bundesarbeitsgemeinschaft für Rehabilitation schreibt dazu in Ihrer Stellungnahme BTHG kompakt:

„Die Konzentration auf die Person und ihre Bedarfe setzt viel stärker als bisher voraus, dass die Instrumente zur Ermittlung des individuellen Bedarfs bei allen Reha-Trägern auf einheitlichen trägerübergreifenden Grundsätzen beruhen und ein verbindliches und effektives Teilhabeplanverfahren ermöglichen“ [29].

In den entsprechenden Handlungsanleitungen und Anforderungsprofilen der AMBR/MBOR werden in diesem Kontext explizit auch Verfahren zur beruflich- anforderungsbezogenen Ermittlung der Leistungsfähigkeit des Patienten mit standardisierten Assessments gefordert [23, 30]. Die „erwerbsbezogene Leistungsfähigkeit“ ist dabei ein komplexes Konstrukt aus zahlreichen Einflussfaktoren. Tittor et al. [31] nennen beispielsweise die komplexen Parameter „allgemeine Leistungsfähigkeit“ und die „Leistungsmotivation“ als übergeordnete Determinanten der erwerbsbezogenen Leistungsfähigkeit. In Ihrem Leistungsfähigkeitsmodell haben die Autoren die weiteren Einflussfaktoren hierarchisch aufgegliedert und auf basale Parameter reduziert, welche mit Testverfahren operationalisiert werden können (vgl. Abb. 1).

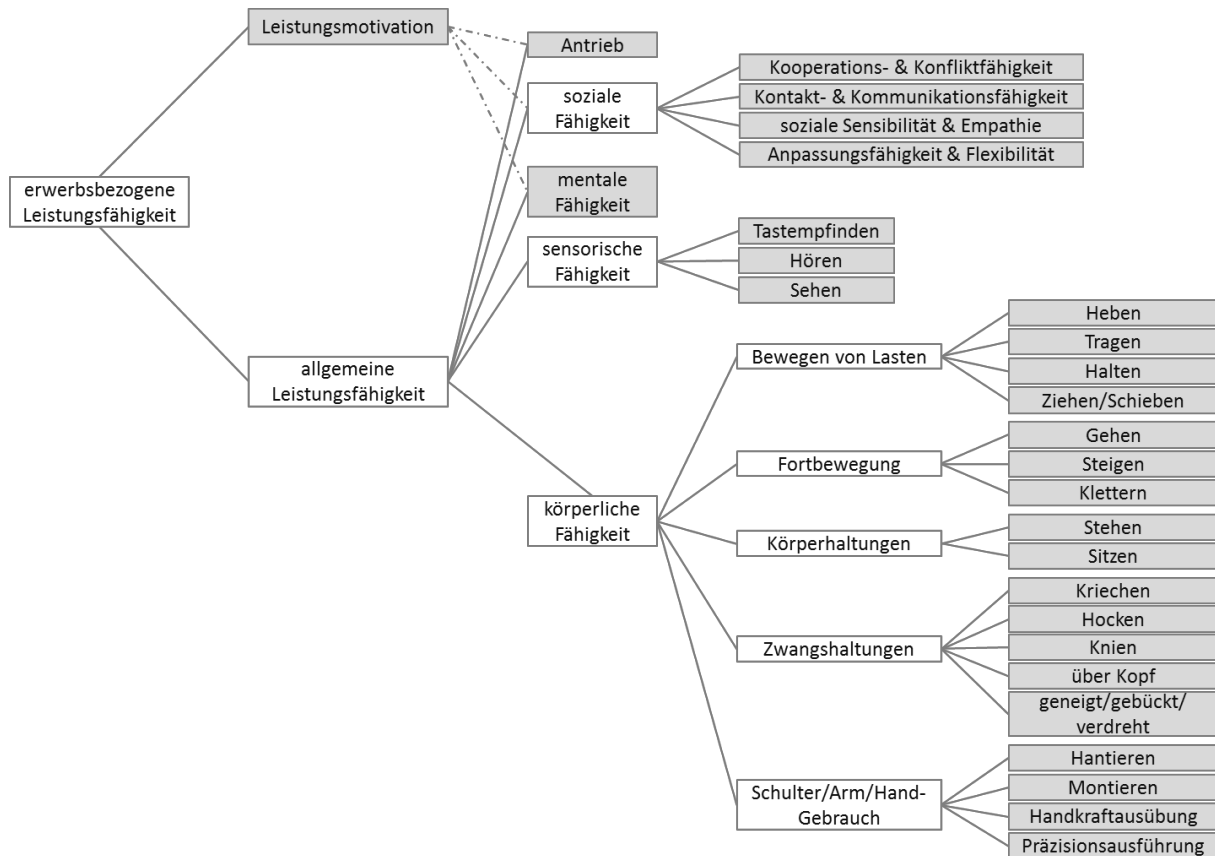


Abb. 1 Komplexes Modell der erwerbsbezogenen Leistungsfähigkeit, modifiziert nach Tittor et al. [31]

Die differenzierte Aufschlüsselung der körperlichen Fähigkeiten orientiert sich dabei beispielsweise an der internationalen Klassifikation „Dictionary of Occupational Titles“ [32]. Die grau hinterlegten Felder in Abb. 1 stehen für Parameter, welche mit entsprechenden Testverfahren operationalisierbar sind.

Der Abgleich des ermittelten Fähigkeitsprofils des Patienten mit dem beschäftigungsspezifischen Anforderungsprofil soll dabei mit validen, standardisierten Instrumenten erfolgen [19].

2.2 Profilvergleichsmethoden

Für den Abgleich zwischen den Anforderungen die ein Arbeitsplatz an einen Mitarbeiter stellt und den funktionellen arbeitsplatzbezogenen Fähigkeiten eines Patienten werden standardisierte Profilvergleichs- und Dokumentationsverfahren eingesetzt, welche die zentralen Elemente der in Abb. 1 genannten Einflussfaktoren auf die erwerbsbezogene Leistungsfähigkeit berücksichtigen. Eine umfassende Sammlung von Methoden und Verfahren die in den Handlungsfeldern Berufliche Rehabilitation, Betriebliches Gesundheitsmanagement und Sozialmedizinische Begutachtung eingesetzt werden können, wurde im Rahmen eines vom Bundesministerium für Gesundheit und soziale Sicherung (BMGS) geförderten Projektes am Institut für Qualitätssicherung in Prävention und Rehabilitation (IQPR) erarbeitet. Unter der We-

badresse www.assessment-info.de ist die Datenbank öffentlich zugänglich und kostenfrei nutzbar.

In Deutschland hat sich insbesondere das Profilvergleichs- und Dokumentationsverfahren IMBA „Integration von Menschen mit Behinderung in die Arbeitswelt“ [33, 34] flächendeckend in der Praxis etabliert. Das Verfahren wird aufgrund des Bezugs zu den folgenden Kapiteln an dieser Stelle kurz vorgestellt: IMBA beinhaltet standardmäßig siebenzig arbeitsbezogene Items, die sowohl auf Anforderungs- als auch Fähigkeitsseite beurteilt werden. Dabei werden die Items der Hauptmerkmale in funktionellen Kategorien gruppiert. Die Bewertung der Kategorien Körperhaltung, Körperfortbewegung, Körperteilbewegung, komplexe physische Merkmale, Informationsaufnahme und -abgabe und psychologische Merkmale (Schlüsselqualifikationen) werden anhand von Profilwerten auf einer sechsstufigen Skala von 0 = keine Anforderung/Fähigkeit bis 5 = sehr hohe Anforderung/Fähigkeit bewertet. In den Kategorien Umgebungseinflüsse, Arbeitssicherheit und Arbeitsorganisation wird lediglich das Vorhandensein entsprechender Anforderungen und Fähigkeiten dichotom mit „N = nein“ und „J = Ja“ bewertet. Das Item Arbeitszeit pro Tag wird auf einer vierstufigen Skala (<3h, <6h, <8h, >8h) bewertet. Für die meisten physikalischen Items können weiterhin Detailanalysen durchgeführt werden, bei denen die Anforderungen und erforderlichen Fähigkeiten eines Hauptmerkmals in mehrere differenzierte Teilanalysen aufgeschlüsselt werden. Für die Gesamtbewertung wird dann der geringste Detail-Profilwert für das entsprechende Hauptmerkmal übernommen. Für eine bessere Standardisierung und Verbesserung der Reliabilität des Verfahrens ist eine Beurteilungshilfe verfügbar, welche dem Anwender für jedes Merkmal ein entsprechendes Beispiel für eine mittlere Belastung vermittelt [35].

Durch die identische Item-Bezeichnung und dem gleichen Skalenniveau der Profilwerte ist somit ein unmittelbarer Abgleich zwischen dem Anforderungs- und Fähigkeitsprofil in Bezug zur Erwerbstätigkeit möglich. Dabei können sowohl Defizite, als auch vorhandene Fähigkeiten übersichtlich dokumentiert werden. Die Profilwerte werden bei IMBA immer mit Referenz auf einen Arbeitstag von durchschnittlich acht Stunden bei einer wöchentlichen Arbeitszeit von 40 Stunden vergeben – die Profilwerte bilden somit also keine Maximalleistungen ab [35].

Die Profilwerte werden auf Grundlage von unterschiedlichen Informationsquellen ermittelt. Dabei werden unter anderem standardisierte Tests, Assessments, Beobachtungen, Anamnesen, Befragungen sowie Dokumenten- und Aktenanalysen durchgeführt [35]. *„IMBA braucht somit andere Assessmentverfahren, um die konzeptionelle Stärke des eigenen Verfahrens für eine erfolgreiche Anwendung nutzen zu können“ [36, S.55].*

Die Güte der Informationsquellen hat somit unmittelbaren Einfluss auf die Qualität der Anforderungs- und Fähigkeitsanalyse (und damit auf die gesamte Aussagekraft des darauf basierenden Profilvergleichs!).

2.3 Erhebung von Anforderungsprofilen

Für einen möglichst präzisen Profilvergleich ist eine genaue Beurteilung der Anforderungen des bisherigen- oder anvisierten Arbeitsplatzes nötig. Die in der Praxis häufig verwendeten Informationsquellen sind:

- Arbeitgeber und Patientenauskünfte,
- Arbeits-/Tätigkeitsbeschreibungen vom Arbeitgeber,
- ggf. Informationen vom Betriebsarzt und
- (online-) Berufedatenbanken.

Die Bundesagentur für Arbeit bietet beispielsweise auf Ihrem Portal www.berufenet.arbeitsagentur.de allgemeine berufsspezifische Ausbildungs- und Tätigkeitsbeschreibungen, welche ergänzend für die Erstellung des Anforderungsprofils verwendet werden können.

In der Arbeitswissenschaft gibt es darüber hinaus bereits validierte Verfahren, welche für die ergonomische Beurteilung und die Erstellung einer Gefährdungsanalyse von Arbeitsplätzen eingesetzt werden. Etablierte Verfahren sind in diesem Kontext beispielsweise die Leitmerkmalmethoden der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin [37-40] oder das Ergonomic Assessment Worksheet³ (EAWS) [41].

Für die Erstellung der Anforderungsanalysen im Rahmen von ABMR und MBOR Maßnahmen lagen nach Aussage von Untersuchungen in der Vergangenheit (2011-2017) zu konkreten Arbeitsplatzanforderungen jedoch nur in Ausnahmefällen zuverlässige Informationen vor [16, 26]. Eine größere Interdisziplinarität könnte den Rehabilitationsprozess an dieser Stelle noch weiter verbessern [42].

2.4 Erhebung von Fähigkeitsprofilen

Bei der Erstellung von Fähigkeitsprofilen gilt es, die „Leistungsfähigkeit“ eines Patienten in Bezug zu den erwerbsbezogenen Anforderungen, unter Berücksichtigung von komplexen Einflussfaktoren (vgl. Kapitel 2.1, S.16) zu ermitteln. Die Ermittlung der Fähigkeiten stützt sich dabei ebenfalls auf unterschiedliche Informationsquellen. Auch hier eignen sich eine persönliche Befragung/Auskünfte des Patienten, des Arbeitgebers oder des Betriebsarztes. Darüber hinaus gibt es standardisierte Fragebögen zur Selbsteinschätzung der eigenen Leistungsfähigkeit, beispielsweise das Instrument PACT (Performance Assessment and Capacity Testing [43]). Eine subjektive Selbsteinschätzung führt allein betrachtet häufig zur Unterschätzung der eigenen erwerbsbezogenen Leistungsfähigkeit [44].

2.4.1 Functional Capacity Evaluation als standardisierte Erhebungsmethode

Zur standardisierten objektiven Einschätzung der erwerbsbezogenen, *körperlichen* Leistungsfähigkeit eines Patienten werden in der Rehabilitation unter anderem Functional Capacity Evaluation (FCE-) Verfahren eingesetzt. Dabei erfolgt die Extrapolation der demonstrierten Leistungsfähigkeit aus modularisierbaren Einzeltests auf einen

³ Anm.: Der Name bei der Erstpublikation lautete European Assembly Worksheet

definierten Arbeitsumfang [45]. In der Literatur finden sich in Deutschland neben einigen individuell gestalteten Assessmentsystemen einzelner Rehabilitationseinrichtungen hauptsächlich drei etablierte Verfahren, die im Rahmen von ABMR/MBOR zugelassen sind und in der Praxis angewendet werden (in alphabetischer Reihenfolge):

- EFL – Evaluation der funktionellen Leistungsfähigkeit nach Isernhagen [46, 47],
- ELA – Einschätzung körperlicher Leistungsfähigkeiten bei arbeitsbezogenen Aktivitäten [48] und der
- ERGOS Arbeits-Simulator [49].

Informationen zu weiteren Verfahren finden sich darüber hinaus in der zuvor beschriebenen Datenbank www.assessment-info.de des IQPR.

Anwendungsgebiete von FCE-Verfahren

Functional Capacity Evaluation Verfahren werden in den beschriebenen Rehabilitationsverfahren für mehrere Zwecke eingesetzt: Zunächst erfolgt die Therapie-Planung aufgrund der Eingangsdiagnostik zu Beginn der Rehabilitation. Im weiteren Verlauf können die Verfahren, oder zumindest einzelne Elemente daraus, für die Dokumentation des Therapiefortschritts dienen. Am Ende der Rehabilitation erfolgt eine Ausgangsdiagnostik, welche darüber entscheiden kann, ob die Leistungsfähigkeit des Patienten ausreichend ist, um an seinen (bisherigen-) Arbeitsplatz zurückzukehren. Das FCE- und Profilvergleichsverfahren kann darüber hinaus auch bei Situationen unterstützend eingesetzt werden, bei denen keine ausreichende Leistungsfähigkeit für den bestehenden Arbeitsplatz ermittelt werden konnte [50]. Auf Basis des umfangreichen Fähigkeitsprofils können noch vorhandene Fähigkeiten auf einen Blick schnell erkannt werden und liefern somit wichtige Informationen für die Einleitung von Leistungen und Maßnahmen zur Teilhabe oder zur möglichen beruflichen Umorientierung.

Darüber hinausgehende Anwendungsfelder von FCE Verfahren sind beispielsweise [in Anlehnung an 47, 51, 52-54]:

- Qualitätssicherung,
- Kalibration der Selbsteinschätzung des Patienten
- Sozialmedizinische Begutachtung,
- Beweismittel in Sozialrechtlichen Verfahren,
- Prognose der nachhaltigen beruflichen Wiedereingliederung („Return-To-Work“)

Während in den Anfangsjahren der FCE-Verfahren abgeleitete Return-To-Work Prognosen nicht immer konsistente Ergebnisse lieferten [55], konnte eine jüngst durchgeführte Studie eine gute prognostische Validität des ELA-Verfahrens auf Basis von einer multizentrisch- prospektiven Studie, unter Verwendung von Regressionsmodellen nachweisen [56].

3 Problemstellung: Beurteilung von Beanspruchung, Leistungsbereitschaft und Konsistenz

Ein Kriterium, welches im Rahmen von FCE-Tests zu einem Großteil auf der Erfahrung und Einschätzung des Therapeuten⁴ basiert, ist die Beurteilung der Beanspruchung und Leistungsbereitschaft des Patienten während der Testdurchführung. Das Ziel ist es, die demonstrierte Leistungsfähigkeit möglichst objektiv zu kategorisieren. Hierbei erfolgt die Einordnung der Beobachtungen des Therapeuten im Zusammenhang mit der Analyse von einzelnen Testergebnissen einer bestimmten Belastungsart- oder Belastungsstufe in vier Beanspruchungskategorien „leicht“, „mittelschwer“, „schwer“ und „maximal“ (also Beispielsweise: Das Heben einer Kiste mit 5kg Zusatzgewicht von der Bodenebene auf eine Arbeitsfläche war für den Patienten „leicht“). Diese Einteilung ist bei den Verfahren EFL- und ELA identisch [47, 57]. Auf Basis dieser Einschätzung erfolgt eine Empfehlung im Rahmen des Abschlussberichtes, welchen zeitlichen Anteil eine Belastung in Bezug zum Arbeitstag maximal haben sollte. Diese Werte sind ein wichtiges Kriterium für die Beurteilung der Arbeitsfähigkeit eines Patienten [12]. Die Verfahren orientieren sich mit diesen Kategorien an Kriterien des REFA Bundesverbandes e.V., welche ebenfalls in den Beurteilungsbögen für das ärztliche sozialmedizinische Gutachten der gesetzlichen Rentenversicherung verwendet werden [58].

Wichtige Einflussfaktoren bei der Beurteilung von FCE-Testergebnissen sind die Motivation und die Leistungsbereitschaft der Patienten, denn für eine möglichst valide Testbeurteilung ist eine hohe Leistungsbereitschaft erforderlich [59]. Diese Parameter sind jedoch bislang nur schwierig operationalisierbar [31]. Die Gefahr einer nicht erkannten, verminderten Leistungsbereitschaft besteht in einer möglichen negativen Befundverzerrung [60]. Die Gründe für eine verminderte Leistungsbereitschaft können dabei vielfältig sein. Zum einen könnte die Angst vor Schmerzen oder die Angst etwas an der zuvor verletzten Körperstruktur zu beschädigen zu einer starken Selbstlimitierung führen [vgl. 47]. Weiterhin können aber auch externe Motivationsfaktoren, wie beispielsweise der Wunsch nach einer Erwerbsminderungsrente, einen Einfluss auf die Leistungsbereitschaft haben [59]. Diese Tatsache wird durch eine Untersuchung von Geissler et al. bestätigt, die bei einer Überprüfung von FCE-Protokollen herausstellten, dass es eine vermehrte Häufung von inkonsistenten Testergebnissen in der Subgruppe „Rentenantragsteller/-innen gab.

Die FCE-Verfahren haben daher zur Aufdeckung von inkonsistenten Testergebnissen bereits Kontrollmechanismen und entsprechende Bewertungsschemata integriert. Die Leistungsbereitschaft wird dabei durch den subjektiven Eindruck des Therapeuten, Beobachtungen und objektivierbare Konsistenzkriterien, beispielsweise dem Vergleich der maximalen Last oder der Herzfrequenzanstiege bei zwei unterschiedlichen Hebe-Tests [59], oder Test-Re-test Vergleichen ermittelt [46]. Die Parameter Leistungsbereitschaft und Konsistenz der Testergebnisse sind ein fester Bestandteil der Abschlussberichte der etablierten FCE-Verfahren. Beim ELA-Verfahren entscheidet der Therapeut beispielsweise auf Basis seines Gesamteindrucks und

⁴ Der Begriff „Therapeut“ wird in dieser Arbeit synonym für diejenigen Personen verwendet, welche funktionelle FCE-Tests aktiv mit Patienten durchführen und bewerten. Dies beinhaltet beispielsweise Sportwissenschaftler, Sportlehrer, Physio- oder Ergotherapeuten.

dem Grad der Konsistenz der Testergebnisse („gut“, „mäßig“, „schlecht“) über die Kategorisierung der Leistungsbereitschaft („zuverlässig“, „fraglich“, „nicht zuverlässig“).

Im Hinblick auf eine sozialmedizinische Begutachtung und vor allem vor dem Hintergrund sozialgerichtlicher Entscheidungsprozesse, könnte eine zusätzliche, objektive Beurteilungsquelle für die Beanspruchung und Leistungsbereitschaft des Patienten die Entscheidung des Therapeuten stützen und ergänzend für mehr Transparenz der Entscheidungsgrundlage hilfreich sein.

Der Wunsch nach neuen oder ergänzenden Methoden und Instrumenten findet sich auch in der Literatur, Jahn et al. konstatierten in diesem Zusammenhang beispielsweise den Bedarf an Forschung zu Instrumenten, die ein nicht maximales Ausführungsmuster identifizieren können [60]. Hesse und Gebauer fordern für die sozialmedizinische Begutachtung eine Operationalisierung und Validierung zentraler Beurteilungsdimensionen, in Form einer Differenzierung und Präzisierung der Erhebungsmethoden [12] und Glatz et al. stellen *„das Zusammenspiel von sozialmedizinischer Expertise und apparativer Befunderzeugung und -objektivierung – aktiv weiterzuentwickeln“* als notwendige Forschungsziele heraus [61].

3.1 Digitalisierung als möglicher Lösungsansatz

Ein aktuell großes Forschungsgebiet in Deutschland ist die Digitalisierung. Die technologischen Entwicklungen erlauben in zunehmendem Maße auch dreidimensionale Erfassungen von Körperhaltungen und Bewegungen, zum Teil bereits in Echtzeit. Anwendungsfelder finden sich sowohl im arbeitswissenschaftlichen, als auch im sportwissenschaftlichen Umfeld:

In der Arbeitswissenschaft wurde in einer Delphi-Studie der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA) zum Thema „Digitale Ergonomie 2025“ die Bewegungserkennung durch die überwiegende Mehrheit der befragten Expertengruppe (n=31) als wichtiges Element digitaler Tools für die kommenden Jahre herausgestellt [62]. In der Literatur finden sich dazu auch bereits zahlreiche Studien für die digitale Umsetzung von ergonomischen Assessment Verfahren [vgl. bsp. 63, 64, 65]. Vereinzelt wurden Versuche unternommen, die Beurteilung der Wirbelsäulenbelastung digitalisiert auf Basis von digital erfassten Körperhaltungen zu ermitteln [66]. Brandl et al. beschreiben darüber hinaus Möglichkeiten zum Einsatz von markerloser Bewegungserfassung im Rahmen von ergonomischen Analysen und daraus automatisiert ableitbaren Interventionsstrategien [67].

Für den Bereich Functional Capacity Evaluation finden sich hingegen überwiegend Programme und Strategien für eine EDV- gestützte Eingabe und Auswertung der Daten. Ein Beispiel ist hier das Computerprogramm MARIE_{PLUS} (Matching Abilities and Requirements to Increase Evidence, IQPR GmbH, Köln), welches eine EDV- gestützte Anwendung des IMBA Verfahrens implementiert und darüber hinaus als generelles Profilvergleichssystem eingesetzt werden kann. Für das psychisch-kognitiv ausgelegte Pendant MELBA (**M**erkmalprofile zur **E**ingliederung **L**istungsgewandelter und **B**ehinderter in **A**rbeit) ist ebenfalls eine EDV-unterstützte Version verfügbar (MELBA 2.2, Miro GmbH, Lich).

Studien für eine automatisierte Bewegungserfassung im Bereich der Rehabilitation finden sich hauptsächlich im Bereich der medizinischen Funktionsdiagnostik, beispielsweise für die Ermittlung von Range-of-Motion zur automatisierten Identifikation von Bewegungseinschränkungen [vgl. bsp. 68].

Die Studienlage für den Einsatz von automatisierten Tools zur Erfassung oder Auswertung von FCE-Testverfahren ist zum aktuellen Zeitpunkt bis auf wenige Ausnahmen noch sehr begrenzt. Ein Beispiel für eine erfolgreiche Umsetzung einer automatisierten Interpretation von Teilen des ERGOS Arbeitssimulators ist das von Anneken 2006 entwickelte Modul Ergos-To-IMBA (ETI). Das Modul ermittelt Algorithmus gestützt automatisiert die zu den ermittelten Leistungswerten einer ERGOS Analyse passenden IMBA Profilwerte [36]. Darüber hinaus konnte auf Titel-Basis lediglich eine Studie gefunden werden, die sich mit der digitalen Bewertung von vier definierten Bewegungen eines FCE- Versuches beschäftigt [69].

Für den Bereich Leistungsbereitschaft oder automatisierte Unterstützung der Beurteilung von komplexen Merkmalen wie der Lastenhandhabung im Rahmen von FCE-Tests konnten in Kombination mit markerlose motion capturing oder maschinellem Lernen hingegen keine Studien gefunden werden.

4 Ziele

Basierend auf den zuvor dargestellten Grundlagen und dem herausgestellten Forschungsbedarf ist das übergeordnete Ziel der vorliegenden Arbeit die Untersuchung der Einsetzbarkeit von neuen Technologien an den Schnittstellen von Arbeitswissenschaft, Sportwissenschaft, Rehabilitation und sozialmedizinischer Begutachtung.

Das Hauptziel ist dabei die Evaluation eines digitalen Tools, welches für die Unterstützung des Therapeuten in der arbeitsplatzspezifischen Rehabilitation eingesetzt werden kann. Hierbei geht es zunächst vorrangig um die Ermittlung von technischen Möglichkeiten und Grenzen, der Ermittlung von Parametern, die automatisiert mit digitaler Unterstützung erfasst werden können, und einer Abschätzung der erreichbaren Messgenauigkeit.

Bezogen auf die geschilderte Problematik der unzureichenden Daten- und Informationslage über die Arbeitsbedingungen soll als Teilziel die Digitalisierung eines Screening-Verfahrens aus der Arbeitswissenschaft für eine aufwandsarme Erhebung von Körperhaltungen am Arbeitsplatz umgesetzt werden.

Ein weiteres Ziel ist die Evaluation und das Training eines Algorithmus des maschinellen Lernens zur mehrdimensionalen Mustererkennung in den erhobenen Bewegungsdaten. Die Beanspruchung (Grad der individuellen Auslastung) des Patienten soll bei einer Lastenhandhabung anhand der digital erfassten Bewegungsmuster prädiziert werden. Im Fokus steht hier vor allem die korrekte Erkennung und Zuordnung von submaximalen Belastungen. Damit soll die subjektiv getroffene Bewertung des Therapeuten über den Beanspruchungszustand des Patienten durch (weitere-) objektive Stützstellen aktivitätsdiagnostisch unterstützt werden.

Aus den durchgeführten Analysen wird abschließend eine Prognose abgeleitet, ob der zusätzliche Einsatz eines solchen Systems einen Mehrwert zu den herkömmlichen Zettel-Stift Methoden bieten kann.

Aus den definierten Zielen wurden die folgenden Forschungsfragen abgeleitet:

4.1 Forschungsfragen

1. Unter welchen Rahmenbedingungen kann ein markerloses motion capturing System für die Anforderungsanalyse an einem Arbeitsplatz eingesetzt werden?
2. Wie hoch ist die Interrater-Reliabilität zwischen einem solchen System und einer manuellen Bewertung?
3. Gibt es objektivierbare Parameter, die für die Beurteilung eines FCE-Tests automatisiert erfasst werden können?
4. Mit welcher Genauigkeit lässt sich die Beanspruchung des Patienten bei einer Lastenhandhabung auf Basis von digitalen Bewegungsdaten prädizieren?
5. Eignet sich ein solches System für die Integration in Rehabilitationseinrichtungen?

4.2 Hypothesen

Zu den oben genannten Forschungsfragen wurden die folgenden Arbeitshypothesen für die weitere Überprüfung im Rahmen dieser Arbeit formuliert:

1. Der Interrater-Vergleich bei der Bewertung einer Arbeitsaufgabe mit einem Screening-Verfahren bietet vergleichbare Ergebnisse zwischen einer automatisierten Erfassung und einer manuellen Bewertung, im Vergleich zu bekannten Interrater-Vergleichswerten aus der Literatur zwischen zwei manuellen Bewertungen
2. Anhand der digitalisierten Daten lassen sich automatisiert objektivierbare Parameter aus den Daten extrahieren, mit denen belastungsabhängige Veränderungen des Bewegungsmusters und besondere Ereignisse im Rahmen eines stufenförmigen Hebetests detektiert werden können
3. Die Prädiktion des subjektiven Belastungsempfindens (objektive Beurteilung der Beanspruchung eines Teilnehmers) ist im Rahmen eines stufenförmigen Hebetests mit Algorithmen des maschinellen Lernens auch bei submaximaler Belastung der Teilnehmer möglich

5 Methodik

Für die Beantwortung der vorgestellten Arbeitshypothesen wurde ein zweigeteiltes Versuchssetting definiert. Die ausgewählten Versuche wurden sowohl für die Überprüfung der Einsatzmöglichkeiten eines digitalen Systems unter realen Bedingungen im industriellen Umfeld, als auch im Bereich der Ermittlung der funktionellen Leistungsfähigkeit von Patienten im Rahmen von ausgewählten Tests eines Functional Capacity Evaluation Verfahrens in der Rehabilitation ausgelegt.

5.1 Versuchsstruktur und Ablaufplan

Zunächst erfolgte die Definition von Anforderungen, die das digitale System erfüllen sollte. Vor dem Hintergrund der später beabsichtigten Nutzung in Rehabilitationseinrichtungen und ebenfalls an industriellen Arbeitsplätzen war ein vorrangiges Kriterium eine kurze Rüstzeit⁵. Das System sollte möglichst platzsparend nutz- und lagerbar sein und eine autonome Stromversorgung besitzen, um eine maximale Flexibilität zu erlangen. Zudem sollten die Kosten des Systems gering gehalten werden, damit auch kleine und mittlere Unternehmen finanziell in der Lage wären, ein solches System zu beschaffen. Das zugrunde liegende Lastenheft mit Pflicht- und Wunschanforderungen an das System findet sich in der Publikation [70].

In Abbildung 2 sind die Struktur und die Abhängigkeiten der durchgeführten Arbeiten dargestellt. Die Abbildung bietet eine Übersicht über funktionell zusammenhängende Arbeitspakete, welche sich auch chronologisch in der Gliederung dieser Arbeit widerspiegeln.

Da für die definierten Fragestellungen keine bereits publizierte Methodik oder kommerzielle Software verfügbar war, bestand ein Großteil der Vorarbeiten dieser Arbeit in der Entwicklung und Programmierung eigener Hard- und Softwarelösungen, welche sich für die Beantwortung der Forschungsfragen und Verifizierung der Hypothesen für die Anforderungsanalyse, als auch der Fähigkeitsanalyse im Rahmen des FCE-Verfahrens, eignen würden.

⁵ Hier definiert als benötigter Zeitraum vom Einschalten des Systems bzw. Anmelden am System, bis zum Zeitpunkt der ersten möglichen Messung

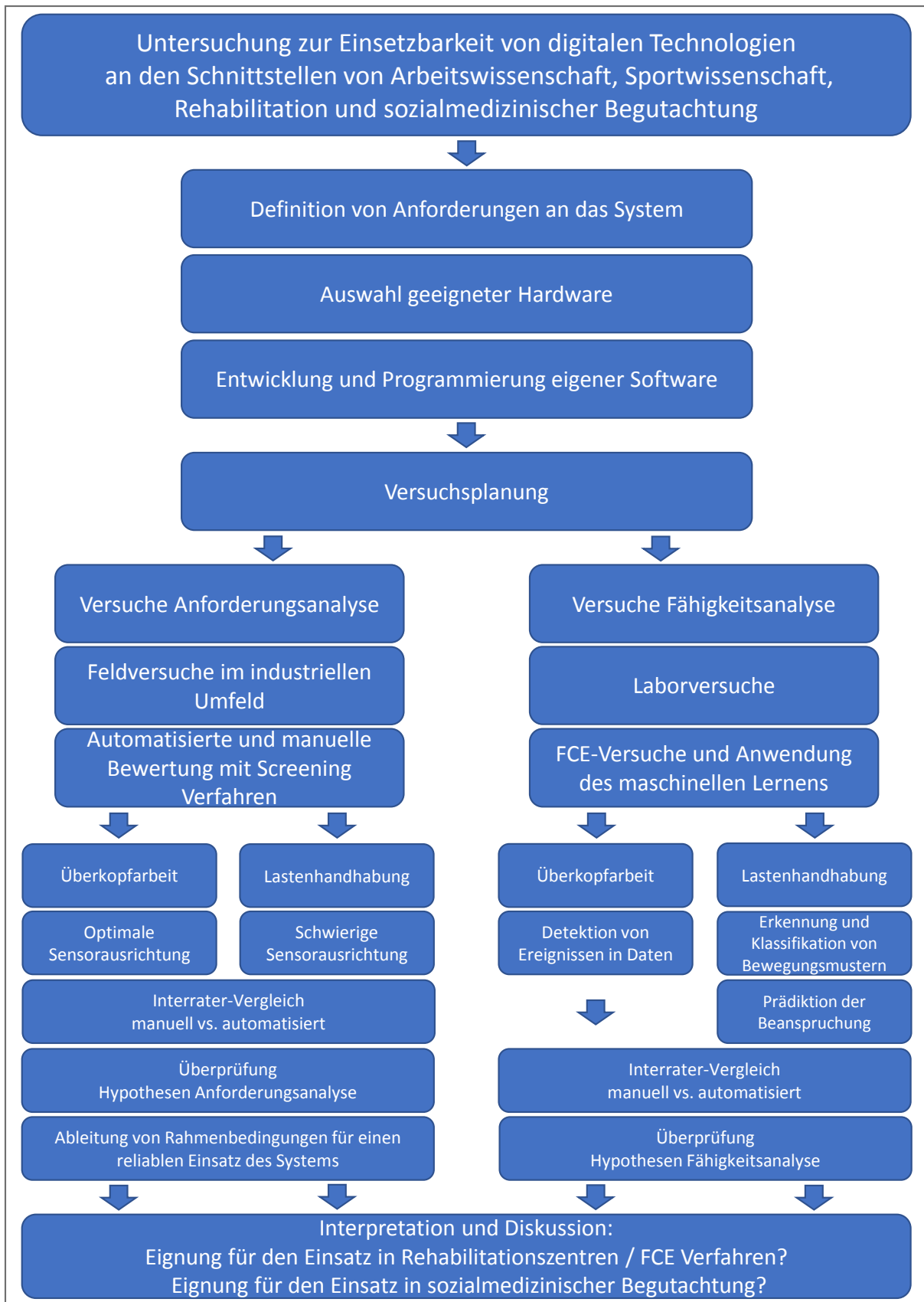


Abb. 2 Strukturplan und Übersicht über die Arbeitspakete

Wie bereits einleitend erwähnt, wurde die Versuchsstruktur in zwei Hauptversuche aufgeteilt: Bei der Planung der Versuche zur Anforderungsanalyse wurde die Priorität bewusst auf eine möglichst realitätsnahe Durchführung gelegt. Daher wurden diese Versuche als Feldstudie in der industriellen Fertigung geplant. Um ein möglichst aussagekräftiges Ergebnis zu erhalten, wurden sowohl die Arbeitsaufgaben, als auch die Aufnahmebedingungen variiert. Aus den Erfahrungen und Erkenntnissen dieser Studie wurden im Anschluss Rahmenbedingungen definiert, die eine möglichst reliable Erfassung von Messdaten mit diesem System begünstigen. Eine ausführliche Versuchsbeschreibung und die Ergebnisse dieses ersten Hauptversuches finden sich in Kapitel 6.

Bei den Versuchen zur Fähigkeitsanalyse wurde die Priorität auf möglichst verlässliche Messdaten gelegt, da im Rahmen dieser Versuche eine neue Methodik entwickelt und verifiziert werden sollte. Daher wurden diese Versuche unter bestmöglichen Aufnahmebedingungen in einem kontrollierten Laborsetting durchgeführt. Die Arbeitsaufgaben orientierten sich an den realen Arbeitsplätzen aus dem ersten Hauptversuch. Mit dem zweiten Hauptversuch sollten drei Kernaufgaben untersucht werden:

1. Automatisierte Detektion und Zählen von Abweichungen aus einer definierten Arbeitsaufgabe in Zwangshaltung
2. Detektion von objektivierbaren Parametern, die für die Unterstützung der Bewertung eines Therapeuten herangezogen werden können
3. Entwicklung einer Methodik zur automatisierten Erkennung und Klassifikation von Bewegungsmustern durch Algorithmen des maschinellen Lernens, mit anschließender Prädiktion des subjektiven Beanspruchungsempfindens an unbekanntem Daten.

Eine detaillierte Versuchsbeschreibung und die Ergebnisse dieses zweiten Hauptversuchs finden sich in Kapitel 6.3.

Methodisch erfolgt die Verifizierung der Ergebnisse bei beiden Teilen auf Basis eines Interrater-Vergleichs, zwischen der automatisierten Bewertung und einer manuellen Bewertung der jeweiligen Testsituation. Anhand der Ergebnisse werden die aufgestellten Hypothesen überprüft. In einem abschließenden Kapitel werden dann final die Erkenntnisse aus den Versuchen zusammengeführt, um diese vor dem Hintergrund eines produktiven Einsatzes des Systems zu diskutieren.

5.2 Vorarbeiten und Programmierung

Ein wesentliches Merkmal beider Studien ist die digitale, dreidimensionale Erfassung der Körperhaltung. Somit konnten gewisse Synergieeffekte bei der Programmierung der Software genutzt werden, da beispielsweise die Initialisierung des Sensors und der Aufbau der Softwarearchitektur bis zur eigentlichen Auswertung der Messdaten in großen Teilen identisch war. Das folgende Kapitel behandelt daher zunächst alle Vorarbeiten und die verwendete Statistik, welche für beide Hauptversuche gleichermaßen verwendet wurden. Weiterhin werden die versuchsübergreifend verwendeten Geräte, und die Entwicklung der Hard- und Softwarelösungen für die dreidimensionale, digitalisierte Erfassung und Bewertung von Körperhaltungen vorgestellt. Beson-

derheiten und Details die darüber hinausgehen, sind in den jeweiligen Kapiteln der Hauptversuche gesondert erläutert.

5.2.1 Hardware

Als Voraussetzung für eine möglichst praktikable Einsetzbarkeit des späteren Systems, wurde ein markerloses motion capturing System als Hardwarebasis ausgewählt. Die Vorteile liegen hier in geringen Anschaffungskosten und in einer sehr geringen Vorlaufzeit bis zur ersten Messung, da die Versuchspersonen in Ihrer gewohnten Arbeits- oder Sportkleidung gemessen werden können. Ein aufwändiger Kalibrationsprozess und ebenfalls das Befestigen von reflektierenden Markern oder sonstigen Sensoren an den Versuchspersonen / Patienten entfällt bei einem solchen System.

Als Repräsentant für ein kostengünstiges markerloses Motion Capturing System wurde exemplarisch ein Microsoft® Kinect v2 Sensor verwendet. Die Messgenauigkeit des Sensors wurde in einer eigenen Vorstudie ermittelt und mit weiteren Systemen verglichen [71]. Darüber hinaus wurde der Einsatz von Kinect Sensoren (sowohl für die erste Version der Kinect, als auch für den verbesserten Nachfolger Kinect v2) für ergonomische oder anthropometrische Fragestellungen unter Einhaltung von definierten Rahmenbedingungen in mehreren Studien positiv bewertet [65, 70, 72-76].

Für die Durchführung der Studie wurde der Sensor auf einem handelsüblichen, höhenverstellbaren Kamerastativ montiert. Die Aufzeichnung der Daten erfolgte auf einem Microsoft Surface Pro 3 Tablet-PC mit einem I7 Prozessor, 8 GB Arbeitsspeicher und 256 GB Solid State Drive (SSD) Festplatte. Die Rohdaten wurden nach jedem Versuchsdurchlauf auf zwei verschlüsselten externen USB 3.0 Festplatten gesichert.

5.2.2 Eigene Programmierung, Framework

Da für die geplanten Versuche keine kommerzielle Software verfügbar war, wurde für die Studien eine eigenständige Softwarelösung entwickelt. Bei der Planung und Entwicklung wurde für eine zukunftssichere Auslegung von Beginn an auf eine gute Trennbarkeit von Aufnahme und Auswertung geachtet. Durch diese Auslegung kann bei Bedarf schnell auf Updates, Änderungen oder kompletten Neuentwicklungen der Hardware reagiert werden. Für die Berechnungen und Entwicklung der Algorithmen wurden lediglich die absoluten dreidimensionalen Koordinaten der Gelenkpunkte und der zugehörige Zeitstempel verwendet. Somit wäre es denkbar, diese Koordinaten auch über andere Sensoren oder Systeme bereitzustellen.

In der aktuellen Version erfolgte die Programmierung für den oben genannten Microsoft Kinect v2 Sensor. Die Programmierung wurde in der Entwicklungsumgebung „Visual Studio Community 2015“ unter Verwendung des .Net Frameworks in der Version 4.7 und der Programmiersprache C# umgesetzt. Für die grafische Benutzerschnittstelle (graphical user interface, GUI) wurde das Windows Presentation Foundation Framework (WPF) verwendet.

Der Zugriff auf die Sensordaten erfolgte über das Microsoft Kinect Software Development Kit (Kinect SDK, Version 2.0). Für die Aufnahme der Rohdaten wurde das darin enthaltene Kinect Studio v2 verwendet. Mit dem Kinect Studio können ausgewähl-

te Datenströme des Kinect Sensors in einem proprietären Dateiformat abgespeichert werden (*.xef, Xbox Event File). Für die vorliegende Arbeit wurden die Infrarot- und Datenströme aufgezeichnet, eine Aufzeichnung des farbigen Videobilds erfolgte nicht. Die *.xef Dateien können verwendet werden, um programmatisch einen angeschlossenen Kinect Sensor zu simulieren. Somit können einmal aufgenommene Daten beliebig oft aufgerufen und ausgewertet werden, ohne dass ein externer Kinect-Sensor am Computer angeschlossen sein muss. Diese Funktionalität wurde zu Beginn der Programmierphase verwendet, um den eigenen Programmcode und die Erkennungsalgorithmen wiederholt mit einer zuvor aufgenommenen Referenzbewegung zu testen.

5.2.3 Skelettmodell und Gelenkpunkte

Das Kinect SDK gibt mit einer Frequenz von 30 Aufnahmen pro Sekunde einen Datenstrom mit Skelettmodelldaten aus. In Summe können 25 Gelenkpunkte ausgelesen werden (vgl. Abb. 3 und Anhang). Hierbei werden von jedem Gelenkpunkt jeweils die X-, Y- und Z- Koordinaten der Gelenkpunkte mit zusätzlichen Attributen wie beispielsweise dem „Tracking State“ ausgegeben.

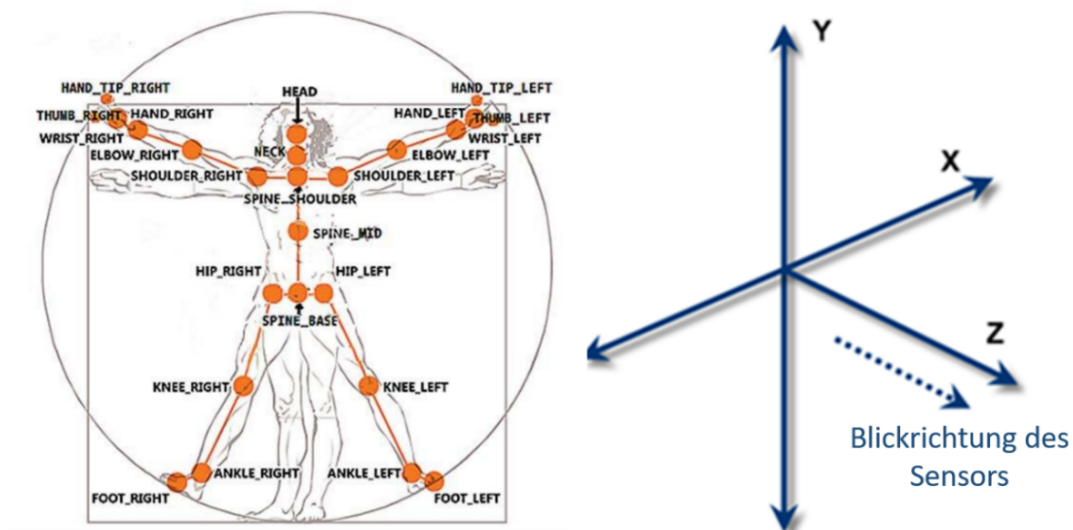


Abb. 3 Skelettmodell und Koordinatensystem des Kinect v2 Sensors, modifiziert nach [77]

Die Ermittlung der Lage der Gelenkpunkte innerhalb der erfassten Körperhülle erfolgt bei der Kinect intern auf Basis einer Positionsdatenbank mit über einer Million synthetisierten Körperpositionen. Mit dem Grafikprozessor der Kinect wird zunächst ein Random Forest Klassifikationsalgorithmus ausgeführt [78], welcher der erfassten Körperhülle auf Einzelbildebene des Tiefensensors Körperhaltungen aus der Positionsdatenbank zuweist und entsprechend segmentiert. Danach werden die Gelenkmittelpunkte auf Körpersegmentebene mit einer Mean-Shift Clustering [79] ermittelt. Die so ermittelten Gelenkpunkte werden dann über das Software Development Kit mit einer Bildrate von 30 Bildern pro Sekunde für den Nutzer bereitgestellt. Die detaillierten mathematischen Hintergründe und das Validierungskonzept des kompletten Kinect Algorithmus finden sich in der Publikation von Shotton et al.[80]. Die Kenntnis der hier beschriebenen Methodik zur Entstehung des Skelettmodells wurde im weiteren Verlauf für die Interpretation von sensorspezifischen Besonderheiten genutzt.

5.2.4 Datentransformation, FloorClipPlane

Die Rohdaten aus dem Skelettmodell Datenstrom des Kinect Sensors werden basierend auf einem lokalen Koordinatensystem, ausgehend von einem Punkt am Sensor, ausgegeben. Für den direkten Vergleich von Körperhöhen bzw. zur Berechnung von Neigungswinkeln von Körpersegmenten in Bezug zur Bodenebene war es notwendig, die 3D-Koordinaten der Gelenkpunkte in ein globales Koordinatensystem zu transformieren. Mit jedem Bodyframe wird vom SDK standardmäßig ein Vektor4 Element „FloorClipPlane (X,Y,Z,W)“ mit ausgegeben. Die ersten drei Komponenten repräsentieren dabei den Normalenvektor auf die Bodenebene (senkrecht zur Bodenebene), die vierte Komponente stellt den senkrechten Abstand des Sensors zur Bodenebene in Metern dar. Auf Basis dieser Information konnten alle 3D-Gelenkpunkte mit Hilfe einer Transformationsmatrix umgerechnet werden. Nach der Transformation lag das Koordinatensystem lotrecht unter dem Sensor auf Bodenebene, mit der Z-Achse senkrecht zum Sensor, der Y-Achse senkrecht nach oben und die positive X-Achse aus Sicht des Sensors nach rechts. Der folgende Code wurde für die Transformation verwendet (modifiziert nach [81]):

Programmcode 1: C# Transformationsmatrix „FloorCorrected“

```
private Joint FloorCorrected(Joint joint)
{
    var fnorm = new Vector3D(floorClipPlane.X,
        floorClipPlane.Y, floorClipPlane.Z);
    var z = Vector3D.CrossProduct(
        new Vector3D(1, 0, 0), up);

    z.Normalize();

    var right = Vector3D.CrossProduct(fnorm, z);
    var origin = floorClipPlane.W * fnorm;
    var cameraToWorld = new Matrix3D(
        right.X, fnorm.X, z.X, 0,
        right.Y, fnorm.Y, z.Y, 0,
        right.Z, fnorm.Z, z.Z, 0,
        0, floorClipPlane.W, 0, 1);

    var Position_origin = new Point3D( joint.Position.X,
        joint.Position.Y, joint.Position.Z);

    var correctedPosition = cameraToWorld.Transform(
        Position_origin);

    var correctedJoint = new Joint() { JointType =
        joint.JointType, Position = new CameraSpacePoint {
        X = (float)correctedPosition.X,
        Y = (float)correctedPosition.Y,
        Z = (float)correctedPosition.Z }
        TrackingState = joint.TrackingState };

    return correctedJoint;
}
```

Über die FloorClipPlane wurde weiterhin die Höhe, sowie der Neigungs- und Rollwinkel des Sensors berechnet.

Eine empirisch ermittelte Grundvoraussetzung für eine gute Erkennung der FloorClipPlane sind hierbei eine gute Sichtbarkeit des Bodens im Erfassungsbereich

des Sensors und eine Oberflächenbeschaffenheit, welche nicht infrarot absorbierend wirkt. Speziell bei schwarzen Böden oder einem geringen Neigungswinkel des Sensors mit entsprechend geringer Sichtbarkeit des Bodens ist die FloorClipPlane – und damit die Genauigkeit aller transformierten Messwerte – als unzuverlässig einzustufen. Dies wurde bei den folgenden Versuchen berücksichtigt und im Vorfeld der Untersuchungen jeweils optisch überprüft. In der GUI wurde zur Erleichterung dieser visuellen Kontrolle zusätzlich ein Textfeld integriert, welche die aktuelle Höhe sowie den Neigungs- und Rollwinkel des Sensors ausgibt. Vor der ersten Messung wurden diese Werte mit einem Gliedermaßstab („Zollstock“) und einer digitalen Wasserwaage überprüft.

5.2.5 Berechnung von Segmenten und Winkeln

Die Berechnung von einzelnen Körpersegmenten erfolgte über die Differenzvektoren von den jeweiligen Ursprungsvektoren zweier über die FloorClipPlane transformierten Gelenkpunkte. Hierzu wurde die Struktur `Vector3D(double x, double y, double z)` aus dem Namensraum `System.Windows.Media.Media3D` verwendet. Im linken Teil von Abb. 4 wird exemplarisch die Berechnung des Unterarmsegments über den Differenzvektor d der Ortsvektoren der Gelenkpunkte b (Handgelenk) und a (Ellbogen) visualisiert. Die Berechnung von Gelenkwinkeln zwischen zwei funktionell zusammenhängenden Segmenten wurde über die Funktion `Vector3D.AngleBetween`, ebenfalls aus dem `System.Windows.Media.Media3D` Namensraum, realisiert. In Abb. 4 ist auf der rechten Seite exemplarisch die Berechnung des Ellbogenwinkels φ über die Segmente w (Oberarm) und v (Unterarm) visualisiert.

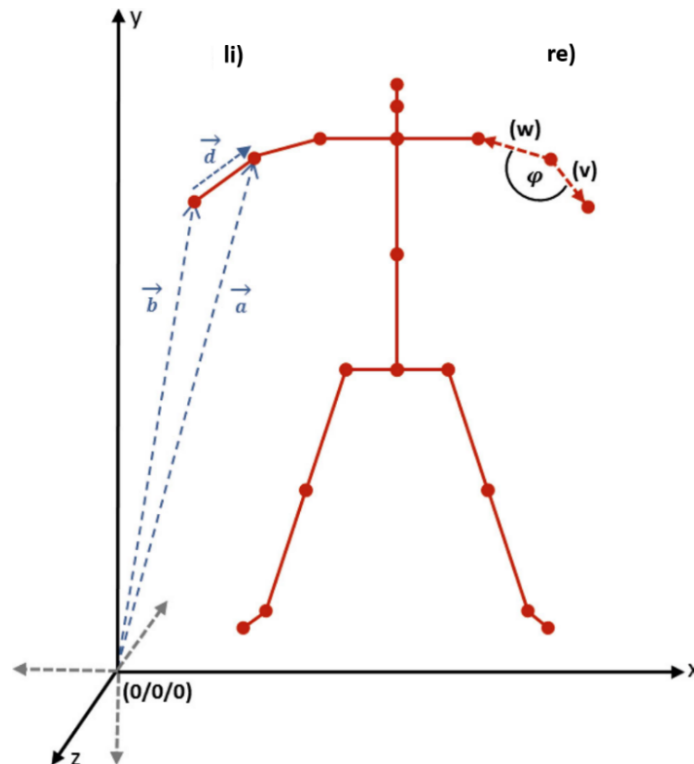


Abb. 4 Schematische Darstellung zur Berechnung von Segmenten (li) und Gelenkwinkeln (re). Eigene Darstellung aus [67].

Zur Berechnung der Rumpf Flexion und Rumpf Lateralflexion wurden für jeden Frame die Lage der Körperebenen (Frontal- Sagittal- und Transversalebene) berechnet. Die Frontalebene wurde über die Vektoren des Verbindungsvektors der beiden Hüftgelenkspunkte und dem Verbindungsvektor von einem Hüftpunkt zu einem virtuellen Punkt senkrecht in Y-Richtung über dem gegenüberliegenden Hüftpunkt aufgespannt. Die Berechnung der restlichen orthogonalen Ebenen erfolgte über die jeweiligen Normalenvektoren auf die Ebenen. Für die Rumpfflexion wurde der Winkel zwischen dem Rückensegment und der Frontalebene berechnet, für die Lateralflexion der Winkel des Rückensegments zur Sagittalebene. Die Berechnung der Körperrotation erfolgte über die Berechnung des Winkels zwischen den Projektionen der transversalen Verbindungsvektoren der beiden Schultergelenkspunkte und der beiden Hüftgelenkspunkte auf die Bodenebene. Dies ermöglichte die Berechnung der Rotation unabhängig von der Rumpf Flexion und Rumpf Lateralflexion.

5.2.6 Datenerhebung, GUI

Für die Datenauswertung wurden die Datenaufbereitung und der Export automatisiert. Der programmatische Zugriff auf die Playbackfunktion des Kinect Studios erfolgte über die Programmierschnittstelle (API) des Microsoft.Kinect.Tools Namensraums [82]. Dabei wurde das Programmpaket „RecordAndPlaybackBasics-WPF“ von Angela Hillier [83] als Grundlage für die weitere Programmierung verwendet. Zur Synchronisation der einzelnen Prozesse zwischen der Kinect.Tools API und Visual Studio wurde ein TaskCompletionSource-Objekt aus dem Microsoft.System.Threading Namensraum verwendet. Da es sich bei der hier vorgestellten Version um eine reine Evaluationssoftware handelt, wurde bei der Gestaltung der GUI großer Wert auf eine gute optische Kontrollierbarkeit gelegt. Dies wurde über die Bereitstellung aller vier genutzten Kinect Streams (Infrarotbild, Tiefenbild, Körperumriss-Schattenbild und Skelettmodell) in einer eigenen WPF - View Box gewährleistet. Zusätzlich wurden auf der rechten Bildseite Kontrollparameter wie beispielsweise Sensorhöhe- und Neigung, erfasste Winkel und die aktuelle Framenummer angezeigt. Unterhalb der View- Boxen wird ergänzend der Dateiname des aktuellen Playbacks angezeigt (vgl. Abb. 5).

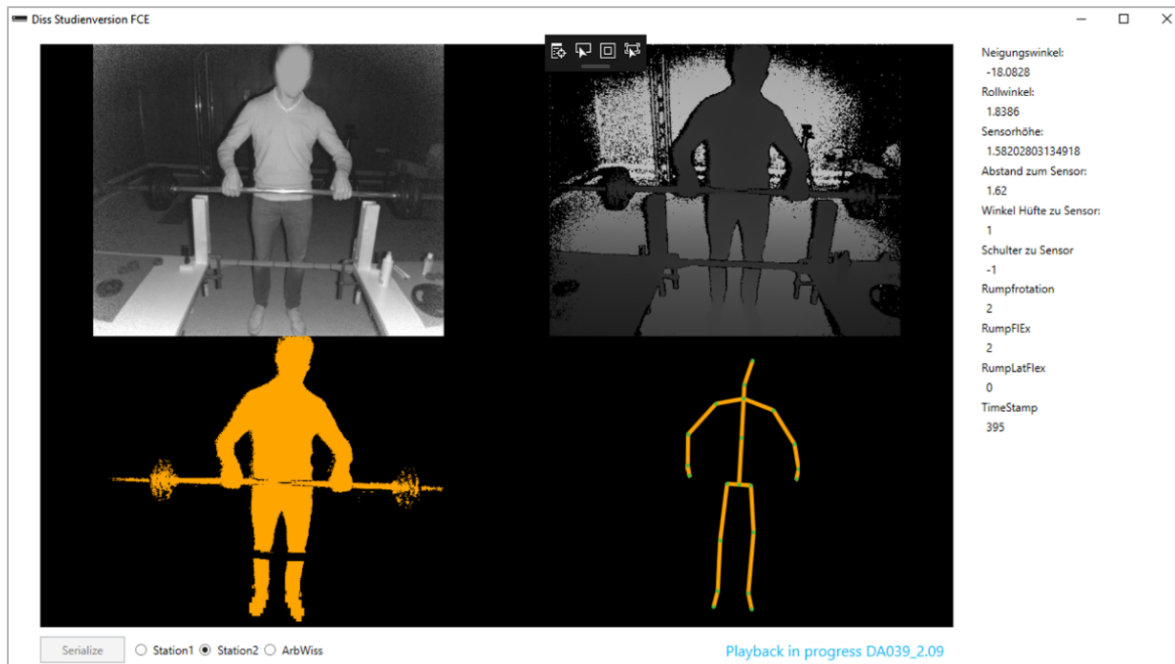


Abb. 5 Modifizierter Screenshot der verwendeten GUI für die Weiterverarbeitung und Auswertung der *.xef Dateien

Die in dieser Studie nicht verwendeten Gelenkpunkte des Daumens und der Fingerspitzen wurden aus dem angezeigten Skelettmodell entfernt (Abb. 5, View-Box unten rechts). Über die Schaltfläche „Serialize“ konnten die zu analysierenden Daten über einen Windows Explorer ähnlichen Dialog ausgewählt werden. Diese simple Form der GUI wäre für eine Anwendungssoftware für Endnutzer nicht gebrauchstauglich, für den reinen Datenexport mit optischer Kontrollmöglichkeit genügte diese jedoch zunächst den gestellten Anforderungen. Ein Beispiel für eine eigene Umsetzung, bei der die Anforderungen an die Gebrauchstauglichkeit der Mensch-Maschine-Schnittstelle berücksichtigt wurden, findet sich in Publikation Nr. [70].

5.2.7 Prozessdatenexport

Der Datenexport erfolgte mit Hilfe einer C# Bibliothek von Mike Gledhill [84]. Dies ermöglichte einen direkten Export aller im Programmcode generierten Daten in eine Excel Datei. Die Dateinamen wurden automatisiert nach dem Schema DA_Versuchspersonennummer_Station_Durchgang.xlsx generiert.

Für den Export wurden standardmäßig jeweils die transformierten 3D Informationen aller Gelenkpunkte, die Segmentlängen des Skelettmodells und für die zweite Station der FCE- Versuche aus den Gelenkpunkten errechnete funktionelle Parameter (vgl. Tab. 15, S.73) an die Bibliothek übergeben.

Die weitere Verarbeitung und Auswertung der exportierten Exceldateien erfolgte mit der Software Matlab (The MathWorks, Natick, Massachusetts, USA, Version R2018b). Details der Datenauswertung und der verwendeten Statistik werden in den jeweiligen Kapiteln für jede Station separat beschrieben.

5.2.8 Quellcodeverwaltung

Für die Dokumentation des Programmierprozesses und gleichfalls zur Datensicherung des Quellcodes, wurde ein online Repository verwendet (www.bitbucket.org). Durch die Verbindung des Repositoriums mit Visual Studio konnten neue Programmierabschnitte und Funktionen als „Commit“ (Freigabe und Speicherung einer Programmänderung) abgelegt werden. Die Nutzung dieser Quellcodeverwaltung ermöglichte es, zu jedem Zeitpunkt zu einer früheren Programmversion zurückzukehren, und so neue Funktionen und Algorithmen risikoarm testen zu können.

5.3 Statistische Verfahren

Das folgende Kapitel stellt die über beide Hauptversuche verwendeten statistischen Berechnungsverfahren und deren Umsetzung in der Programmierung vor.

5.3.1 Interrater-Vergleich, Cohen´s Kappa

Zur Bewertung der Erfassungsgüte des automatisierten Systems wurde Versuchsübergreifend die Interrater-Reliabilität zwischen manueller Bewertung und der automatisiert erfassten Bewertung mit dem Cohen´s Kappa Korrelationskoeffizienten, bzw. zum Teil bei intervallskalierten Daten mit einem linear gewichteter Kappa Koeffizient berechnet und ausgewertet [85-87]. Die berechneten Parameter sind für alle Versuche gleich definiert und werden daher hier stellvertretend für alle Versuche vorgestellt.

Die programmatische Umsetzung erfolgte über die Erstellung von quadratischen Konfusionsmatrizen (Übereinstimmungsmatrizen) in Matlab mit der Funktion „`confusionmat(group,grouphat)`“ aus der Statistics and Machine Learning Toolbox (Version 11.3). Die Parameter `group` bzw. `grouphat` repräsentieren jeweils die Eingabevektoren mit den zugehörigen Messreihen des zu untersuchenden Parameters. Für den ersten Parameter wurden in dieser Arbeit immer die manuellen Bewertungen eingesetzt, für den zweiten Parameter die automatisiert ermittelten Werte.

Die Matrix wurde als Datengrundlage für die Berechnung mit dem Cohen´s Kappa Add-On (Version 2.0) für Matlab von Guiseppe Cardillo [88] genutzt. Mit dem Tool können sowohl der klassische Kappa Koeffizient, als auch linear oder quadratisch gewichtete Kappa Koeffizienten errechnet werden. Die jeweils genutzte Art basiert auf den zu beurteilenden Daten und wird daher in jedem Kapitel für jede durchgeführte Berechnung gesondert ausgewiesen.

In Tab.1 sind die verwendeten Ausgabeparameter für die spätere Auswertung dargestellt:

Tab. 1 Berechnete Parameter des Interrater-Vergleichs

Parameter (engl.)	Deutsche Übersetzung
Observed agreement percentage (p_0)	Prozentuale Übereinstimmung (p_0)
Random agreement percentage (p_e)	Prozentuale zufällige Übereinstimmung (p_e)
Cohen's kappa (k)	Cohens Kappa Koeffizient (k)
kappa error	Kappa Fehler
kappa confidence interval (C.I.)	Kappa Konfidenzintervall (C.I.)
Maximum possible kappa	Maximal möglicher Kappa
k observed as proportion of maximum possible kappa	Untersucher prozentualer Anteil auf Basis des maximal möglichen Kappa's
k benchmarks by Landis and Koch [89]	Bewertung/Einordnung nach Landis und Koch
z test results (Variance, z, p)	Z-Test Ergebnisse (Varianz, z, p)

Bei einigen Testsituationen kann es zu Datenkonstellationen kommen, in denen die Übereinstimmung der Rater (p_0) sehr gut ist, aber die Interrater-Reliabilität niedrig ausfällt. Dies kann beispielsweise aufgrund von vielen Bewertungen in einer Kategorie mit nur wenigen möglichen Bewertungen in anderen Kategorien auftreten, wenn die Wahrscheinlichkeit für eine zufällig erreichbare Übereinstimmung sehr hoch ist. Dies hätte trotz deskriptiv „guter“ Übereinstimmung einen niedrigen Kappa Koeffizienten zur Folge. Feinstein et al. beschreiben in Ihrem Artikel zwei weitere bekannte Paradoxien bei der Beurteilung der Kappa Statistik [90]. Um bei Vorliegen einer solchen Datenkonstellation einen besseren Eindruck von der Qualität der Interrater-Reliabilität zu erhalten, wurde zusätzlich der maximal mögliche Kappa Wert berechnet. Dieser hypothetische Wert zeigt den maximal möglichen Kappa Wert an, der herauskommen würde, wenn alle übrigen Bewertungen übereinstimmend bewertet werden würden. Anhand dieses Wertes kann dann der errechnete Kappa Wert im Verhältnis zum maximal möglichen Kappa berechnet werden.

Der z-Wert berechnet sich aus $z = \text{Varianz}/\text{Wurzel}(k)$. Der dazu gehörige p-Wert wurde für die Prüfung zur Annahme oder Zurückweisung der Nullhypothese $H_0 =$ „Die gefundenen Übereinstimmungen sind zufällig“ verwendet. Die Zurückweisung der Nullhypothese erfolgte wenn der errechnete p-Wert kleiner als das definierte Signifikanzniveau ALPHA der Berechnung des Kappa Koeffizienten ist.

Die Bewertung bzw. Einordnung der Kappa Koeffizienten erfolgte nach Landis und Koch [89]. In Tab. 2 sind die Kappa- Werte sowie die zugehörige Einordnung in englischer Sprache mit deutscher Übersetzung notiert.

Tab. 2 Interpretation des Kappa Koeffizienten

Kappa (k)	Englische Bezeichnung	Deutsche Übersetzung
< 0	poor agreement	Keine Übereinstimmung
0,01 – 0.2	slight agreement	Leichte Übereinstimmung
0.21 – 0.40	fair agreement	Mäßige Übereinstimmung
0.41 – 0.60	moderate agreement	Moderate Übereinstimmung
0.61 – 0.80	substancial agreement	Bedeutende Übereinstimmung
0.81 – 0.99	almost perfect agreement	Fast perfekte Übereinstimmung

Für eine gute Vergleichbarkeit der Daten werden für alle Versuche immer alle berechneten Parameter in tabellarischer Form inklusive der zugrunde liegenden Übereinstimmungsmatrizen angegeben.

5.3.2 Kolmogorov-Smirnov Test

Für einen Test auf Normalverteilung der Daten wurde ein Kolmogorov-Smirnov-Test verwendet. Die programmatische Umsetzung erfolgte in der Softwareumgebung Matlab mit der Funktion `kstest(x,Name,Value)`. Die Eingabeparameter wurden folgendermaßen gewählt: `x` = zu prüfender Eingabevektor, `Name`: 'Alpha', `Value`: 0.01. Der Test prüft die Nullhypothese H_0 = „Die eingegebenen Werte stammen aus eine Normalverteilung“. Unter Berücksichtigung der gewählten Signifikanzschwelle ergibt der Rückgabewert 0 – Annahme der Nullhypothese oder 1 – Zurückweisung der Nullhypothese.

5.3.3 Spearman-Korrelation

Für die Überprüfung der Korrelationen einzelner Parameter untereinander wurde der Spearman Korrelationskoeffizient verwendet. Die programmatische Umsetzung erfolgte in Matlab über die Syntax `corr(x,y,'Type','Spearman','Rows','complete')` aus der Statistics and machine learning Toolbox. Dabei repräsentieren die Parameter `x` und `y` die zu prüfenden Datenvektoren, der Eingabeparameter `Rows = complete` definiert, dass ausschließlich komplette Zeilen ohne fehlende Werte ausgewertet werden.

5.3.4 t – test

Zur Prüfung auf Gleichheit von Messwertreihen zweier Parameter wurde ein zweiseitiger t – test angewendet. Hierbei wird die Nullhypothese H_0 = „Die beiden Messwertreihen stammen aus der gleichen Grundgesamtheit“ überprüft und ab einem Signifikanzniveau $p < 0.05$ zurückgewiesen. In Matlab erfolgte die Eingabe über die Syntax `ttest(x,y)`, wobei die Parameter `x` und `y` den zu vergleichenden Messwertreihen entsprachen. Eine Testvoraussetzung bei parametrischen Tests sind idealerweise normalverteilte Daten; jedoch gilt der t - test als sehr robust gegenüber Verletzungen dieser Voraussetzung (vgl. bsp. [91]). Deswegen wurde der Test in dieser Arbeit auch verwendet, wenn der Kolmogorov-Smirnov-Test auf Normalverteilung negativ ausgefallen ist.

5.3.5 Einfaktorielle Varianzanalyse (ANOVA)

Für den Vergleich der einzelnen Laststufen innerhalb einzelner Parameter wurde eine einfaktorielle Varianzanalyse (ANOVA) berechnet. Die programmatische Umsetzung erfolgte in Matlab mit der Syntax `[p,tbl,stats] = Anova1(y, group)`. In `y` wurden die zu untersuchenden Messwertreihen zusammengefasst, über den Gruppierungsparameter „group“ konnten beispielsweise die einzelnen Belastungsstufen eines stufenförmigen Belastungstest an die Funktion übermittelt werden. Durch diese Vorgehensweise konnten jeweils alle Belastungsstufen eines Testdurchlaufes mit nur einem Funktionsaufruf abgearbeitet werden. Die Syntax generiert standardmäßig drei Rückgabewerte. Der erste Rückgabewert entspricht dem p-Wert der Anova, der zweite Rückgabewert beinhaltet die Teststatistik in Tabellenform und der dritte Rückgabewert die kompletten Teststatistiken in Form eines structs. Der letztgenannte Rückgabewert eignet sich zur Matlab internen Übergabe der Ergebnisse an weitere Funktionen. Die Funktion `Anova1` testet die Hypothese $H_0 =$ „die Daten entstammen aus Populationen mit gleichen Mittelwerten“ gegen die Alternativhypothese, dass dies nicht zutrifft. Dieser globale Test prüft zunächst über alle Parameter, ob generell ein statistisch signifikanter Unterschied innerhalb der Daten vorliegt. Das Signifikanzniveau wurde für diesen Test bei $\alpha = 0.05$ definiert.

Insofern globale signifikante Unterschiede gefunden wurden, wurde zur Identifikation derjenigen Messwertreihen, die sich signifikant voneinander unterscheiden, ein multipler Post-Hoc Messwertvergleich durchgeführt. Dies erfolgte über die Syntax `multcompare(s, 'ctype', 'bonferroni', 'alpha',.05)`. Als Eingabe für den Parameter „s“ wird dabei der Rückgabewert „stats“ aus der `Anova1` Funktion verwendet. Das Signifikanzniveau wurde ebenfalls auf $\alpha = 0.05$ gesetzt. Der Parameter „ctype“ definiert die Methode zur Reduktion der Alphafehler-Kumulierung bei multiplen Vergleichen innerhalb der gleichen Stichprobe. In der vorliegenden Arbeit wurde die Bonferroni-Korrektur gewählt. Das Verfahren verwendet ein für multiple Vergleiche adjustiertes Signifikanzniveau. Das Verfahren wurde auf Basis der Empfehlungen des Artikels [92] ausgewählt, in dem die Vorteile einer individuellen Korrektur für jedes Messwertpaar im Vergleich zu anderen Verfahren, die eine globale konstante Korrektur verwenden, herausgestellt wurden.

5.3.6 Deskriptive Statistik

Für die Berechnungen des arithmetischen Mittels und der Standardabweichung wurden die Matlab Funktionen `mean(A, dim)` und `std(A, w, dim)` verwendet. Der Parameter `A` steht für die zu berechnenden Daten und `dim` für die Dimension (1 = spaltenweise Auswertung, 2 = reihenweise Auswertung). Über den Parameter `w` können die Berechnungsmethoden der Standardabweichung angegeben werden. In der vorliegenden Studie wurde ausschließlich der Standardwert `w = 0` für die Standardabweichung einer Stichprobe verwendet.

6 Versuche Anforderungsanalyse

Das folgende Kapitel beschreibt die Methodik und Ergebnisse des ersten Hauptversuchs, sowie eine inhaltliche Interpretation und Bewertung der zugehörigen Ergebnisse in einem eigenständigen Diskussionsteil.

6.1 Methodik und Versuchsaufbau zur Anforderungsanalyse

Die Versuche wurden im Rahmen eines durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) finanzierten Forschungsprojektes ENgAge4Pro, „*Ergonomienavigator für die alters- und alterngerechte Produktion*“ durchgeführt (FKZ 16SV6144). Die Versuche fanden im Werk vom industriellen Anwendungspartner Schmitz Cargobull AG in Altenberge statt. Die Inhalte zwischen dem Forschungsprojekt und der Erhebung im Rahmen der Dissertation waren dabei methodisch strikt getrennt. Die Aufnahme der Daten erfolgte jeweils parallel mit zwei Kinect v2 Sensoren und zwei Laptops. Auf dem ersten Laptop lief die Live-Auswertung mit dem im Forschungsprojekt entwickelten ENgAge4Pro Programm zur Evaluation der Software-Usability. Hier wurde die entwickelte Benutzeroberfläche von den potentiellen späteren Anwendern (Vorarbeiter / Führungskräfte, N=17) mit der Kurzform des Iso-Metrics Fragebogens zur Evaluation von Software [93] bewertet. Details zu dem verwendeten Programm und der entwickelten graphischen Benutzeroberfläche (GUI) finden sich im Abschlussbericht zu dem Projekt [70].

Auf dem zweiten Laptop wurden parallel zum ENgAge4Pro Projekt die Rohdaten des zweiten Sensors (Infrarot-, Tiefensensor- und Skelettmodelldaten) mit dem Kinect Studio v2.0 im *.xef Format aufgezeichnet. Diese Rohdaten wurden für die Auswertungen in der vorliegenden Arbeit genutzt. Die Arbeitstätigkeiten wurden von 50 männlichen Mitarbeitern aus der Produktion im Alter von 18 bis 62 Jahren (MW 39.7, SD 12.8) durchgeführt. Weitere personenbezogene Daten wie Größe und Gewicht und eine Aufzeichnung des farbigen Videobildes durften wegen betrieblichen Auflagen nicht erfolgen. Die Versuchspersonen waren mit den Produktionsabläufen vertraut und waren betriebsintern für die Durchführung dieser Arbeiten qualifiziert.

Im Vorfeld der Versuche wurde ein Ethik Workshop durchgeführt, an dem alle am Projekt beteiligten Partner und Betriebsangehörige, die Betriebsärztin und zwei externe Referenten (Jurist, Ethiker) beteiligt waren. Die erarbeiteten Ergebnisse und Auflagen wurden in Form einer Betriebsvereinbarung festgehalten. Die Teilnahme durch die Mitarbeiter erfolgte auf freiwilliger Basis, die Versuchspersonen wurden im Vorfeld vollständig über die Versuche aufgeklärt. Es war allen Versuchspersonen möglich, zu jeder Zeit Fragen zu stellen, oder die Untersuchung auch ohne Angabe von Gründen und ohne daraus resultierenden Konsequenzen oder persönlichen Nachteilen abzubrechen. Die freiwillige Teilnahme und die Zustimmung zur Datenschutzerklärung wurden vor Beginn der Versuchsdurchführung von den Versuchspersonen per Unterschrift bestätigt.

Bei den Versuchen für die Anforderungsanalyse wurden zwei Stationen aus der Produktion von LKW-Aufliegern (Trailern) ausgewählt. Die Stationen sollten sowohl den Einfluss unterschiedlicher Rahmenbedingungen für den Aufstellungsort des Sensors, als auch unterschiedliche Arbeitstätigkeiten abbilden. Um die laufende Produktion

vor Ort nicht zu stören, wurden die Arbeitsplätze im Trainingszentrum von Schmitz Cargobull realitätsgetreu unter Berücksichtigung der realen Platzverhältnisse und Werkstücke nachgebaut.

6.1.1 Auswahl des Screening-Verfahrens

Das Screening-Verfahren für die Anforderungsanalyse wurde mit dem Fokus einer guten Digitalisier- und Automatisierbarkeit mit einem optischen motion capturing system ausgewählt. Dabei wurden ausschließlich personenbezogene Verfahren berücksichtigt. Arbeitsplatzbezogene Verfahren, wie beispielsweise die Leitmerkmalmethoden der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin [37-40] oder das European Assembly Worksheet [41], sowie Verfahren zur Bewertung der Rückenbelastung bei Lastenhandhabungen wie die NIOSH Lifting Equation [94], wurden bei der Auswahl nicht berücksichtigt. Dies begründet sich über den definierten Verwendungszweck, da in der vorliegenden Studie ausschließlich Verfahren zur Anwendung kommen sollten, die eine vollständige Automatisierung der Erfassung mit einem optischen System ermöglichen, und keine weiteren Eingabeparameter benötigt werden. Die Verfahren wurden vor diesem Kriterium auf Ihre Eignung überprüft und mit einer dreistufigen Wertungsskala gelabelt. In Tab. 3 sind exemplarisch die Verfahren, die zumindest teilweise geeignet waren, dargestellt. Eine komplette Übersicht aller analysierten Verfahren findet sich in der Publikation [70].

Tab. 3 Potentiell geeignete Screening-Verfahren, Modifiziert nach [70].

Verfahren	Eignung	Bemerkungen
DIN EN 1005-4	tw	Körper, keine Superposition von Haltungen
ISO 11226	tw	Körper, nur statisch, teilweise Superposition von Haltungen
OCRA (Occhipinti [95])	tw	Oberkörper, mehrere Parameter nicht optisch erfassbar
OWAS (Karhu et al. [96])	j	Körper, Gewicht nicht optisch erfassbar
PEO (Fransson-Hall et al. [97])	tw	Körper, mehrere Parameter nicht optisch erfassbar
QEC (David et al. [98])	tw	Körper, mehrere Parameter nicht optisch erfassbar
REBA (Hignett & McAtamney [99])	tw	Körper, mehrere Parameter nicht optisch erfassbar
RULA (McAtamney & Corlett [100])	j	Oberkörper, Gewicht nicht optisch erfassbar
Strain Index (Moore & Garg [101])	tw	Oberkörper, mehrere Parameter nicht optisch erfassbar

j = geeignet, tw = teilweise geeignet, n = nicht geeignet.


















Nach einer detaillierten Analyse der Verfahren stellten sich lediglich zwei Verfahren heraus, die aufgrund der oben genannten Kriterien optimal für die geplante Umsetzung geeignet waren. Dies waren das Rapid Upper Limb Assessment (RULA) und das Ovako Working Posture Analysing System (OWAS).

Die finale Auswahl fiel aufgrund der Zielvorgabe des späteren Interrater-Vergleichs auf das OWAS Verfahren, da dieses Verfahren die Möglichkeit bietet, Körperhaltungen in separate nominalskalierte Einzelkörperhaltungen aufzuteilen.

Mit Hilfe des OWAS Verfahrens können optisch erkannte Körperhaltungen in einen numerischen Code überführt werden. Der vollständige OWAS Code besteht aus einer vierstelligen Ziffernkombination. Jede Stelle des Codes steht dabei für eine eigenständige Codierung einer Teilkörperhaltung oder einer externen Last. Die erste Stelle steht für die Teilkörperhaltung des Rückens, die zweite Stelle für die Teilkörperhaltung der Arme, die dritte Stelle für die Teilkörperhaltung der Beine. Mit der vierten Stelle wird ein Code für verschiedene Lastbereiche vergeben, die bei der zu analysierenden Tätigkeit auftreten können.

Das Verfahren bietet zwei unterschiedliche Bewertungsmöglichkeiten. Zum einen die Analyse von zusammengesetzten Körperhaltungskombinationen aus Teilkörperhaltungen (vgl. Tab. 4), zum anderen eine davon unabhängige Klassifizierung für jede Teilkörperhaltung separat, in Bezug auf den zu erwartenden zeitlichen Anteil an einem Arbeitstag (vgl. Tab. 5).

Tab. 4 Codierungen der OWAS Teilkörperhaltungen. Eigene Darstellung, modifiziert nach [96].

Rücken	1	2	3	4			
							
	gerade	vor oder rückgeneigt	seitgeneigt oder rotiert	Kombination aus 2 + 3			
Arme	1	2	3				
							
	Beide Arme unter Schulter	Ein Arm über Schulter	Beide Arme über Schulter				
Beine	1	2	3	4	5	6	7
							
	Sitzen	Beide Beine gerade	Auf einem Bein (gestreckt)	Beide Beine gebeugt	Auf einem Bein (gebeugt)	Knien auf einem oder beiden Beinen	Gehen
Last	1	2	3				
							
	< 10 kg	10 -20 kg	>20 kg				

Jeder vollständigen OWAS Codierung für Körperhaltungskombinationen ist dabei eine von vier möglichen Maßnahmenklassen (MK) zugeordnet: MK 1 = „keine Änderungen notwendig“, MK 2 = „Überprüfung des Arbeitsplatzes erforderlich“, MK 3 = „Überprüfung + Maßnahmen dringend empfohlen“ und MK 4 = „Maßnahmen unmittelbar notwendig“. Die zugehörige Bewertungsmatrix inklusive zwei Beispielen

Eine detaillierte Verfahrensbeschreibung zum OWAS Verfahren findet sich in den Publikationen [96] und [63], eine eigene digitale Umsetzung mit grafischer Benutzeroberfläche in der Publikation [70].

6.1.2 Automatisierung des Screening-Verfahrens

Für die automatisierte Berechnung und Auswertung der Parameter des Screening-Verfahrens wurden die benötigten Gelenkwinkel, die Rumpf-Flexion, Rumpf-Lateralflexion und Rumpfrotation, wie in Kapitel 5.2.5 beschrieben, berechnet. In der originalen Publikation von Karhu et al. [96] werden keine expliziten Winkel angegeben, die Bewertung erfolgt dort optisch anhand von Piktogrammen. Für die automatisierte Umsetzung war es daher notwendig, entsprechende Winkelbereiche zu definieren. Die Auswahl erfolgte auf Grundlage der Publikation von Gudehus 2008 [63], sowie eigenen Vorversuchen. Im Programm wurden die Integer OWAS_1 für die Rückenbewertung, OWAS_2 für die Armbewertung und OWAS_3 für die Beinbewertung definiert. Der Parameter Last (OWAS_4) wurde manuell vergeben. Die Integer Werte wurden frameweise neu vergeben und in einem DataTable Objekt aus dem Namensraum System.Data gespeichert.

Bei der Beinbewertung wurde der Sonderfall „Fortbewegung“ vorrangig vor den weiteren Beinbewertungen behandelt. Für die Fortbewegung wurde in Anlehnung an Gudehus 2008 [63] eine Geschwindigkeit von 0.25 m/s als Schwellenwert für diese Bewertung definiert. Gudehus begründet die Auswahl folgendermaßen:

„Der Wert von 0,25 m/s ist etwas weniger als ein Fünftel der Geschwindigkeit beim Gehen mit 5 km/h und wurde als Arbeitshypothese angenommen. Ein Fünftel entspricht einem langsamen Schleichen und wird noch als sehr langsames Gehen akzeptiert, wie z.B. beim Mitgehen an einem Fließband“ [63]

Im Programmcode wurde dies über die Positionsänderung des Referenzpunktes SpineBase innerhalb einer Sekunde (= 30 Frames) berechnet. Dazu wurde ein Queue Objekt aus dem System.Collections.Generic Namensraum verwendet. Das Queue Objekt erlaubt das frameweise Befüllen des Objektes mit den Positionsdaten des Referenzpunktes. Zu Beginn der Aufnahme werden zunächst 30 Frames im Queue gepuffert. Über den Befehl „Dequeue“ werden im Anschluss für jeden weiteren Frame dynamisch der erste Eintrag aus dem Queue gelöscht und für die Distanzberechnung rückgegeben. Die Berechnung erfolgt über die Länge des Distanzvektors zwischen dem Dequeue Rückgabewert und der jeweils aktuellen Position des Referenzpunktes. Wenn die Länge des Distanzvektors größer als 0.25 m beträgt, wird der Wert für die OWAS Beinbewertung für diesen Frame auf OWAS_3 = 7, Fortbewegung, gesetzt. Alle weiteren Abfragen sind in Tab. 6 beschrieben. Die Reihenfolge ist pro Parameter in hierarchischer Reihenfolge notiert:

Tab. 6 Parameter für die automatisierte Bewertung des Screening-Verfahrens

OWAS Parameter:	Wert
Beine = 7	Sonderfall Fortbewegung, Vorrangig vor allen anderen Codierungen für die Beine. Berechnung der Lageänderung des Gelenkpunktes SpineBase über die Zeit, siehe Programmcode unterhalb
Beine = 6	Wert der Y-Koordinate von mindestens einem Knie < 15cm
Beine = 5	Kniebeugung eines Beins >30° UND Y-Koordinate des Fußgelenks des kontralateralen Beins mindestens 5cm höher, als die Y-Koordinate des ipsilateralen Beins.
Beine = 4	Kniebeugung beider Beine > 30° UND Betrag der Differenz der Y-Koordinaten der Fußgelenke < 5cm
Beine = 3	Kniebeugung eines Beines < 30° UND Y-Koordinate des Fußgelenks des kontralateralen Beins > 5cm
Beine = 2	Kniebeugung beider Beine < 30° UND Betrag der Differenz der Y-Koordinaten der Fußgelenke <= 15cm
Rücken = 4	Rumpf Flexion >= 15° UND Rumpfneigung >= 15° ODER Rumpfrotation >= 15°
Rücken = 3	Rumpf Lateralflexion >= 15° ODER Rumpf Rotation >= 15°
Rücken = 2	Rumpf Flexion >= 15°
Rücken = 1	Alle sonstigen Zustände
Arme = 3	Position der Y-Koordinaten beider Hände ist höher als die zugehörigen Y-Koordinaten der Schultergelenke
Arme = 2	Die Position einer Hand ist höher als die Y-Koordinate der Schulter der gleichen Körperseite
Arme = 1	Die Y-Koordinaten beider Hände liegen unterhalb der Y-Koordinaten beider Schultern.

6.1.3 Versuchsaufbau Bremsleitungsmontage, Überkopfarbeit

Für den ersten Versuch wurden die Kriterien „Überkopfarbeit“ und ein optimaler Aufstellungsort des Sensors gewählt. Dies beinhaltete eine frontale Ausrichtung des Sensors mit freiem Sichtfeld auf die Versuchsperson. Der Arbeitsplatz ist eine Nachstellung der Bremsleitungsmontage an einem Trailer. Die in der Vormontage zusammengesetzten Gitterrahmen der Trailer werden an einer elektronischen Hängebahn (EHB) zu den jeweiligen Arbeitsplätzen gefahren. Die Hängebahn wurde durch vier Stahlträger simuliert, auf die ein 3m langer Abschnitt eines montierten Gitterrahmens verschraubt wurde. In dem Versuch wurde das Sichern der Bremsleitungen am Längsträger mit dem Befestigen von Kabelbindern an den Längsträgern simuliert. Durch die Hängebahn kann der Sensor an dieser Station auch in der Produktion mit frontaler Ausrichtung und freiem Sichtfeld zur Versuchsperson aufgestellt werden. Der Sensor wurde in einer Höhe von einem Meter und einer Sensorneigung von einem Grad auf einem rollbaren Gestell montiert. Durch diese Ausrichtung konnte eine noch ausreichende Sichtbarkeit der Bodenebene zur Bestimmung der FloorClipPlane (vgl. Kapitel 5.2.3), bei gleichzeitig guter Erfassung der Überkopfebene, gewährleistet werden. Der Abstand des Sensors betrug 4m zur Hinterkante des Gitterrahmens und 1m zur Vorderkante des Gitterrahmens. Der Arbeitsbereich lag damit in einem optimalen Erfassungsbereich von 1.5 – 3m (siehe Abb. 7).



Abb. 7 Versuchsaufbau Bremsleitungsmontage (Abbildungen mit freundlicher Genehmigung der Schmitz Cargobull AG)

Die Versuchspersonen sollten am weitesten entfernten Punkt zum Sensor mit der Befestigung der Kabelbinder beginnen und sich dann bis zur Vorderkante des Gitterrahmens vorarbeiten. Um die Aufnahmedauer zu maximieren, wurden die Versuchspersonen gebeten, die Kabelbinder auf dem Rückweg wieder vom Längsträger zu lösen.

6.1.4 Versuchsaufbau Kommissionierung, Lastenhandhabung

Für den zweiten Versuchsaufbau wurden die Kriterien „Lastenhandhabung“ und „ungünstiger Aufstellungsort“ für den Sensor gewählt. Die Arbeitsaufgabe beinhaltet eine Kommissionier- Tätigkeit von Querträgern in der Logistik. Da dort die Platzverhältnisse recht eingeschränkt sind und zusätzlich markierte Sicherheitsbereiche und Fahrwege nicht blockiert werden können, wurde bewusst auch in dem nachgestellten Versuch ein aus technischer Sicht eher ungünstiger Aufstellungsort verwendet, um eine möglichst realitätsgetreue Abbildung zu erhalten. Die Aufstellung erfolgte in einer Entfernung von 3 m zum Mittelpunkt der Arbeitsfläche der Versuchspersonen, in einem Winkel von 45°, da eine frontale Aufstellung aufgrund der oben genannten Gründe nicht möglich war. Die Sensorhöhe betrug 1,33 m mit einer Sensorneigung von 14°.

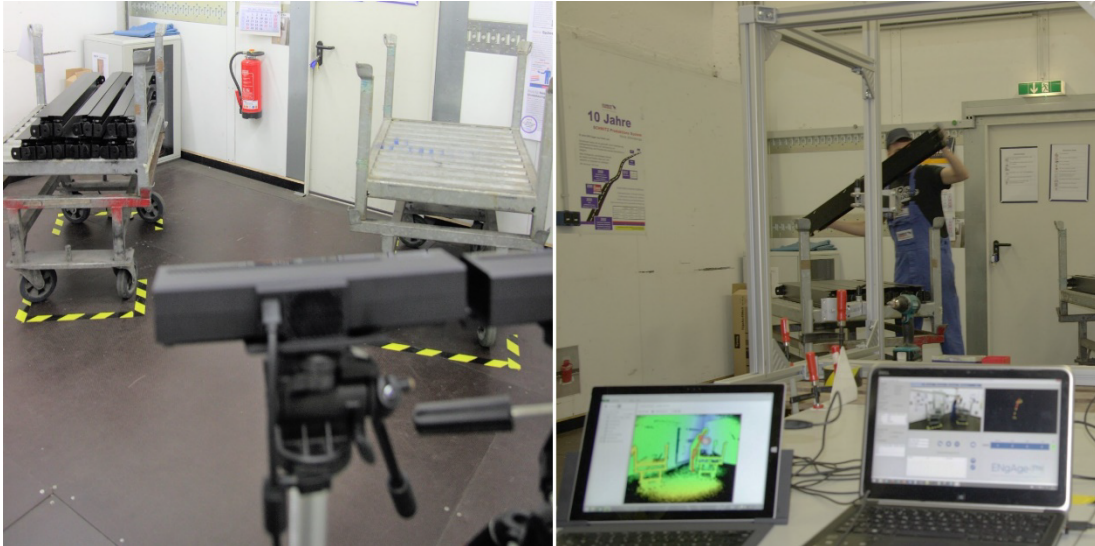


Abb. 8 Versuchsaufbau Kommissionierung (Abbildungen mit freundlicher Genehmigung der Schmitz Cargobull AG)

In Abb. 8 ist der verwendete Versuchsaufbau dargestellt. Auf der linken Seite des Bildes ist die Positionierung aus Sicht des Sensors zu sehen, auf der rechten Seite die Sicht des Versuchsleiters. Auf den Bildschirmen sind die zwei unterschiedlichen Aufnahmen erkennbar (linker Laptop: 3D-Bild des Kinect Studios, rechter Laptop: Programmoberfläche ENgAge4Pro). Die Bildschirme zeigen eine horizontal invertierte Darstellung.

Die Arbeitsaufgabe beinhaltete das Aufnehmen von je einem Querträger aus der Materialbereitstellung von einem nicht höhenverstellbaren Kommissionierwagen und das wieder Ablegen auf einem gegenüberliegenden Kommissionierwagen. Die jeweilige Arbeitshöhe zum Aufnehmen und Ablegen betrug 80 cm. Die Last musste in jedem Fall über das Gestell zur Ladungssicherung gehoben werden, die Höhe betrug 1,15cm.

Die Arbeitsaufgabe bestand aus 10 Umsetzungsvorgängen. Um einen einheitlichen Startpunkt für alle Versuchspersonen zu gewährleisten und um zusätzliche Umbaumaßnahmen nach jedem Versuch zu vermeiden, wurden die Versuchspersonen angewiesen, jeweils fünf Querträger von der Materialbereitstellung (linker Kommissionierwagen in Abb. 8) auf den zweiten Kommissionierwagen umzusetzen und danach dieselben Querträger wieder zurück auf die Materialbereitstellung zurückzulegen. Die Versuchspersonen konnten Ihre Bewegungsstrategie selbst wählen und wurden im Vorfeld darauf hingewiesen, dass sie die Arbeit möglichst so durchführen sollten, wie Sie diese auch unter realen Bedingungen in der Produktion ausgeführt hätten.

6.1.5 Datenverarbeitung

Für die Erstellung der manuellen Bewertung der Körperhaltung, zur Berechnung der Interrater-Reliabilität zwischen manueller und automatisierter Bewertung, wurde eine Auto-Screenshot-Funktion in C# erstellt. Die Screenshots der jeweils aktuellen Auswertung wurden mit einer Frequenz von einem Bild pro Sekunde aufgezeichnet und mit entsprechender Indizierung gespeichert. Der Dateiname wurde automatisiert nach dem Schema Versuch_Versuchspersonennummer_Framenummer.png (portab-

le network graphic) vergeben. Über diese Codierung konnte eine eindeutige Zuordnung der Screenshots zu den automatisiert erfassten Werten erfolgen.

Die automatisch generierten Screenshots wurden manuell gesichtet und einzeln bewertet. Die Bewertung wurde für jeden Versuchsdurchlauf in einer eigenständigen Excel Datei gespeichert, welche die Spalten „ID“, „Framenummer“, „OWAS Rücken“, „OWAS Arme“, „OWAS Beine“, „OWAS Last“ enthielt. Die so generierten Dateien wurden in Matlab importiert und mit den automatisiert ermittelten Daten in einem zusammenhängenden Datensatz zusammengeführt. Im Anschluss erfolgte ein Interrater-Vergleich zwischen der manuellen Bewertung und der automatisierten Bewertung. Die folgenden Parameter wurden verglichen:

1. Inferenzstatistischer Vergleich:
 - a. Codierung der Teilkörperhaltung des Rückens
 - b. Codierung der Teilkörperhaltung der Arme
 - c. Codierung der Teilkörperhaltung der Beine
 - d. Vergleich der kompletten OWAS Codierung
2. Deskriptiver Vergleich der Maßnahmenklassen

Der Parameter Last wurde nicht gesondert verglichen, da dieser nicht automatisiert erfasst werden konnte und manuell vom Benutzer eingegeben wurde.

Die ermittelten Maßnahmenklassen leiten sich ausschließlich aus dem zusammengesetzten kompletten OWAS Code ab und zudem kann es methodisch bedingt vorkommen, dass zwei unterschiedliche OWAS Codierungen die gleiche Maßnahmenklasse erhalten. Aus diesem Grund erfolgt für diesen Parameter keine gesonderte inferenzstatistische Betrachtung der Interrater-Reliabilität.

6.2 Ergebnisse Anforderungsanalyse

Für den Interrater-Vergleich wurden in Summe 4.922 Screenshots von 50 Versuchspersonen manuell bewertet. Für die Ergebnisdarstellung der Interrater-Vergleiche werden alle berechneten Parameter (vgl. Kapitel 5.3, S. 35) in tabellarischer Form dargestellt. Die dazu gehörigen Übereinstimmungsmatrizen zeigen die manuellen Bewertungen auf der vertikalen Achse und die automatisiert generierten Bewertungen auf der horizontalen Achse. In der Diagonalen finden sich komplett übereinstimmende Bewertungen. Werte links von der Diagonalen indizieren eine niedrigere Wertung des automatisierten Systems, Werte rechts von der Diagonalen entsprechend eine höhere Wertung im Vergleich zur manuellen Beurteilung. Oberhalb der Matrizen ist jeweils die prozentuale Übereinstimmung über alle Kategorien, welche dem Parameter p_0 der ungewichteten Kappa Berechnung entspricht, aufgetragen. Die Schattierungen indizieren die Häufigkeit der Vorkommen innerhalb der Bewertungsklasse, prozentual häufig auftretende Bewertungen sind dunkler hinterlegt als solche mit geringem Auftreten (vgl. bsp. Abb. 9).

6.2.1 Ergebnisse Bremsleitungs montage, Überkopfarbeit

Für den ersten Versuch (im Folgenden V1 abgekürzt) wurden in Summe 3.314 Screenshots von 50 Versuchspersonen sowohl manuell, als auch automatisiert mit dem OWAS Verfahren bewertet. In diesem Kapitel werden zunächst die Ergebnisse

für die Übereinstimmung der Codierungen für die Teilkörperhaltungen separat voneinander analysiert, im Anschluss erfolgt die Analyse des zusammengesetzten OWAS Codes und der Maßnahmenklassen.

6.2.1.1 Interrater-Vergleich der Teilbewertungen (V1)

Abb. 9 zeigt die Übereinstimmungsmatrix für die Codierung der Teilkörperhaltung des Rückens (1 = Rücken gerade, 2 = Rücken vorgeneigt, 3 = Rücken seitgeneigt oder verdreht, 4 = Rücken seitgeneigt und verdreht, vorgeneigt und verdreht oder vor- und seitgeneigt).

Übereinstimmung: 87.09%

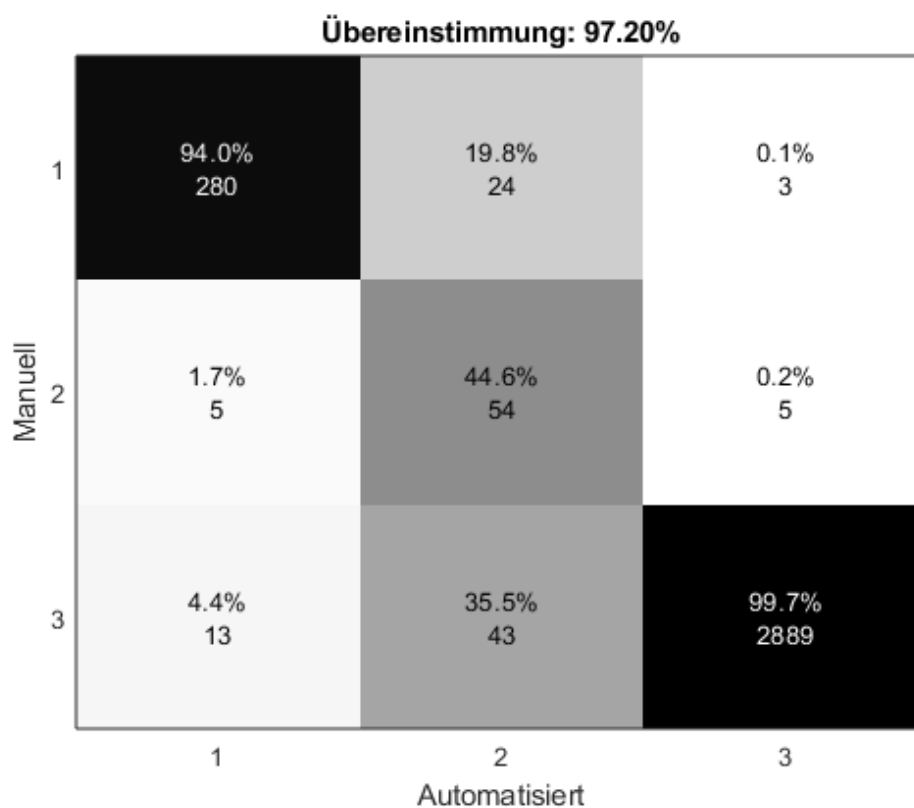
		98.5% 2822	82.3% 130	84.3% 220	75.0% 24
Manuell	1	98.5% 2822	82.3% 130	84.3% 220	75.0% 24
	2	0.4% 11	17.7% 28	0.4% 1	3.1% 1
	3	1.1% 32	0.0% 0	14.2% 37	18.8% 6
	4	0.0% 0	0.0% 0	1.1% 3	3.1% 1
		1	2	3	4
		Automatisiert			

Abb. 9 Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung des Rückens (V1)

Insgesamt konnte eine deskriptive Übereinstimmung von 87.1% ermittelt werden. Der überwiegende Anteil an Bewertungen (85%) wurde bei diesem Versuch der Kategorie eins zugeordnet. Der Kappa Wert beträgt hingegen lediglich $k = 0.2171$. Der maximal mögliche Kappa errechnet sich bei dieser Datenkonstellation mit $k_{\max} = 0.3946$. Wenn dieser Wert als Grundlage für die Beurteilung herangezogen wird, ergibt sich ein Kappa Wert als Anteil von k_{\max} von $k = 0.5505$ (siehe Tab. 7).

Tab. 7 Interrater-Vergleich, Teilbewertung des Rückens (V1)

Parameter	Wert
Übereinstimmung (p_o)	0.8709
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.8351
Cohen's Kappa Koeffizient (k)	0.2172
Kappa Fehler	0.0535
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.1480 0.2864
Maximal mögliches Kappa	0.3946
k bezogen auf maximal mögliches Kappa	0.5505
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Fair agreement
Varianz, z, p	0.0004, 10.6090, <0.001

**Abb. 10** Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung der Arme (V1)

Die Bewertung der Teilkörperhaltung der Arme besteht aus drei Kategorien: 1 = beide Arme unterhalb der Schulterhöhe, 2 = ein Arm oberhalb der Schulterhöhe, 3 = beide Arme oberhalb der Schulterhöhe. Abb. 10 zeigt die entsprechende Übereinstimmungsmatrix zwischen manueller und automatisierter Bewertung für die Codierung der Teilkörperhaltung der Arme.

Die deskriptive totale Übereinstimmung betrug 97,2%. Der Hauptanteil der Fehler (72%) befindet sich in einer unterschiedlichen Bewertung der Kategorie 2, „ein Arm oberhalb der Schulterhöhe“.

Die zugehörigen Ergebnisse des Interrater-Vergleiches zur Codierung der Teilkörperhaltung der Arme sind in Tab. 8 dargestellt.

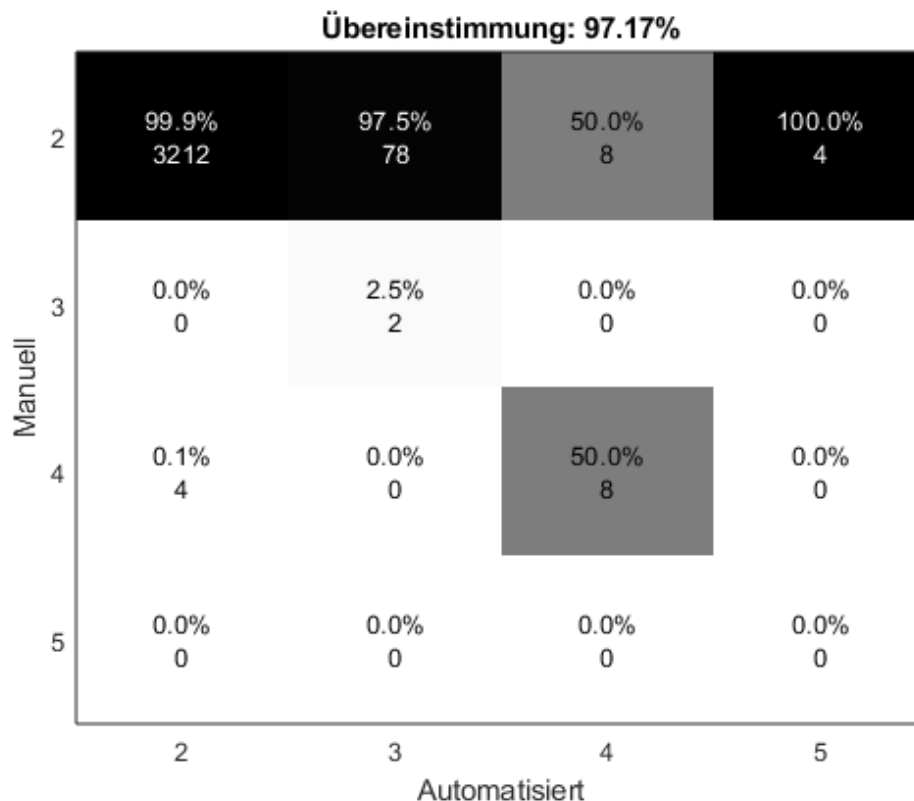
Tab. 8 Interrater-Vergleich, Teilbewertung der Arme (V1)

Parameter	Wert
Übereinstimmung (p_0)	0.9720
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.7849
Cohen's Kappa Koeffizient (k)	0.8696
Kappa Fehler	0.0133
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.8435 0.8957
Maximal mögliches Kappa	0.9201
k bezogen auf maximal mögliches Kappa	0.9451
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Perfect agreement
Varianz, z, p	0.0002, 58.9324, <0.001

Teilkörperhaltung der Beine

Die Bewertung der Teilkörperhaltung der Beine kann aus bis zu sieben unterschiedlichen Kategorien bestehen. Die Kategorien 1 = Sitzen, 6 = Knien und 7 = Fortbewegung wurden bei diesem Versuch nicht vergeben.

Abb. 11 zeigt die Übereinstimmungsmatrix für die verbliebenen Bewertungen: 2 = beide Beine gerade, 3 = Gewicht auf einem gestrecktem Bein, 4 = beide Beine gebeugt, 5 = Gewicht auf einem gebeugten Bein.

**Abb. 11** Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung der Beine (V1)

Die prozentuale Übereinstimmung zwischen manueller und automatisierter Kategorisierung beträgt 97,17%, bei einem Kappa Wert von $k = 0.1716$. Der maximal erreichbare Kappa Koeffizient beträgt für die gezeigte Datenkonstellation $k_{\max} = 0.2421$.

Wenn dieser Wert als Grundlage für die Beurteilung herangezogen wird, ergibt sich ein Kappa Wert als Anteil von k_{\max} von $k = 0.7088$ (vgl. Tab. 9).

Tab. 9 Interrater-Vergleich, Teilbewertung der Beine (V1)

Parameter	Wert
Übereinstimmung (p_0)	0.9717
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.9658
Cohen´s Kappa Koeffizient (k)	0.1716
Kappa Fehler	0.0842
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.0065 0.3367
Maximal mögliches Kappa	0.2421
k bezogen auf maximal mögliches Kappa	0.7088
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Slight agreement
Varianz, z , p	0.0007, 6.5598, <0.001

6.2.1.2 Interrater-Vergleich vollständiger OWAS Code (V1)

Insgesamt wurden 29 unterschiedliche OWAS Codierungen innerhalb dieses Versuches dokumentiert. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird auf eine grafische Darstellung der Übereinstimmungsmatrix (29x29) verzichtet. Als Beurteilungskriterium für die Übereinstimmung zählte lediglich die vollständige Übereinstimmung aller vier Ziffern. Die Unterschiede der Teilkörperhaltungen wurden in Kapitel 6.2.1.1 bereits detailliert erläutert.

Tab. 10 zeigt die berechneten Werte für den Interrater-Vergleich für die totale Übereinstimmung der OWAS Codierung:

Tab. 10 Interrater-Vergleich, totale Übereinstimmung (V1)

Parameter	Wert
Übereinstimmung (p_0)	0.8311
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.6397
Wahre Übereinstimmung ($p_0 - p_e$)	0.1915
Verbleibende nicht zufällige Übereinstimmung ($1 - p_e$)	0.3603
Cohen´s Kappa Koeffizient (k)	0.5313
Kappa Fehler	0.0181
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.4960 0.5667
Maximal mögliches Kappa	0.6351
k bezogen auf maximal mögliches Kappa	0.8366
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Moderate agreement
Varianz, z , p	0.0002, 40.9336, <0.001

6.2.1.3 Deskriptiver Vergleich der Maßnahmenklassen (V1)

zeigt die Übereinstimmungsmatrix des Interrater-Vergleichs für die errechneten Maßnahmenklassen (1 = keine Veränderung notwendig, 2 = Überprüfung notwendig, 3 = Änderungen sollten geplant werden, 4 = Änderungen sind unmittelbar erforderlich).

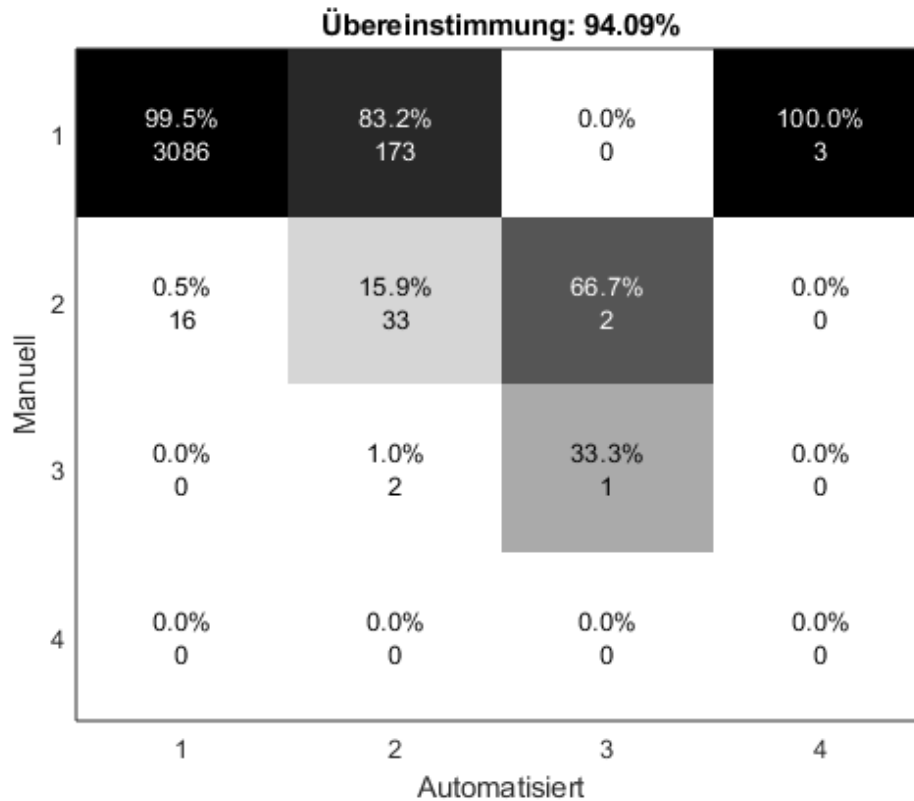


Abb. 12 Übereinstimmungsmatrix der Maßnahmenklassen (V1)

Die manuelle Bewertung der Maßnahmenklassen liegt überwiegend unterhalb der automatisierten Kategorisierung. Lediglich bei 18 Einzelbewertungen (0.54%) lag die manuelle Bewertung oberhalb automatisiert ermittelter Werte.

6.2.1.4 Ermittlung der Maßnahmenklassen über die zeitlichen Anteile der Teilkörperhaltungen

In Abb. 13 sind für die Teilkörperhaltungen des Rückens, der Arme und der Beine die zeitlichen Anteile innerhalb der Messung aufgezeigt. Die Berechnung der Maßnahmenklasse erfolgte analog zu Tab. 5, S.42.

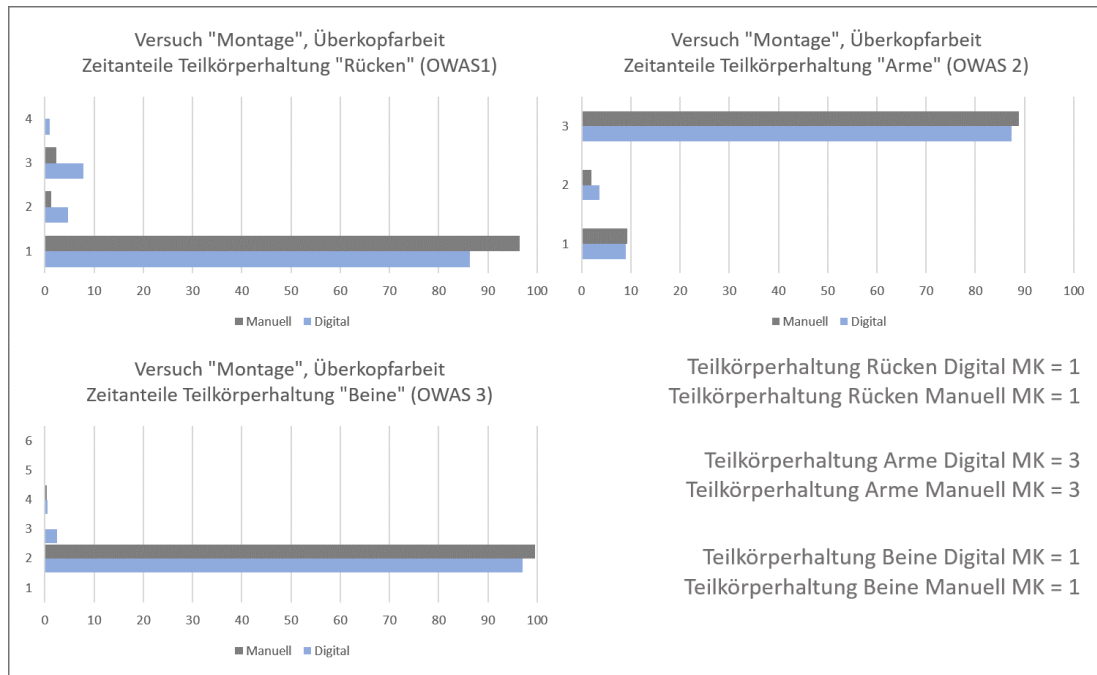


Abb. 13 Zeitliche Anteile der Teilkörperhaltungen (V1)

In der Abbildung sind auf der Y-Achse jeweils die Codierungen der Teilkörperhaltungen aufgetragen. Die X-Achse stellt 100% der Messdauer dar. Über die Länge der Balken werden die zeitlichen Anteile visualisiert.

6.2.2 Ergebnisse Kommissionierung, Lastenhandhabung

Bei diesem Versuch (im Folgenden „V2“ genannt) wurden für den Interrater-Vergleich 1.606 Screenshots von 50 Personen manuell mit dem OWAS Verfahren bewertet. Die Ergebnisse werden analog zu Kapitel 6.2.1 präsentiert. Bei diesem Versuch wurden systematische Fehler bei der Erkennung der Bein- und Rückenhaltung in Abhängigkeit zum Aufstellungsort des Sensors zur Arbeitsfläche aufgedeckt, dies wird in der Diskussion näher erläutert (Kapitel 6.3.1.2, S.60).

6.2.2.1 Interrater-Vergleich der Teilbewertungen (V2)

Bei der Teilkörperhaltung des Rückens wurde überwiegend die erste Kategorie Rücken = 1, „Rücken gerade“ vergeben. Eine vermehrte Lokalisation an unterschiedlich gewerteten Kategorien findet sich bei manuellen Bewertungen in der Kategorie eins und zwei zu den automatisiert bewerteten Kategorien drei und vier (vgl. Abb. 14).

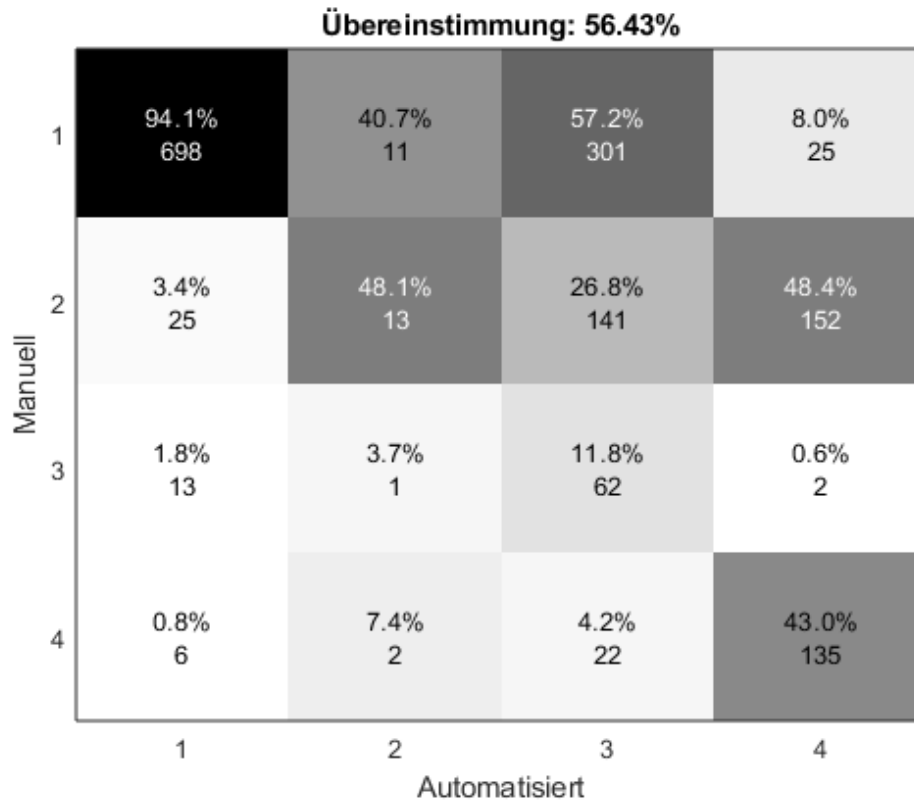


Abb. 14 Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung des Rückens (V2)

Über alle Klassen verteilt zeigte sich, dass die automatisierte Auswertung in 85% aller nicht übereinstimmenden Ergebnissen eine höhere Klassifizierung ergeben hat. Die zu Abb. 14 gehörige Berechnung der Interrater-Reliabilität findet sich in Tab. 11.

Tab. 11 Interrater-Vergleich, Teilbewertung des Rückens (V2)

Parameter	Wert	
Übereinstimmung (p_o)	0.5643	
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.3365	
Cohen´s Kappa Koeffizient (k)	0.3434	
Kappa Fehler	0.0186	
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.3068	0.3799
Maximal mögliches Kappa	0.4408	
k bezogen auf maximal mögliches Kappa	0.7790	
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Fair agreement	
Varianz, z, p	0.0004, 16.8231, <0.001	

Abb. 15 zeigt die Übereinstimmungsmatrix für die Codierung der Teilkörperhaltungen der Arme. Hier wurden in 91% aller Bewertungen die Kategorien 1 und 3 klassifiziert.

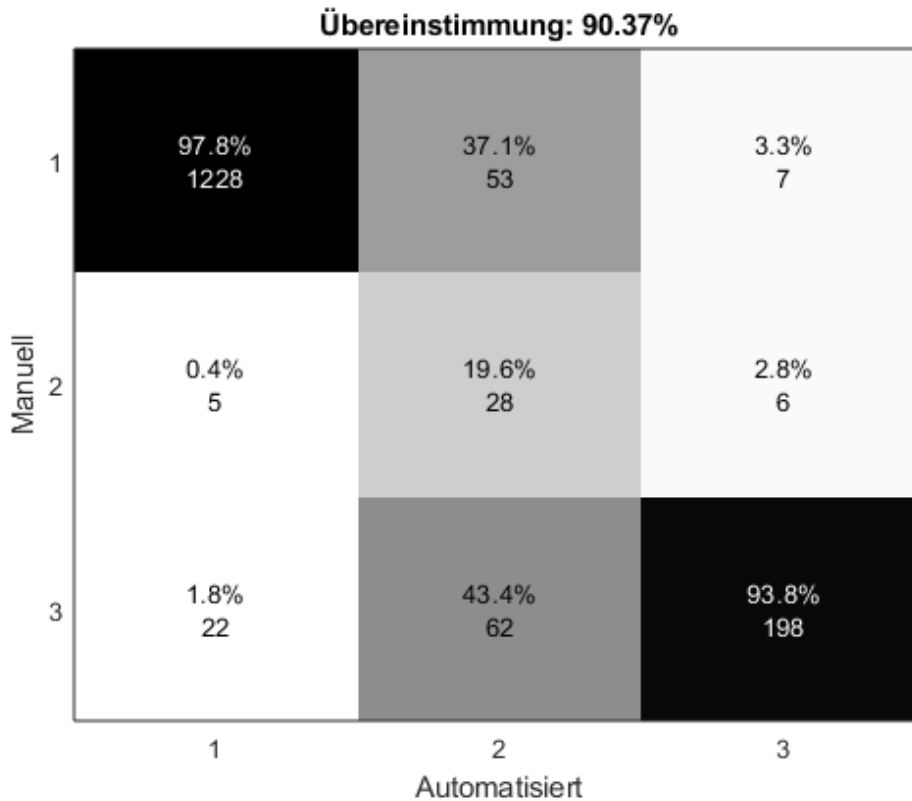


Abb. 15 Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung der Arme (V2)

Die Auswertung des zugehörigen Interrater-Vergleichs zur Teilbewertung der Arme findet sich in Tab. 12.

Tab. 12 Interrater-Vergleich, Teilbewertung der Arme (V2)

Parameter	Wert
Übereinstimmung (p_o)	0.9037
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.6495
Cohen's Kappa Koeffizient (k)	0.7251
Kappa Fehler	0.0210
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.6840 0.7663
Maximal mögliches Kappa	0.8156
k bezogen auf maximal mögliches Kappa	0.8891
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Substantial agreement
Varianz, z, p	0.0004, 34.6040, <0.001

Bei der Codierung der Teilkörperhaltung der Beine wurden in diesem Versuch die Kategorien 1 = Sitzen, 6 = Knien und 7 = Fortbewegung nicht vergeben.

Abb. 16 zeigt die Übereinstimmungsmatrix für die verbliebenen Bewertungen: 2 = beide Beine gerade, 3 = Gewicht auf einem gestrecktem Bein, 4 = beide Beine gebeugt, 5 = Gewicht auf einem gebeugten Bein.

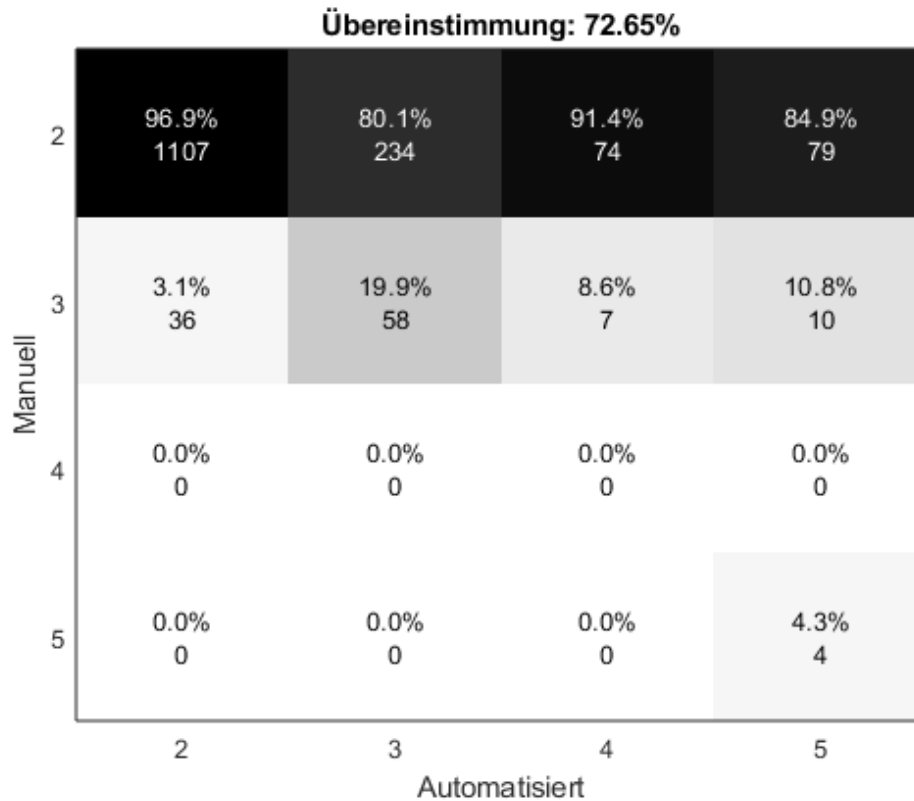


Abb. 16 Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung der Beine (V2)

Auffällig ist bei diesem Versuch die hohe Anzahl an unterschiedlichen Bewertungen für die Kategorie 2 und Kategorie 3. Die Berechnungen des Interrater-Vergleichs für die Teilbewertung der Beine findet sich in Tab. 13.

Tab. 13 Interrater-Vergleich, Teilbewertung der Beine (V2)

Parameter	Wert
Übereinstimmung (p_o)	0.7265
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.6723
Cohen´s Kappa Koeffizient (k)	0.1656
Kappa Fehler	0.0339
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.0991 0.2320
Maximal mögliches Kappa	0.3344
k bezogen auf maximal mögliches Kappa	0.4952
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Slight agreement
Varianz, z, p	0.0009, 5.4441, <0.001

6.2.2.2 Interrater-Vergleich vollständiger OWAS Code (V2)

Bei diesem Versuch wurden 39 unterschiedliche OWAS Codierungen vergeben. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird auf eine Darstellung der Übereinstimmungsmatrix (39x39) verzichtet. Tab. 14 zeigt die Ergebnisse des Interrater-Vergleichs.

Tab. 14 Interrater-Vergleich, totale Übereinstimmung (V2)

Parameter	Wert
Übereinstimmung (p_0)	0.4406
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.1544
Cohen's Kappa Koeffizient (k)	0.3385
Kappa Fehler	0.0146
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.3099 0.3672
Maximal mögliches Kappa	0.4848
k bezogen auf maximal mögliches Kappa	0.6983
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Fair agreement
Varianz, z, p	0.0001, 32.0460, <0.001

6.2.2.3 Deskriptiver-Vergleich der Maßnahmenklassen (V2)

Abb. 17 zeigt die Übereinstimmungsmatrix des Interrater-Vergleichs für die errechneten Maßnahmenklassen (1 = keine Veränderung notwendig, 2 = Überprüfung notwendig, 3 = Änderungen sollten geplant werden, 4 = Änderungen sind unmittelbar erforderlich).

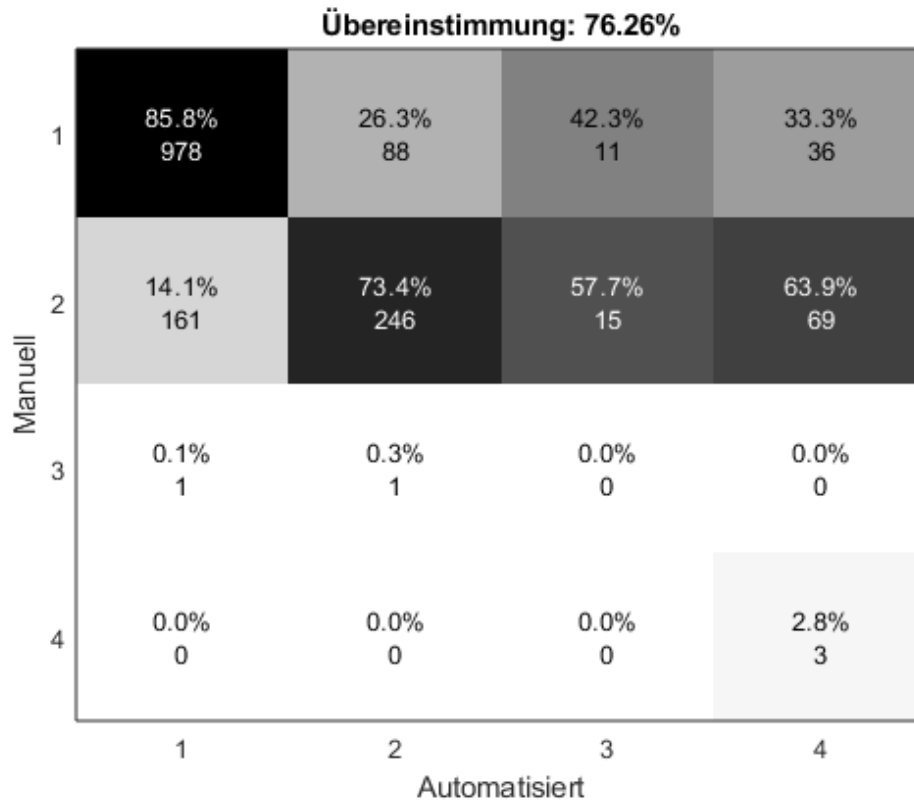


Abb. 17 Übereinstimmungsmatrix der Maßnahmenklassen (V2)

Bei den Maßnahmenklassen zeigt sich die größte Anzahl an unterschiedlich klassifizierten Kategorien bei einer manuellen Bewertung der Kategorien eins und zwei, sowie den automatisierten Bewertungen der Kategorien drei und vier.

6.2.2.4 Ermittlung der Maßnahmenklassen über die zeitlichen Anteile der Teilkörperhaltungen

In Abb. 18 sind für die Teilkörperhaltungen des Rückens, der Arme und der Beine die zeitlichen Anteile innerhalb der Messung aufgezeigt. Die Berechnung der Maßnahmenklasse erfolgte analog zu Tab. 5, S.42.

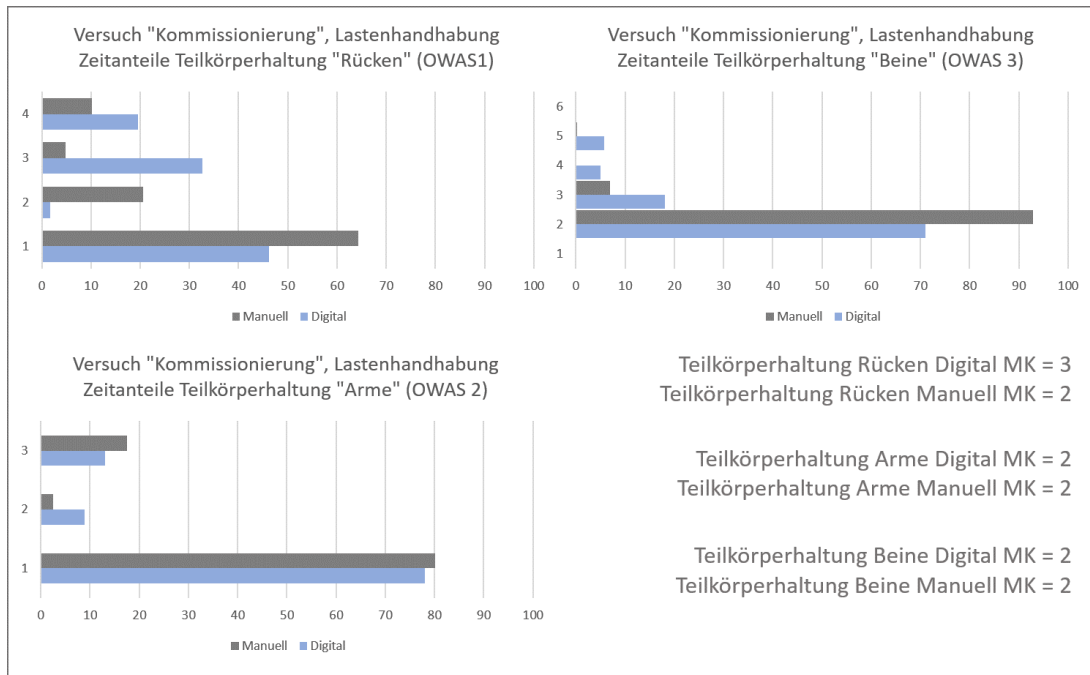


Abb. 18 Zeitliche Anteile der Teilkörperhaltungen (V2)

Im Vergleich zum ersten Versuch (Abb. 13, S. 53) treten hier besonders die ermittelten Unterschiede bei den Teilkörperhaltungen des Rückens und der Beine hervor. Eine Begründung und eine Interpretation erfolgt dazu auf Seite 60, Kapitel 6.3.1.2.

6.3 Diskussion der Ergebnisse für die Anforderungsanalyse

Im folgenden Kapitel werden zunächst die Ergebnisse des ersten Hauptversuchs im Hinblick auf die Forschungsfrage 2: „*Wie hoch ist die Interrater-Reliabilität zwischen einem solchen System und einer manuellen Bewertung?*“ diskutiert. Im Anschluss werden auf Basis dieser Ergebnisse Rahmenbedingungen abgeleitet, die für einen zuverlässigen Einsatz des Systems eingehalten werden sollten.

6.3.1 Analyse der Messgenauigkeit

Für die Bewertung der Interrater-Reliabilität wurden zwei unterschiedliche Rahmenbedingungen getestet. Im ersten Versuch „Montage, Überkopfarbeit“ wurde unter vermeintlich optimalen Bedingungen getestet. Die Sensorausrichtung war frontal ausgerichtet, mit guter Sichtbarkeit der Bodenebene, und ohne Hindernisse im Erfassungsbereich des Sensors. Die Tätigkeit war ebenfalls so gewählt, dass zu jeder Zeit eine frontale Ausrichtung der Versuchsperson zum Sensor möglich war. Im zweiten Versuch „Kommissionierung, Überkopfarbeit“ wurde dagegen eine vermeintlich ungünstige Sensorausrichtung getestet. Im Vergleich zum ersten Versuch musste die Aufstellung des Sensors in einem für die Aufnahme eher ungünstigen Winkel zum Arbeitsplatz aufgestellt werden, um eine möglichst realistische Nachbildung der örtlichen Gegebenheiten zu gewährleisten. Die Arbeitsaufgabe wurde so gewählt, dass bei einer korrekten Bewegungsausführung eine zum Sensor verdrehten Frontalebene der Versuchsperson, als auch eine durch die zu bewegende Last erschwerte Erkennung der Extremitäten zu erwarten war. Diese Annahme konnte durch die Ergeb-

nisse bestätigt werden. Im Vergleich zum ersten Versuch traten häufiger Verdeckungen von Körperteilen auf, was sich in einer schlechteren Erkennungsrate der automatisierten Bewertung manifestiert hat. Die Bewertung der Interrater-Reliabilität erfolgte auf Basis der Komponenten des Ovako working posture analysing Systems. Die gefundene Qualität der übereinstimmenden Bewertungen unterscheidet sich deutlich zwischen den einzelnen Teilkomponenten, daher werden die Ergebnisse im Folgenden separat voneinander diskutiert. Abweichend von der Reihenfolge in der OWAS Codierung erfolgt zunächst eine Analyse der Erfassungsgüte der Bewertungen für die Arme.

6.3.1.1 Teilkörperhaltung der Arme

Bei der ersten Station konnte eine gute Übereinstimmung der Teilbewertungen für die Arme innerhalb der Kategorien eins und drei gefunden werden. Die größte Anzahl an Differenzen wurde innerhalb der Kategorie zwei = „nur ein Arm oberhalb der Schulter“ ermittelt. Eine stichpunktartige Überprüfung der zugehörigen Screenshots an den entsprechenden Stellen ergab, dass die fehlerhaft klassifizierten Einträge hauptsächlich von Screenshots stammen, auf denen das Skelettmodell nicht korrekt erkannt wurde. Gründe dafür waren beispielsweise eine Verdeckung des Schultergelenks durch einen Arm oder Ellbogen. Weiterhin konnten Abweichungen entdeckt werden, wenn eine Versuchsperson sich vom Sensor weggedreht hat, so dass ein Arm oder ein Schultergelenk für den Sensor nicht sichtbar waren. Die gefundene Interrater-Reliabilität ergab trotz dieser Problematik eine sehr gute deskriptive Übereinstimmung von 97,2 % und eine gute Interrater-Reliabilität mit einem Kappa Wert von $k = 0.87$.

Bei der zweiten Station wurden bedingt durch die Arbeitsaufgabe hauptsächlich die Kategorien eins = „beide Arme unterhalb der Schulterhöhe“ und drei = „beide Arme oberhalb der Schulterhöhe“ klassifiziert. Die Kategorie zwei trat ausschließlich im Grenzbereich zwischen Anheben und Tragen oder aber vom Tragen zum Ablegen der Last auf. Die Kategorie zwei zeigte die insgesamt schlechteste deskriptive Übereinstimmung mit lediglich 44,6 % übereinstimmenden Bewertungen. Bei der visuellen Kontrolle konnte die Verdeckung einer Hand oder des Schultergelenks als Ursache herausgestellt werden. In mehreren Fällen befand sich zudem ein Arm oder zum Teil beide Arme in einem Grenzbereich (gerade auf-, oder nur leicht unterhalb der Schulterhöhe). Bei der manuellen Bewertung wurde aus dem Bewegungsverlauf heraus entschieden, welche Kategorisierung die aktuelle Teilkörperhaltung am besten repräsentiert, und im Zweifel die höhere Kategorie verwendet. Das automatisierte System wertete dagegen ausschließlich auf Basis der absoluten Y-Koordinaten. Sobald also die Y-Koordinate von einer Hand auch nur um einen Millimeter unterhalb der Schulterhöhe lag, wurde unabhängig vom Bewegungszusammenhang bereits die Kategorie 2 vergeben. Der Einfluss auf die Gesamtbewertung ist jedoch durch einen Anteil von lediglich 9 % aller Bewertungen relativ gering (deskriptive Übereinstimmung 90,4 %, $k = 0.72$).

6.3.1.2 Teilkörperhaltung Rücken und der Beine

Für die Teilkörperhaltung des Rückens konnte für die erste Station eine gute deskriptive Übereinstimmung der manuellen- mit der automatisierten Bewertung gefunden werden ($p_0 = 0.87$). Lediglich bei zwei Versuchspersonen konnte eine fehlerhafte Skelettmodellerkennung aufgedeckt werden, die abhängig von der Körperkonstitution

und der Arbeitskleidung war. Bei diesen Versuchspersonen bestand eine vermehrte Ansammlung von Fettgewebe im abdominalen Bereich, bei ansonsten normalem Körperbau. In Kombination mit der Arbeitsbekleidung („Latzhose“) wurde die Hüfte im Tiefensensor dadurch weiter ventral erkannt. Dies führte in diesen Fällen fälschlicherweise zu einer automatisiert erkannten Reklination des Oberkörpers. Bei der visuellen Kontrolle der Skelettmodellerkennung konnten bei den restlichen Versuchspersonen keine systematischen Fehler erkannt werden. Bedingt durch die Arbeitsaufgabe wurde ein Großteil der Bewertungen in der Kategorie 2 = „Rücken gerade“ vergeben. Dadurch ergibt sich eine Datenkonstellation, bei der die maximal mögliche Übereinstimmung $k_{\max} = 0.39$ beträgt. Aufgrund der visuell als gut bewerteten Skelettmodellerkennung und einer deskriptiv guten Übereinstimmung erscheint hier die Betrachtung des ermittelten Kappa-Wertes bezogen auf k_{\max} mit einem Wert von 0.55 (moderate Übereinstimmung) näher an der Realität zu liegen, als der ursprüngliche Wert ($k = 0.22$).

Bei der zweiten Station konnten hingegen systematische, sensorspezifische Probleme bei der Skelettmodellerkennung für die Teilbewertungen des Rückens und der Beine aufgedeckt werden. Diese Fehler wurden in Abhängigkeit zur Ausrichtung des Sensors zur Versuchsperson identifiziert. Die Fehler traten vor allem bei der Bewertung der Teilkörperhaltungen des Rückens und der Beine auf. Ein erkanntes sensorspezifisches Phänomen besteht in den Fällen, wo die Hüfte der Versuchsperson so weit vom Sensor weg rotiert wurde, dass der Gelenkpunkt kurzfristig oder permanent nicht mehr im Sichtbereich des Sensors lag. Dies trat bei der Station 2 unmittelbar vor dem Aufnehmen oder Absetzen der Last bei frontaler Ausrichtung zur Arbeitsfläche auf. In diesem Versuch betrug der Winkel der Arbeitsfläche zum Sensor ca. 45 Grad. In diesen Fällen erfolgte augenscheinlich eine Neuberechnung durch den Sensor, bei der die Hüfte als frontal zum Sensor angenommen wurde. Die Erkennung der Arme und Schultern war nach wie vor korrekt, so dass sich für den Rücken fälschlicherweise die Erkennung einer Verdrehung ergab. Verstärkt wurde der Unterschied noch, wenn die Versuchsperson sich vorbeugen musste um die Last zu erreichen. In diesen Fällen erfolgte dann anstatt der Bewertung in der Kategorie zwei = „Oberkörper vorgebeugt“ eine Klassifizierung in der Rückenategorie vier = „vorgebeugt und rotiert“. Dieses Phänomen hat weiterhin einen großen Einfluss auf die Beinbewertung. Hier traten vermehrt falsch klassifizierte Kategorien drei = „Belastung auf einem gestreckten Bein“ und fünf = „Belastung auf einem gebeugten Bein“ auf. Hier liegt die Vermutung nahe, dass aufgrund der falsch angenommenen Hüfte das vom Sensor verdeckt liegende Bein für die Berechnung des vollständigen Skelettmodells fehlte daher eine frontal zum Sensor stehende Person, die ein Bein nach hinten angewinkelt hat, als nächstliegende best-fit Pose für eine Interpolation durch den Algorithmus verwendet wurde. Der genaue Anteil dieses Phänomens auf die gesamte Interrater-Reliabilität konnte im Rahmen der aktuellen Auswertung nicht genau ermittelt werden.

Die genannten qualitativ beobachteten sensorspezifischen Besonderheiten für die Bewertungen des Rückens und der Beine können auch quantitativ in den Messdaten gefunden werden. Dies kann in den Übereinstimmungsmatrizen (siehe Kapitel 6.2.2) über die Lokalisation der Bewertungen nachvollzogen werden. Auffällig sind die Unterschiede bei der manuellen Bewertung des Rückens 1 = „Rücken gerade“ und 2 = „Rücken vorgeneigt“. Hier zeigt sich die Verlagerung der automatisierten Bewertung seitlich nach rechts von der Diagonalen zu den Kategorien 3 + 4 (vgl. Abb. 14,

S.54). Die schlechte Übereinstimmung zeigt sich ebenfalls bei der Berechnung des Interrater-Vergleichs, hier konnte lediglich eine mäßige Übereinstimmung gefunden werden ($p_0 = 0.56$, $k = 0.34$). Bei der Beibewertung zeigt sich der Einfluss noch deutlicher, hier äußert sich der Messfehler ebenfalls in einer Rechtsverschiebung der automatisierten Bewertungen innerhalb der Übereinstimmungsmatrix (Abb. 16, S.56). Der zugehörige Kappa-Koeffizient fällt mit $k = 0.16$ entsprechend niedrig aus. Eine Betrachtung des k Wertes bezogen auf das k_{\max} ist in diesem Fall aufgrund des bekannten systematischen Messfehlers nicht zielführend.

6.3.1.3 Totale Übereinstimmung und Maßnahmenklassen

Die totale Übereinstimmung des kompletten OWAS Codes ist unmittelbar abhängig von den zuvor vorgestellten Codierungen der Teilkörperhaltungen. Da die Last als einzige zusätzliche Komponente manuell vergeben wurde, finden sich beim Interrater-Vergleich der totalen Übereinstimmung erwartungsgemäß ebenfalls versuchsabhängig unterschiedliche Werte. Für den Versuchsaufbau „Bremsleitungs montage“ betrug die deskriptive totale Übereinstimmung der OWAS Codierungen 83 %. Dazu passend konnte mit $k = 0.53$ eine moderate Interrater-Übereinstimmung ermittelt werden.

Die Bewertungen der Teilkörperhaltungen des Versuchsaufbaus „Kommissionierung“ wurden aufgrund der genannten sensorspezifischen Besonderheiten bei der seitlichen Platzierung des Sensors als nicht zuverlässig eingestuft, daher erfolgt für diesen Versuch auch keine weitere Auswertung der totalen Übereinstimmung der OWAS Codierungen.

Bei der Beurteilung der Maßnahmenklassen kann aus arbeitswissenschaftlicher Sicht die Tatsache in Betracht gezogen werden, dass in den Fällen wo Messfehler vorgelegen haben, diese im überwiegenden Teil aller Beobachtungen (> 85 %) zu einer schlechteren Maßnahmenklasse geführt haben. Somit würde bei einer Bewertung eines Arbeitsplatzes eher das Ergebnis „Überprüfung des Arbeitsplatzes erforderlich“ herauskommen, als dass eine gute Bewertung für einen vermeintlich schlechten Arbeitsplatz ausgegeben wird.

6.4 Ermittelte Rahmenbedingungen für einen zuverlässigen Einsatz des Systems

Aus den zuvor genannten Erkenntnissen der vorliegenden Arbeit, den empirischen Vorversuchen und den anfangs parallel laufenden Untersuchungen im ENgAge4Pro Forschungsprojekt konnten die folgenden Rahmenbedingungen für eine möglichst hohe Erfassungsgüte ermittelt werden (modifiziert und ergänzt nach [70]):

- Sicherer Stand der Kinect, ruckartiges bewegen, Vibrationen oder Rütteln am Sensor ausschließen
- Zusätzliche Personen im Erfassungsbereich ausschließen
- Verlassen des Erfassungsbereichs ausschließen
- Hindernisse, hängende Kabel, bewegliche Teile im Vordergrund vermeiden
- Direkte oder reflektierte Sonneneinstrahlung in Richtung des Sensors vermeiden
- Optimaler Abstand zwischen Sensor und Person 2,5 m bis 4 m (min. 0.8 m, max. 4.6 m)
- Infrarot absorbierende Böden (meist Böden mit schwarzer Oberfläche) im Erfassungsbereich vermeiden oder abdecken
- Gute Sichtbarkeit der Bodenebene im Erfassungsbereich gewährleisten (wichtig für die Berechnung der FloorClipPlane)
- **Frontale Ausrichtung der Versuchsperson zum Sensor gewährleisten**

Die Sortierung erfolgte in aufsteigender Reihenfolge in Bezug zum Einfluss auf die Erfassungsgüte. Dabei sind die drei letzten Einträge der Liste unabdingbare Voraussetzungen, die in jedem Fall bei der Planung einer Analyse mit dem Kinect v2 Sensor berücksichtigt werden sollten!

7 Versuche Fähigkeitsanalyse, Teil 1: FCE-Versuche

Der zweite Teil der Arbeit beschäftigt sich mit der Versuchsdurchführung und Auswertung der Versuche zum Thema Functional Capacity Evaluation. In Anlehnung an die Feldversuche, die bereits in der Produktion durchgeführt wurden, wurden entsprechend zwei Tests aus dem FCE-Verfahren ELA ausgewählt und in einem Laborsetting überprüft. Aus dem Bereich „Körperhaltung“ wurde der Test „Arme in Vorhalte/Überkopf“ und aus dem Bereich „komplexe Merkmale“ der Test „Heben Arbeitsfläche, Arbeitsfläche oben“ gewählt.

7.1 Methodik der FCE-Versuche

Die Versuche wurden im Technikum der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA) in Dortmund durchgeführt. Da es sich um Versuche für eine Dissertation an der Deutschen Sporthochschule Köln (DSHS) handelte, wurde im Vorfeld zu der Studie ein Ethik Antrag bei der Ethikkommission der DSHS eingereicht. Dieser wurde positiv bewertet. Die Studiendurchführung erfolgte im Dezember 2017. Die Versuchspersonen wurden über Aushänge an der Technischen Universität Dortmund, über soziale Medien und über eine E-Mail Liste mit ehemaligen Versuchspersonen der BAuA, die der erneuten Kontaktaufnahme für die Teilnahme an weiteren Studien zugestimmt hatten, akquiriert. Als Voraussetzung für die Teilnahme mussten die Versuchspersonen zwischen 21 und 40 Jahre alt sein und es durfte keine akute oder chronische Vorerkrankung oder Verletzung vorliegen. Schwangere wurden ebenfalls aufgrund der Versuche mit Lastenhandhabung nicht für die Teilnahme zugelassen. Die Versuchspersonen wurden im Vorfeld der Untersuchungen ausführlich in schriftlicher und mündlicher Form über die Versuchsinhalte, Ziele der Untersuchung, mögliche Risiken und Abbruchkriterien erläutert. Die Versuchspersonen konnten die Teilnahme zu jeder Zeit, auch ohne Angabe von Gründen und ohne Konsequenzen oder persönlichen Nachteil abbrechen.

Die Versuchspersonen bestätigten per Unterschrift Ihre freiwillige Teilnahme, die Kenntnisnahme der Versuchsbeschreibung und Ihre Zustimmung zur Datenschutzerklärung und weiterhin, dass Sie über mögliche Risiken und Abbruchkriterien informiert wurden.

Die Versuchsdauer betrug für beide Stationen zusammen ca. 1,5 – 2 Stunden. Insgesamt nahmen 41 Personen an der Studie teil. Die Daten von einer Versuchsperson wurden von der Untersuchung ausgeschlossen, da diese nachträglich der Speicherung und Nutzung des Videomaterials widersprochen hat. Somit gingen $n = 40$ komplette Datensätze in die Auswertung mit ein. Die durchschnittliche Größe der männlichen Versuchspersonen betrug 184cm (+- 6.9cm) bei einem durchschnittlichen Gewicht von 85kg (+- 8,9kg). Bei den weiblichen Versuchspersonen betrug die durchschnittliche Körpergröße 168cm (+- 4.8cm) bei einem Gewicht von 63kg (+- 11kg).

7.1.1 Abbruchkriterien

Die Definition der allgemeinen Abbruchkriterien erfolgte in Anlehnung an die Empfehlungen der ELA-Dokumentation [57]:

- Unsichere bzw. ungünstige Ausführung (Beobachtung durch Testleiter)
- Erreichen einer Herzfrequenz, die 85% der maximalen Herzfrequenz entspricht (errechnet nach der Formel $220 - \text{Lebensalter}$).
- Unwohlsein
- Patient äußert, dass er die Tätigkeit nicht weiter ausführen kann oder möchte.

Zusätzlich wurden für die Untersuchung relevante testspezifische Abbruchkriterien für die Lastenhandhabung definiert:

Bei dem Test „Komplexe Merkmale, Heben Arbeitsfläche, Arbeitsfläche – oben“ wird die maximale Last zur Verletzungsprophylaxe auf 15kg für Frauen und 25kg für Männer festgesetzt.

Da die Untersuchungen vornehmlich Veränderungen im submaximalen Bereich fokussieren, wurde zusätzlich das unterschreiten des Wertes „sechs“ auf der zehnstufigen ELA-Skala (Sehr gute Ausführbarkeit = 10, sehr schlechte Ausführbarkeit = 1) als Abbruchkriterium definiert.

7.1.2 Versuchsaufbau 1: Körperhaltung, Arme in Vorhalte/Überkopf

Die erste Station beinhaltete eine einfache Schraubtätigkeit in zwei unterschiedlichen Höhen, die individuell an die Körpergröße angepasst wurde. Die Tätigkeit sollte pro Durchlauf über einen Zeitraum von fünf Minuten durchgeführt werden. Der Versuchsleiter informierte die Versuchspersonen über den Versuchsablauf und erläuterte den Hintergrund des Versuchs. Weiterhin wurde ein Bild von der entsprechenden Station der Versuche in Altenberge gezeigt, um den Versuchspersonen einen Bezug zur Praxis geben zu können. Zehn Schrauben (M8 x 60) waren an einer höhenverstellbaren Kette auf einer Breite von drei Metern mit Gewindemuttern befestigt. Die rot gestrichelten Linien in Abb. 19 dienen als Visualisierung der Griffachse zur individuellen Bestimmung der Arbeitshöhe. Beim ersten Versuchsdurchlauf „Arme in Vorhalte“ wurde die Arbeitshöhe bei rechtwinklig angewinkeltem Arm mit Ellbogen auf Schulterhöhe gemessen (Abb. 19, oben links).

Beim zweiten Versuchsdurchlauf „Arme Überkopf“ wurde die Arbeitshöhe auf Griffachseniveau bei vollständig nach oben ausgestrecktem Arm definiert (Abb. 19, unten links). Die jeweils mittleren Bilder zeigen die daraus resultierende Arbeitshaltung während der Versuchsdurchführung. Eine Detailaufnahme der Schraubtätigkeit findet sich in Abb. 19, oben rechts.



Abb. 19 Versuchsaufbau Arme in Vorhalte, Überkopf

Die Ausrichtung der Versuchspersonen sollte immer frontal zum Sensor sein. Der Sensor wurde in einer Entfernung von 3m in einer Höhe von 1.30m und einem Neigungswinkel von zwei Grad frontal, mit freiem Blickfeld zum Versuchsaufbau ausgerichtet. Bei dieser Entfernung und Ausrichtung war gewährleistet, dass sowohl große- als auch kleine Versuchspersonen zu jeder Zeit im optimalen Erfassungsbereich mit einer guten Sichtbarkeit der Bodenebene erfasst werden konnten.

Vor jeder Aufnahme sollten die Versuchspersonen eine T-Pose einnehmen, eine statische Pose mit geschlossenen, gestreckten Beinen, aufrechtem Oberkörper, die Arme 90° gestreckt abduziert. Die Handflächen der gestreckten Hand zeigten dabei gerade nach unten, der Kopf wurde mit nach vorn gerichtetem Blick gerade gehalten. Die Pose war ursprünglich als Initialpose zur späteren Bestimmung des Startpunktes gedacht. Da jedoch einige Versuchspersonen nach der T-Pose die Arme noch einmal heruntergenommen haben, oder sich erst noch einmal neu positioniert haben bevor die eigentliche Arbeitsaufgabe begann, wurde in der Auswertung der Startpunkt um 15 Sekunden nach hinten verschoben.

Die Versuchspersonen erhielten die Arbeitsaufgabe, jeweils eine Mutter von der Schraube zu lösen, die Schraube aus dem Kettenglied zu entfernen und in dem benachbarten Kettenglied wieder zu befestigen. Ein Ablegen der Hände auf der Kette war nicht zulässig, dies wurde während des Versuchs vom Versuchsleiter optisch überprüft. Heruntergefallene Muttern oder Schrauben sollten nicht aufgehoben werden. Die Versuchspersonen wurden darüber informiert, dass ein Auslockern der Arme bei Bedarf zulässig ist.

7.1.2.1 Datenauswertung

Als Kriterium für die Bewertung des Interrater-Vergleichs wurden die Anzahl der Entlastungen, wo beide Arme für mindestens zwei Sekunden deutlich unterhalb der Schulterachse ausgelockert wurden, ausgewertet.

Bei der Programmierung wurden die Y-Koordinaten der beiden Handgelenke (Wrist-Right und Wrist-Left) als Referenzpunkt für die Armposition verwendet. Die kritische Höhe, die unterschritten werden musste, wurde dazu individuell berechnet als Schulterhöhe – 15% der Körpergröße. Dieses Maß wurde gewählt, um kurze Sequenzen, in denen ein Arm nur leicht abgesenkt wurde, beispielsweise zum Umgreifen oder Nachfassen der Mutter, nicht als notwendige Entlastung zu werten (vgl. Abb. 19, unten rechts). Im Programmcode wurden die Anzahl der Ereignisse und zusätzlich die Zeitspanne der Ereignisse gespeichert und im Anschluss, wie in Kapitel 5.2.7 beschrieben, als Excel Datei exportiert.

Die Weiterverarbeitung und die Auswertung aller Excel Dateien erfolgten in Matlab. Die manuellen Beobachtungen von Entlastungen wurden während der Versuche im Bemerkungsfeld auf den Versuchsleiterbögen eingetragen. Diese wurden manuell gezählt und pro Versuchsdurchlauf in eine Vergleichstabelle eingetragen. Basierend auf dieser Tabelle wurden für den Interrater-Vergleich zwischen manueller Bewertung und automatisiert erfassten Werden zwei quadratische Konfusionsmatrizen erstellt; eine für das Hauptkriterium „beide Arme unterhalb der definierten kritischen Höhe“, und eine für das Kriterium „ein Arm unterhalb der definierten kritischen Höhe“. Das Skalenniveau der Daten kann durch einen existierenden Nullpunkt („keine Entlastungen“) und nachfolgend intervallskalierten Abständen, als kardinalskaliert angenommen werden. Bei der Berechnung der Interrater-Reliabilität sollten größere Abweichungen ein höheres Gewicht erhalten. Deswegen wurde für die inferenzstatistische Auswertung ein linear gewichteter Kappa Koeffizient ausgewählt.

7.1.3 **Versuchsaufbau 2: Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung**

In Anlehnung an die reale Arbeitsstation „Kommissionierung Querträger“ wurde unter Berücksichtigung der sensorspezifischen Rahmenbedingungen ein Versuchsaufbau konstruiert, in dem eine Last von einer unteren Ablagefläche auf eine definierte Höhe gehoben und wieder abgesenkt werden musste. Als zu Grunde liegender FCE-Test wurde der Test „Heben Arbeitsfläche, Arbeitsfläche oben“ gewählt, welches das Umsetzen einer Last mit einer stufenförmigen Steigerung der Gewichtsbelastung bis zum Erreichen eines Abbruchkriteriums beinhaltet. Das initiale Gewicht betrug 2,5kg, die Steigerung pro Stufe jeweils 2,5kg bis zu einem im Ethik Antrag und der Versuchsbeschreibung definierten Abbruchkriterium. Die maximale Gewichtsbelastung wurde auf 15kg für Frauen und 25kg für Männer festgelegt. Somit ergeben sich maximal 6 Stufen bei Frauen und 10 Stufen bei Männern.

Die Höhen der Arbeitsflächen wurden in diesem Test nicht individualisiert, da die entsprechenden Transportwagen in der Produktion ebenfalls nicht höhenverstellbar sind. Die Höhe der unteren Ablagefläche betrug 80cm, die Höhe der oberen Ablagefläche 115cm. Die Breite wurde so gewählt, dass die beiden Flächen zum Abliegen nicht beide gleichzeitig im direkten Sichtfeld der Versuchspersonen lagen, und somit zusätzlich zu der eigentlichen Hebeaufgabe eine koordinative Anforderung in Form eines zweiseitigen Fügens beinhaltete. Die Querträger wurden mit einer Hantelstan-

ge simuliert, an welcher jeweils am Ende die entsprechenden Gewichte beidseits symmetrisch angebracht wurden (siehe Abb. 20). In Anlehnung an das ELA Testverfahren wurden 10 Hebevorgänge (5x anheben von der unteren Ablagefläche auf die obere Ablagefläche und 5x wieder herunterheben auf die untere Arbeitsfläche) pro Stufe durchgeführt. Der Start- und Zielpunkt war immer die untere Ablagefläche.



Abb. 20 Versuchsaufbau Heben Arbeitsfläche, Arbeitsfläche oben

Die Aufnahme der Bewegung erfolgte mit einem frontal zur Versuchsperson ausgerichteten Kinect v2 Sensor. Die Höhe betrug 1,60m der Neigungswinkel 18Grad. Die Entfernung zur unteren Ablagefläche betrug 1,58m. Durch diese Konfiguration wurde ein freies Sichtfeld für den Sensor, bei gleichzeitig guter Sichtbarkeit der Bodenebene und genügend Erfassungsfläche, um sowohl sehr große, als auch sehr kleine Versuchspersonen zu jeder Zeit vollständig erfassen zu können, gewährleistet. Wie auch bei der ersten Station erfolgte während der Versuchsdurchführung lediglich die Aufzeichnung der Kinect- Rohdaten im proprietären *.xef Format.

7.1.3.1 Matlab Import + Preprocessing

Die zuvor über das C# Programm erstellten Excel Dateien wurden automatisiert in Matlab eingelesen. Jedem Proband wurde eine Spalte in einer Zell- Struktur zugeordnet, jeder Versuchsdurchlauf erhielt eine eigene Zelle. Die Daten wurden in Form von Tabellen (Tables) in den Zellen gespeichert, so dass jede Zelle zunächst eine Kopie der jeweiligen Excel Datei mit 114 Spalten und je einer Zeile pro aufgenommenen Frame enthielt. Um die Daten zu synchronisieren und ausschließlich Bewegungsdaten des Versuchs auszuwerten erfolgte zum Ausschluss der T-Positionsdaten zunächst eine teilautomatisierte Kürzung der Daten. Der Startpunkt wurde kurz vor dem ersten Minimum der eigentlichen Bewegung gesetzt und alle Spalten an dieser Position gekürzt. Die weitere Verarbeitung erfolgte automatisiert.

7.1.3.2 Normalisierung der Daten

Für eine einheitliche Darstellung und für eine bessere Vergleichbarkeit der Daten zwischen einzelnen Versuchsdurchläufen wurden die Daten vor der weiteren Aus-

wertung normalisiert. Die dazu verwendete Funktion OwnNormalizeTableInput wurde in einer Schleife über alle Spalten der importierten und vorverarbeiteten Daten angewendet.

Programmcode 2: Matlab Funktion OwnNormalizeTableInput

```
function y = OwnNormalizeTableInput(tbl, spalte, interv)
% Syntax: y=normalize(tbl, Spalte, interv) - normalisiert die angegebene Spalte
% "Spalte" des Tables "tbl" in Schritten der Länge 'interv' ausgehend von seiner
% ursprünglichen Zeitachse auf 100%.
% "tbl" sind die zu normalisierenden Daten im Table Format
% "interv" gibt die gewünschte Schrittweite der Normalisierung an
% "spalte" (int) die zu normierende Spalte wenn mehrere Spalten vorhanden sind.
t_mod=0:100/(height(tbl)-1):100;
t_nor=0:interv:100;
Header = tbl.Properties.VariableNames;

s = round(interp1(t_mod, tbl{:,spalte}, t_nor,'pchip'),4)';
y = table(s, 'VariableNames', Header(spalte));
```

Um eine möglichst geringe Beeinflussung der Originaldaten zu erhalten, wurde als Interpolationsmethode zwischen den Intervallstützstellen die Methode „Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial“ (PCHIP) in Matlab verwendet [102]. Als Intervall wurde der Wert 0.5 verwendet. Daraus ergibt sich eine x-Achsenkalierung von 0 bis 200.

7.1.3.3 Lokale Extremstellen bei der Lastenhandhabung

Zur Identifikation von Extremstellen der Lastenhandhabung wurde für alle Versuchsdurchläufe ein Weg-Zeit Diagramm der Höhenverläufe der Hantelstange berechnet. Da die Last selbst nicht vom Sensor erfasst werden konnte, wurden als Referenzen die Kurven der Y-Werte der rechten Hand analysiert. Hierbei wurde die Annahme zugrunde gelegt, dass ein „spitzer“ Verlauf einer Extremstelle, also eine große Höhenänderung pro Zeit mit einer höheren Beschleunigung und Bewegungsgeschwindigkeit der Last einhergeht. Folglich sprechen relativ breite Kurven für eine relativ geringe Geschwindigkeit ohne große Belastungsspitzen. Als Kriterien für die Identifikation der Peaks wurden vier Parameter ausgegeben: 1.Peak Lokalisation, 2.Peak Höhe, 3.Peak Breite und 4.Prominenz des Peaks. Die verwendeten Eingabeparameter finden sich in Programmcode 3.

Programmcode 3: FindLocalPeaks und fmin Funktion, exemplarisch für die Y-Koordinaten der rechten Hand

```

c = size(Tblnormiert,2);

% Parameter findpeaks
minPeakProminence = 0.02;
minPeakDistance = 7;
minPeakHeight = 1.1;

% Parameter fmin
minHeight = 0.85;
minProminence = 0.2;
minSeparation = 10;

for i = 2:c
    for k = 1:10
        if isempty(Tblnormiert{k,i}) == 0
            [pksR{k,i}, locsR{k,i}, wR{k,i}, pR{k,i}] =
                findpeaks(Tblnormiert{k,i}.HandRight_Y, 'WidthReference', 'halfheight',
                    'MinPeakProminence', minPeakProminence, 'MinPeakDistance',
                    minPeakDistance, 'MinPeakHeight', minPeakHeight);
            minR{k,i} = fmin(Tblnormiert{k,i}.HandRight_Y, minHeight,
                minProminence, minSeparation);
        end
    end
end
end

```

Über den Parameter 'WidthReference' wird die Art der Bestimmung der Peakbreite festgelegt. Für den späteren Vergleich der Peakbreiten zwischen Absetzen der Last und Anheben der Last auf der oberen Arbeitsfläche wurde die Einstellung 'halfheight' verwendet. Hierbei wird die Peakbreite auf der Hälfte der gesamten Peakhöhe gemessen, seitlich begrenzt durch eine senkrechte Linie durch das darauffolgende Minimum.

Die lokalen Minima wurden mit der Funktion "islocalmin(A)" der Statistics And Machine Learning Toolbox von Matlab ermittelt.

7.1.3.4 FindLocalPeaks- Funktion, Standardauswertung

Bei einer vollständigen Erfassung ohne besondere Vorkommnisse besteht das Ergebnis der FindLocalPeaks Funktion aus jeweils 10 Peaks (jeweils 5x unmittelbar vor dem Absetzen auf der oberen Arbeitsfläche und 5x nach dem (wieder-) Anheben). Weiterhin sind während des Bewegungsverlaufes 4 Minima jeweils beim Absetzen auf der unteren Arbeitsfläche lokalisiert. Das jeweils erste und letzte Minima entspricht dem Start bzw. Endpunkt (vgl. Abb. 21).

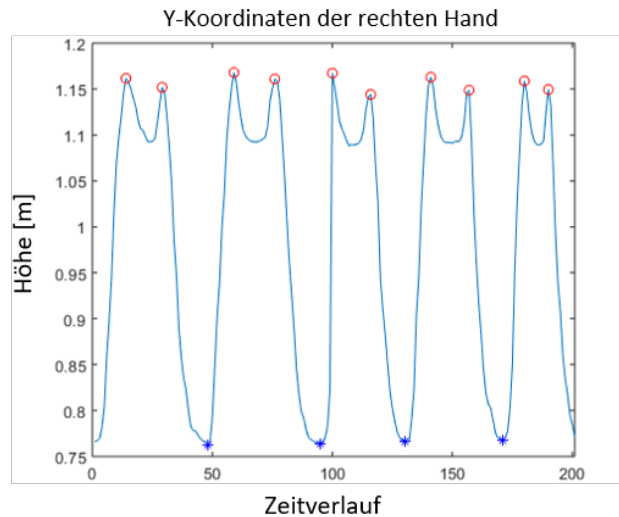


Abb. 21 Exemplarischer Verlauf und Lokalisation der Extremwerte der Lastenhandhabung am Beispiel der Y-Koordinaten der rechten Hand

Die Lokalisation der Peaks wurde in einem weiteren Schritt für die Unterteilung der Daten in einzelne Zyklen verwendet. Durch die zuvor erfolgte Normalisierung der Daten (Kapitel 7.1.3.2, S.68) konnte die Analyse für alle Parameter synchronisiert über die x-Achsenwerte der Peaks erfolgen.

Zunächst wurde geprüft, ob ein systematischer Unterschied zwischen den jeweils „ersten Peaks“ P_{absO} und den „zweiten Peaks“ P_{anhO} besteht, der eine zusätzliche Differenzierung dieser Parameter bei der Analyse erforderlich machen würde. Dazu wurden die beiden Messwertreihen global über alle Versuchspersonen und Versuchsdurchläufe mit einem t – test auf Gleichheit getestet.

Auf Basis der Ergebnisse dieses Tests wurden die Peakhöhen sowie Peakbreiten vor dem Absetzen oben (Peak Nr. 1,3,5,7,9, „ P_{absO} “) und unmittelbar nach dem Anheben oben (Peak Nr. 2,4,6,8,10, „ P_{anhO} “) sowie die lokalen Minima für die weitere Analyse getrennt voneinander gespeichert.

Zur Überprüfung, ob es einen Einfluss der Belastungsstufe auf die Peakhöhen und -breiten gibt, wurden die Mittelwerte der Peaks P_{absO} und P_{anhO} innerhalb einer Laststufe für jeden Versuchsdurchlauf berechnet. In einer anschließenden einfaktoriellen Varianzanalyse (ANOVA) mit Bonferroni-Post-Hoc-Test wurden die Daten auf signifikante Unterschiede zwischen den einzelnen Laststufen untersucht.

7.1.3.5 Interrater-Vergleich bei besonderen Vorkommnissen

Unter „besondere Vorkommnisse“ wurden solche Ereignisse definiert, bei denen die Extremwertanalyse nicht die erwartungskonforme Anzahl an Peaks ergeben hat. Zunächst erfolgte eine Gruppierung der Daten in Versuchsdurchläufe mit $n > 10$ Peaks und $n < 10$ Peaks. Für den ersten Fall wurden die ID und der Versuchsdurchlauf in eine Liste für Versuchsdurchläufe mit Auffälligkeiten im Bewegungsverlauf für den Vergleich mit den Bemerkungen auf den Versuchsleiterbögen gespeichert. Für den Fall dass weniger Peaks als erwartet auftraten wurde eine zusätzliche Abfrage durchgeführt: Da die Skelettmodellerkennung beim Kinect Studio Playback teilweise verspätet eingesetzt hat, wurde bei einigen Versuchen der erste Peak nicht erfasst.

Für diesen speziellen Fall (Anzahl Peaks = 9 und Anzahl der Peaks vor dem ersten Minimum = 1) wurde der Versuch nicht in die Liste der Versuchsdurchläufe mit Auffälligkeiten in der Bewegungsausführung aufgenommen. Für die automatisierte Klassifizierung, ob ein Versuchsdurchlauf Auffälligkeiten enthielt, wurden die Peaks beider Körperseiten analysiert.

Abb. 22 zeigt zwei exemplarische Verläufe für Versuche mit besonderen Vorkommnissen.

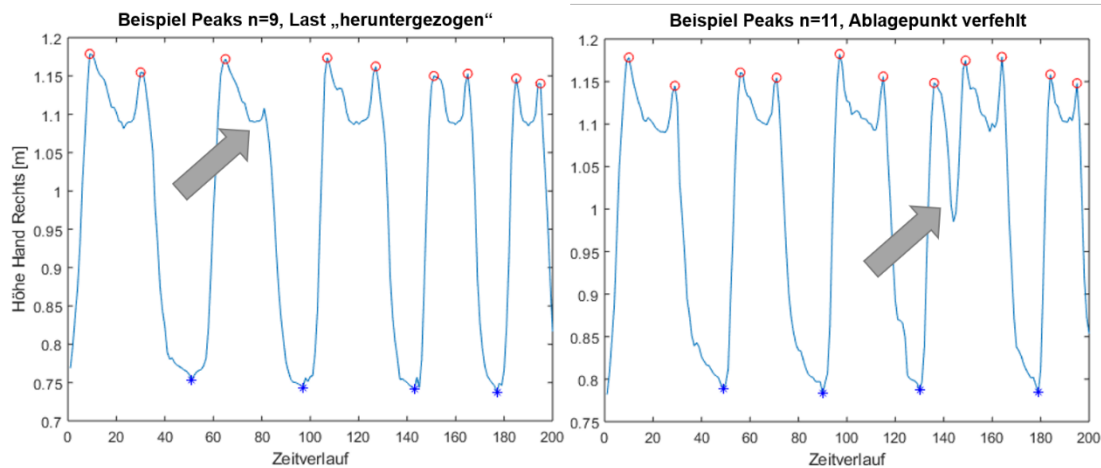


Abb. 22 Beispiele für Weg-Zeit Verläufe bei $n = 9$ Peaks (links) und $n = 11$ Peaks (rechts)

Um eine gemeinsame Beurteilungsbasis zu schaffen, wurden die Bemerkungen auf den Versuchsleiterbögen manuell codiert. Da auf den Versuchsleiterbögen nicht zwischen der Körperseite unterschieden wurde, die für die besonderen Vorkommnisse verantwortlich war, wurde die Codierung lediglich auf der Ebene der Versuchsdurchläufe mit einer binären Codierung in Matlab gespeichert (0 = keine Auffälligkeiten, 1 = erkannte Auffälligkeiten).

Zusätzlich wurde bei den Einträgen zwischen leichten Unsicherheiten („Fügen schwierig“) und deutlichen Abweichungen („Ablagefläche verfehlt“) unterschieden. Die Bewertung der Interrater-Reliabilität wurde zwischen den automatisiert ermittelten Auffälligkeiten und der manuellen Codierung berechnet. Dabei wurden die Datensätze mit Peaks < 9 den leichten Unsicherheiten und die Datensätze mit Peaks > 10 den deutlichen Abweichungen zugeordnet.

Es wurden alle Versuchsdurchläufe ab der zweiten Laststufe berücksichtigt, da die Versuchspersonen sich in der ersten Laststufe zunächst an die Bewegungsausführung gewöhnen sollten. Als Kriterium für die Bewertung der Interrater-Reliabilität wurden die deskriptiven Übereinstimmungen der Bewertungen und eine inferenzstatistische Prüfung auf Unabhängigkeit der Bewertungen durchgeführt. Da es sich bei den Bewertungen um rein binäre Codierungen handelt, wurde der nicht parametrische Fishers Exakter Test verwendet, welcher sich gut für die Analyse dichotomer Merkmale eignet. Mit dem Test wird über die Annahme oder Zurückweisung der Nullhypothese $H_0 =$ „es gibt keinen nicht zufälligen Zusammenhang zwischen den Bewertungen“ entschieden. Als Signifikanzniveau für diese Entscheidung wurde $p < 0.05$ definiert.

7.1.3.6 Funktionelle Parameter in Bezug zur Laststufe

Neben dem standardisierten Export der Koordinaten der Gelenkpunkte wurden für die zweite Station zusätzlich funktionelle Parameter definiert. Diese Parameter dienten unter anderem für die manuelle Suche nach objektivierbaren Zusammenhängen innerhalb des Bewegungsmusters der Versuchspersonen bei der Lastenhandhabung. Gesucht wurden diejenigen Parameter, die potentiell auch auf einem Versuchsleiterbogen während der Testung notiert werden könnten.

Dazu wurden pro Laststufe die Mittelwerte der funktionellen Parameterwerte aller Versuchspersonen (nach Geschlechtern getrennt), sowohl an den lokalen Minima, als auch den lokalen Peaks nach dem wieder Anheben der Last von der oberen Ablagefläche, berechnet.

Zur Überprüfung ob sich die Parameter in Bezug auf die zu bewegende Last ändern, wurde im Anschluss eine nach Laststufe gruppierte einfaktorielle Varianzanalyse (ANOVA) mit Post-Hoc Test und Bonferroni Korrektur durchgeführt. Das Signifikanzniveau wurde mit $p < 0.05$ definiert.

Für die zweite Station wurden die folgenden funktionellen Parameter im C#-Code berechnet und exportiert (siehe Tab. 15):

Tab. 15 Zusätzlich ausgewertete funktionelle Parameter

Parameter Name	Beschreibung
AbstandZumSensor	Senkrechter Abstand der Versuchsperson in Z- Richtung vom Sensor (Referenzpunkt: Spine Base)
DiffElbHandRY	Abstand der Gelenkpunkte des rechten Ellbogens und der rechten Hand in Y-Achsrichtung (vertikaler Abstand)
DiffElbHandRZ	Abstand des rechten Ellbogens und der rechten Hand in Z-Achsrichtung (horizontaler Abstand)
Ellbogenbreite	Referenz: Senkrechter Abstand der X-Koordinaten der Gelenkpunkte ElbowRight, ElbowLeft
Griffbreite	Referenz: Senkrechter Abstand der X-Koordinaten der Gelenkpunkte WristRight, WristLeft
KniewinkelLi	Kniewinkel links, 180° = gestreckt
KniewinkelRe	Kniewinkel rechts, 180° = gestreckt
LastHueftabstand	Referenz: Senkrechter Abstand der Z-Koordinaten der Gelenkpunkte rechte Hand (Hand_Right) und Hüfte (SpineBase)
Rumpfflexion	Rumpfvorneigung. Referenz: Winkel des Segments SpineBaseSpineShoulder zur Frontalebene
Schrittbreite	Referenz: Senkrechter Abstand der X-Koordinaten der Gelenkpunkte AnkleRight, AnkleLeft
Schrittweite	Referenz: Senkrechter Abstand der Z-Koordinaten der Gelenkpunkte AnkleRight, AnkleLeft

7.2 Ergebnisse der FCE-Versuche

Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse der zuvor vorgestellten Methodik präsentiert. Die Ergebnispräsentation erfolgt für jede Station separat.

7.2.1 Ergebnisse des Versuchs Körperhaltung, Arme in Vorhalte/Überkopf

Die erste Station beinhaltete zwei Ausführungsbedingungen für die Arbeitstätigkeit. Die Ergebnisse der Auswertungen für die Bedingung „Arme in Vorhalte“ (Station 1.1) und „Überkopfarbeit“ (Station 1.2) werden zunächst getrennt voneinander vorgestellt, im Anschluss erfolgt ein Vergleich der beiden Ausführungsbedingungen.

7.2.1.1 Ergebnisse „Arme in Vorhalte“

Als Kriterium für den Interrater-Vergleich wurden die Bemerkungen auf den Versuchsleiterbögen mit den automatisch ermittelten Werten verglichen. Abb. 23 zeigt die Übereinstimmungsmatrix für das Kriterium „beide Arme abgesenkt“.

Übereinstimmung: 74.36%

1	87.5% 14	18.2% 2	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
2	12.5% 2	72.7% 8	20.0% 1	33.3% 1	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
3	0.0% 0	0.0% 0	40.0% 2	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
4	0.0% 0	0.0% 0	20.0% 1	66.7% 2	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
5	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
6	0.0% 0	9.1% 1	0.0% 0	0.0% 0	100.0% 1	100.0% 2	0.0% 0
7	0.0% 0	0.0% 0	20.0% 1	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	100.0% 1
	1	2	3	4	5	6	7
	Automatisiert						

Abb. 23 Arme in Vorhalte, Übereinstimmungsmatrix für das Kriterium „beide Arme abgesenkt“

Bei der Station 1.1 wurde diese Bedingung maximal 7-mal dokumentiert. Bei einem Versuchsdurchlauf mussten die Daten von einer Versuchsperson aufgrund fehlerhafter Sensordaten manuell ausgeschlossen werden. Insgesamt verblieb somit eine Anzahl von $n = 39$ Versuchspersonen. Für den Interrater-Vergleich wurde ein linear gewichteter Kappa Koeffizient gewählt. Für das Kriterium beide Arme unterhalb der Schulterhöhe konnte eine fast perfekte Interrater-Reliabilität ermittelt werden ($k = 0.8485$). Die Ergebnisse aller berechneten Parameter sind in Tab. 16 dokumentiert.

Tab. 16 Arme in Vorhalte, Interrater-Vergleich, Kriterium: beide Arme entlastet, linear gewichteter Kappa Koeffizient

Parameter: Station 1.1 beide Arme entlastet	Wert
Übereinstimmung (p_0)	0.9646
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.7661
Cohen's Kappa Koeffizient (k)	0.8485
Kappa Fehler	0.0889
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.6741 1.0228
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Perfect agreement
Varianz, z, p	0.0056, 11.3503, <0.001

Zusätzlich wurde ein linear gewichteter Interrater-Vergleich für das Kriterium „nur ein Arm entlastet“ gerechnet. Die ermittelte Übereinstimmung fällt hierbei mit $p_0 = 0.9167$, $k = 0.7100$, $p = <0.001$ (Substantial agreement, Zurückweisung der Nullhypothese) etwas geringer aus.

7.2.1.2 Ergebnisse „Überkopfarbeit“

Abb. 24 zeigt die Übereinstimmungsmatrix für das Kriterium „beide Arme abgesenkt“. Bei der Station 1.2 wurde diese Bedingung maximal 11-mal dokumentiert ($n = 40$).

Übereinstimmung: 75.00%

1	91.7% 11	12.5% 1	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%
2	8.3% 1	75.0% 6	20.0% 1	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%
3	0.0% 0	12.5% 1	60.0% 3	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%
4	0.0% 0	0.0% 0	20.0% 1	100.0% 4	0.0% 0	0.0% 0	NaN%	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%
5	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	100.0% 3	0.0% 0	NaN%	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%
6	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	66.7% 2	NaN%	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%
7	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	33.3% 1	NaN%	0.0% 0	00.0% 1	0.0% 0	NaN%
8	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%	50.0% 1	0.0% 0	0.0% 0	NaN%
9	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%	50.0% 1	0.0% 0	50.0% 1	NaN%
10	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%
11	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	NaN%	0.0% 0	0.0% 0	50.0% 1	NaN%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11

Automatisiert

Abb. 24 Arme Überkopf, Übereinstimmungsmatrix für das Kriterium „beide Arme abgesenkt“

Die Bewertungen „7“ und „11“ wurden dabei vom automatisierten System zu keinem Zeitpunkt vergeben. Dies wird in den entsprechenden Spalten durch „NaN“ (Not a

Number) gekennzeichnet. Die Ergebnisse des Interrater-Vergleichs dieser Station sind in Tab. 17 dokumentiert.

Tab. 17 Arme Überkopf, Interrater-Vergleich, Kriterium: beide Arme entlastet, linear gewichteter Kappa Koeffizient

Parameter: Station 1.2 beide Arme entlastet	Wert
Übereinstimmung (p_0)	0.9725
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.7213
Cohen's Kappa Koeffizient (k)	0.9013
Kappa Fehler	0.0928
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.7195 1.0832
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Perfect agreement
Varianz, z, p	0.0106, 8.7717, <0.001

Auch bei dieser Station wurde zusätzlich ein linear gewichteter Interrater-Vergleich für das Kriterium „nur ein Arm entlastet“ gerechnet. Die ermittelte Übereinstimmung beträgt $p_0 = 0.9474$, $k = 0.8225$, $p = <0.001$ (Perfect agreement, Zurückweisung der Nullhypothese).

7.2.1.3 Subjektives Belastungsempfinden und Anzahl der Entlastungen

Tab. 18 dokumentiert die errechneten Mittelwerte und die zugehörige Standardabweichung der ELA- Skalenwerte und der ermittelten Anzahl der Entlastungen („beide Arme unterhalb der Schulterhöhe“) im deskriptiven Stationsvergleich.

Tab. 18 Bereich Körperhaltung, durchschnittliche ELA-Skalenbewertung und Anzahl der Entlastungen

Station	ELA MW	ELA SD	Entlastungen MW	Entlastungen SD
Arme in Vorhalte	7.74	1.87	1,46	1,89
Arme Überkopf	5.90	1.90	2.55	2,89

7.2.2 **Ergebnisse des Versuchs Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung**

Bei der zweiten Station gingen $n = 338$ Versuchsdurchläufe von 40 Versuchspersonen in die Auswertung mit ein.

Der erste Teil der Auswertung beschreibt die Ergebnisse der manuellen Suche nach objektivierbaren Zusammenhängen innerhalb der erhobenen Parameter. Im zweiten Teil werden die Ergebnisse des maschinellen Lernens vorgestellt.

7.2.2.1 Lokale Extremstellen bei der Lastenhandhabung

Der Vergleich der absoluten Peakhöhen, die unmittelbar vor dem Absetzen der Last auf der oberen Arbeitsfläche (PH_{ab}) und unmittelbar nach dem (wieder-) Anheben von der oberen Arbeitsfläche (PH_{an}) auftraten, wurden über alle Versuchsdurchläufe und Lasten mit einem zweiseitigen t - test auf Gleichheit überprüft. Hier konnte ein signifikanter Unterschied ($t = 3.6267$, $p < 0.001$) ermittelt werden. Die zugehörigen Peakbreiten PB_{anO} und PB_{abO} wurden ebenfalls mit einem gepaarten t - test auf

Gleichheit überprüft. Auch hier zeigte sich ein signifikanter Unterschied der Messreihen ($t = -10.163$, $p < 0.001$).

Die deskriptive Aufschlüsselung der Mittelwerte und Standardabweichungen der Peakhöhen- und breiten für jede Laststufe sind in Tab. 19 aufgezeigt. Für die jeweilige Laststufe wurden nur diejenigen Versuchsdurchläufe berücksichtigt, bei denen exakt 10 Peaks erkannt wurden. Die entsprechende Anzahl an ausgewerteten Peaks ist pro Stufe dokumentiert (Zeile „n =“).

Tab. 19 Komplexe Merkmale, Mittelwert und Standardabweichung für die Peakhöhen- und Peakbreiten in Abhängigkeit zur Last

[kg]	2,5	5	7,5	10	12,5	15	17,5	20	22,5	25
n =	160	175	160	175	175	145	110	110	85	90
PHabO _{MW}	1,16	1,16	1,16	1,17	1,17	1,17	1,17	1,18	1,18	1,18
PHabO _{SD}	0,01	0,01	0,01	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
PHanhO _{MW}	1,16	1,16	1,16	1,17	1,17	1,17	1,16	1,17	1,17	1,17
PHanhO _{SD}	0,02	0,01	0,02	0,02	0,01	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
PBabO _{MW}	19,61	19,13	19,48	19,07	19,16	19,37	19,09	19,07	19,19	19,17
PBabO _{SD}	0,94	0,92	1,43	1,25	1,27	1,04	1,30	1,12	1,39	0,98
PBanho _{MW}	20,20	20,84	20,49	20,90	20,81	20,50	20,91	20,75	20,55	20,80
PBanho _{SD}	1,17	0,84	1,38	1,23	1,28	1,32	1,30	1,23	1,26	1,05

Zur Überprüfung, ob es innerhalb der Parameter signifikante Unterschiede zwischen den einzelnen Laststufen gibt, wurden die Daten mit einer gruppierten einfaktoriellen Varianzanalyse (ANOVA) mit nachfolgendem Bonferroni-Post-Hoc-Signifikanztest untersucht. Hier konnte lediglich für den Parameter PHabO ein signifikanter Unterschied gefunden werden ($F = 3.74$, $p < 0.001$). Hierbei bestand ein signifikanter Unterschied zwischen der ersten Belastungsstufe zur achten ($p = 0.01$) und neunten Belastungsstufe ($p = 0.01$). Die zweite Belastungsstufe zeigte einen signifikanten Unterschied im Vergleich zur neunten Stufe ($p = 0.02$). Eine Visualisierung der Peakhöhenverläufe PabsO findet sich in Abb. 25.

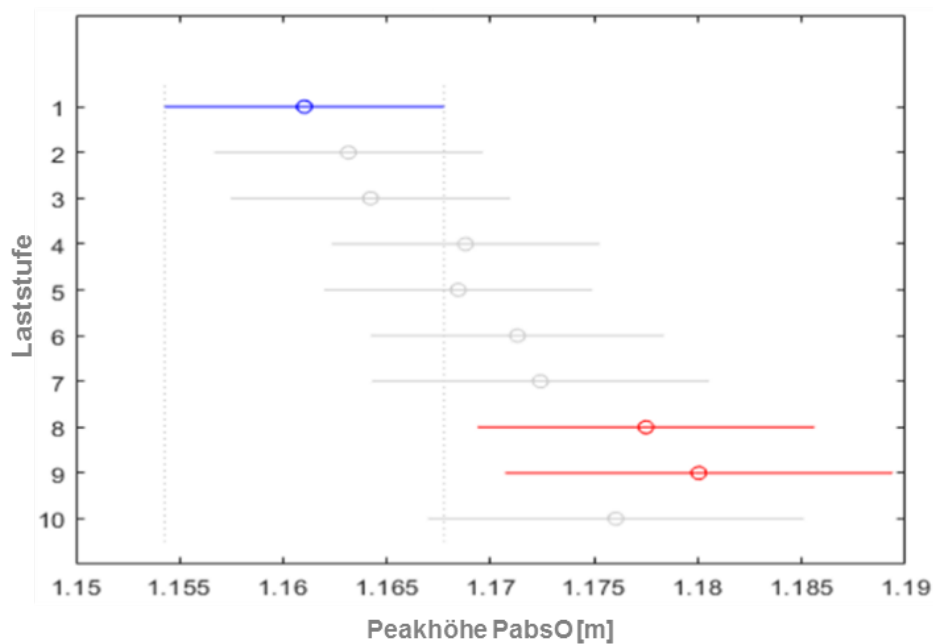


Abb. 25 Grafische Darstellung des Peakhöhenverlaufes PabsO pro Belastungsstufe. Signifikante Zusammenhänge sind farblich markiert.

7.2.2.2 Interrater-Vergleich bei besonderen Vorkommnissen

Zur Identifikation von besonderen Vorkommnissen bei der Lastenhandhabung wurde die Anzahl der automatisch ermittelten Peaks für jeden Versuchsdurchlauf analysiert. Nach der Korrektur von fehlenden ersten Peaks (vgl. Kapitel 7.1.3.5) verblieben $n = 14$ Versuchsdurchläufe, die in die Analyse des Interrater-Vergleichs mit eingingen. Bei $n = 12$ Versuchsdurchläufen wurden mehr als 10 Peaks gefunden, hier wurden alle Durchläufe für den Interrater-Vergleich herangezogen.

Die deskriptive Auswertung der übereinstimmenden Bewertungen bei Versuchsdurchläufen mit weniger als 10 Peaks ergab eine Übereinstimmung von 30.77%.

Die deskriptive Auswertung der übereinstimmenden Bewertungen bei Versuchsdurchläufen mit mehr als 10 Peaks ergab eine Übereinstimmung von 79.49%.

Die Ergebnisse der inferenzstatistischen Auswertung der übereinstimmenden Bewertungen bei Versuchsdurchläufen mit Auffälligkeiten mit dem exakten Test von Fisher findet sich in Tab. 20.

Tab. 20 Komplexe Merkmale, Ergebnisse Fishers Exakter Test, Peak Analyse bei besonderen Vorkommnissen, manuell vs. automatisiert

Parameter	Zurückweisung H_0	p-Wert
Versuchsdurchläufe mit Auffälligkeiten, Peaks < 10	Ja	0.0187
Versuchsdurchläufe mit Auffälligkeiten, Peaks > 10	Ja	0.0068

Die Nullhypothese $H_0 =$ „es gibt keinen nicht zufälligen Zusammenhang zwischen den Bewertungen“ konnte für beide Parameter bei einer definierten Signifikanzschwelle von $p < 0.05$ zurückgewiesen werden.

7.2.2.3 Funktionelle Parameter in Bezug zur Laststufe

Im Anschluss an die systematische Überprüfung über alle Versuchsdurchläufe wurde eine für die funktionellen Parameter eine nach Laststufe gruppierte einfaktorielle Varianzanalyse (ANOVA) mit Bonferroni-Post-Hoc-Test berechnet. Dabei wurden für den Vergleich der Werte am Peak nach dem Anheben oben (P_{anhO}) alle Durchgänge bei denen 10 Peaks erkannt wurden ($n = 274$) berücksichtigt. Der Vergleich der Werte an den lokalen Minima erfolgte für die Versuchsdurchläufe, bei denen vier lokale Minima erkannt wurden ($n = 319$). Die Darstellung der Ergebnisse der ANOVA erfolgt in tabellarischer Form (siehe Tab. 21).

Tab. 21 Ergebnisse der ANOVA, Veränderung der funktionellen Parameter über alle Laststufen * $p < 0.05$, ** $p < 0.001$

Methode Zeitpunkt	ANOVA P_{anhO}	ANOVA P_{anhO}	ANOVA Min	ANOVA Min
Geschlecht	m	w	m	w
Distanz zum Sensor**	F = 9.60 p < 0.001**	F = 4.19 p = 0.003*	F = 2.1 p = 0.031*	F = 0.8 p = 0.555
Rumpf Flexion	F = 1.42 p = 0.180	F = 2.15 p = 0.073	F = 0.09 p = 0.100	F = 0.47 p = 0.797
Ellbogenbreite**	F = 3.67 p < 0.001**	F = 1.15 p = 0.345	F = 1.55 p = 0.132	F = 2.05 p = 0.081
Griffbreite	F = 0.25 p = 0.985	F = 0.31 p = 0.904	F = 0.23 p = 0.991	F = 0.26 p = 0.994
Last-Hüftabstand*	F = 2.06 p = 0.035*	F = 1.2 p = 0.323	F = 1.10 p = 0.362	F = 0.29 p = 0.915
Schrittbreite	F = 0.59 p = 0.801	F = 0.40 p = 0.848	F = 0.83 p = 0.594	F = 0.69 p = 0.636
Schrittweite	F = 1.01 p = 0.4315	F = 1.35 p = 0.259	F = 0.83 p = 0.587	F = 1.92 p = 0.102
DiffElbHandRZ**	F = 12.76 p < 0.001**	F = 6.00 p < 0.001**	F = 2.63 p = 0.006*	F = 1.75 p = 0.134
DiffElbHandRY*	F = 2.32 p = 0.017*	F = 2.97 p = 0.019*	F = 0.08 p = 0.100	F = 0.09 p = 0.994
Kniewinkel	F = 0.70 p = 0.710	F = 0.48 p = 0.792	F = 1.17 p = 0.316	F = 0.53 p = 0.755

Für diejenigen Parameter, bei denen mit der ANOVA systematische Unterschiede innerhalb der Belastungsstufen ermittelt wurden ($p < 0.05$), erfolgt eine detaillierte Aufschlüsselung auf Basis des Bonferroni-Post-Hoc-Tests. In den Darstellungen sind

jeweils die zur ersten Laststufe signifikant unterschiedlichen Durchgänge (= Laststufen) visuell hervorgehoben. In Abb. 26 sind die Parameter nach Geschlechtern getrennt dargestellt.

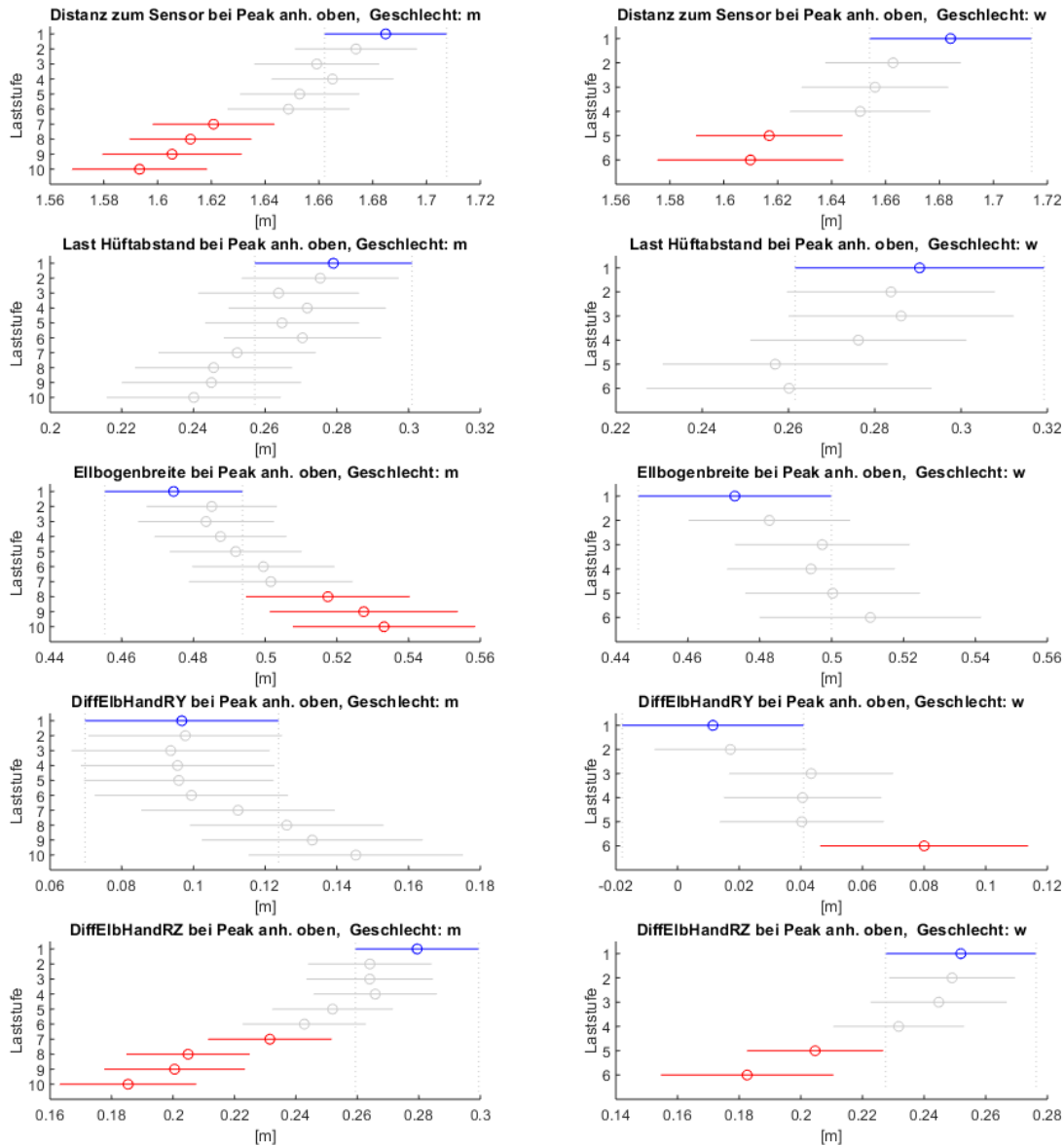


Abb. 26 Visualisierung der Ergebnisse des nach Laststufe gruppierten Bonferroni-Post-Hoc-Tests am Peak nach dem Anheben von der oberen Arbeitsfläche (P_{anhO}).

Bei den männlichen Versuchspersonen konnte bei den Parametern “Last Hüftabstand” und “DiffElbHandRY” trotz global gefundenen Unterschieden ($F = 2.06$, $p = 0.035$ // $F = 2.32$, $p = 0.017$) keine einzelne Laststufe ermittelt werden, die sich signifikant gegen eine andere Laststufe abhebt.

Für die Werte an den lokalen Minima wurde mit der ANOVA ebenfalls ein systematischer Unterschied über alle Laststufen ermittelt (vgl. Tab. 21). Allerdings konnte beim anschließenden Bonferroni-Post-Hoc-Test keine einzelne Laststufe ermittelt werden, die sich signifikant gegen eine andere abhebt. In Abb. 27 sind die zugehörigen Graphen analog zu der vorherigen Darstellung visualisiert.

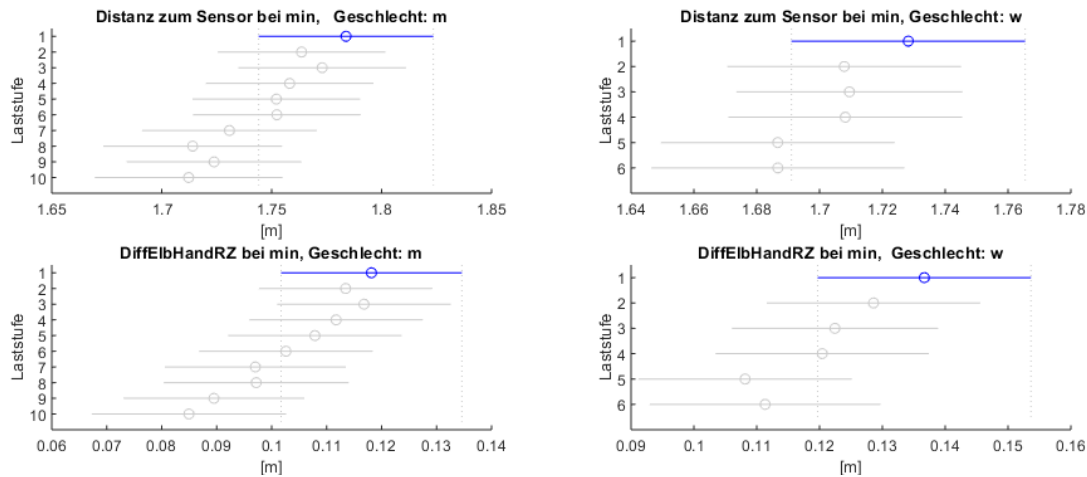


Abb. 27 Visualisierung der Ergebnisse des Bonferroni-Post-Hoc-Tests an den lokalen Minima

7.3 Diskussion der Ergebnisse der FCE-Versuche

Die gefundenen Einschränkungen und der Einfluss der Sensorpositionierung auf die Qualität der Ergebnisse wurden bei der Planung der Laborversuche für die Bewertung der Functional-Capacity-Evaluation Tests berücksichtigt. In den durchgeführten Tests war die Ausrichtung des Sensors zu jeder Zeit frontal zur Versuchsperson, bei freiem Sichtfeld auf alle Körperteile. Die im Folgenden präsentierten Ergebnisse wurden nach erfolgter qualitativer Prüfung der Skelettmodelldaten und der Verlaufskurven als zuverlässig eingestuft.

7.3.1 Körperhaltung, Arme in Vorhalte, Überkopf

Die erste Station wurde stellvertretend für FCE-Tests gewählt, bei denen Körperhaltungen bei Daueraufgaben in mehr oder weniger statischen Zwangshaltungen beurteilt werden sollen. Dies sind vor allem die Tests aus dem Bereich „Körperhaltung“, also Sitzen, Stehen, Knien, Hocken, Stehen vorgeneigt, Sitzen vorgeneigt und Arme in Vorhalte/über Kopf [57].

Für den Interrater-Vergleich wurde bei diesem Versuch ein linear Gewichteter Kappa-Koeffizient gewählt. Die Wichtung wurde gewählt, damit Bewertungen, die um zwei und mehr Ereignisse auseinander liegen, einen stärkeren Einfluss auf die Interrater-Reliabilität erhalten als diejenigen, die nur um ein einzelnes Ereignis auseinander liegen. Der ermittelte Kappa-Koeffizient betrug $k = 0.85$, also eine fast perfekte Übereinstimmung. Insgesamt lagen die Bewertungen bei nur drei Versuchsdurchläufen um mehr als eine Entlastung auseinander. In diesen Fällen lag entweder eine Verdeckung des Schultergelenks durch einen Ellbogen vor, was zu einem falsch er-

kannten Skelettmodell geführt hat, oder das zeitliche Intervall einzelner Entlastungen war kleiner als die zuvor definierte Mindestdauer von zwei Sekunden.

Durch die höhere Lage der Arbeitsebene im Vergleich zur Station 1.1 befand sich das Ellbogengelenk bei der zweiten Ausführungsbedingung während der regulären Arbeitstätigkeit bei allen Versuchspersonen oberhalb des Schultergelenks, wodurch dieses seltener verdeckt war und damit besser automatisiert erfasst werden konnte. Dies spiegelt sich ebenfalls in der im Vergleich zum ersten Durchlauf nochmals verbesserten Interrater-Reliabilität wieder (deskriptiv 75 % totale Übereinstimmung, $k = 0.90$).

7.3.2 Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung

Für den Bereich Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung wurde in Anlehnung an den industriellen Arbeitsplatz aus den Versuchen der Anforderungsanalyse der Test „Heben – Arbeitsfläche, Arbeitsfläche oben“ gewählt. Der Versuch wurde sowohl für die manuelle Suche nach objektivierbaren Parametern anhand von diskreten Daten, als auch nachträglich für die Prognose der Beanspruchung mit einem Algorithmus des maschinellen Lernens verwendet.

7.3.2.1 Identifikation von besonderen Vorkommnissen bei der Lastenhandhabung

Die Identifikation von besonderen Vorkommnissen erfolgte teilautomatisiert auf Basis der Annahme, dass sich Unsicherheiten im Bewegungsverlauf in den Weg-Zeit-Diagrammen des Lastverlaufes finden lassen. In Kapitel 7.1.3.5 wurden die entsprechenden Kriterien detailliert erläutert. Bei der Analyse der übereinstimmenden Bewertungen wurden unterschiedliche Ergebnisse in Bezug zur Peak Anzahl gefunden (Exemplarische Verlaufsdiagramme siehe Abb. 22, S. 72).

Für die Versuchsdurchläufe, in denen weniger als 10 Peaks gefunden wurden, konnte lediglich eine deskriptive Übereinstimmung von 33.8 %, $p = 0.0187$ zu den Bemerkungen auf den Versuchsleiterbögen gefunden werden. Die geringe deskriptive Übereinstimmung bei diesem Kriterium legt die Vermutung nahe, dass der Parameter $\text{Peaks} < 9 =$ „leichte Unsicherheit“ nicht eigenständig für die Identifikation von leichten Unsicherheiten in der Bewegungsausführung geeignet ist.

Im Gegensatz dazu konnten deutliche Abweichungen, wie beispielsweise das Verfehlen der oberen Ablagefläche oder das „An-ecken“ am oberen Ablagepunkt mit erneutem Anheben mit einer deskriptiven Übereinstimmung von 79.5 % anhand der Peak Analyse gut in den Daten gefunden werden. Mit dem exakten Test von Fischer wurde der Zusammenhang zwischen den Bewertungen mit einem Signifikanzniveau von $p = 0.0068$ bestätigt.

7.3.2.2 Funktionelle Parameter in Bezug zur Laststufe

Für die Ermittlung von Veränderungen innerhalb der funktionellen Parameter in Bezug zur Laststufe wurden zwei Referenzpositionen innerhalb des Bewegungszyklus definiert. Bei den Versuchen konnte ein Einfluss der Laststufe auf die Positionierung der Versuchspersonen zur Last und gleichfalls zum Abstand der Versuchspersonen zur Arbeitsfläche nachgewiesen werden. Die gefundenen Signifikanzen unterscheiden sich dabei nach Geschlecht und der gewählten Referenzposition (vgl. Tab. 21,

S.79). Mit steigender Last wurde die Last näher am Körper positioniert und die Versuchspersonen starteten in Erwartung einer höheren Last bereits näher an der Arbeitsfläche. Weiterhin wurden die Ellbogen mit steigender Last weiter nach außen und weiter über die Last gebracht. Dies zeigt sich anhand der systematischen Verringerung des Parameters „Distanz zum Sensor“, dem verringerten Parameter „Last-Hüftabstand“ und der jeweils verringerten Differenzen der Z- als auch Y- Koordinaten zwischen den Gelenkpunkten Ellbogen und Handgelenk.

Ein weiteres Kriterium, welches sich mit steigender Last signifikant verändert hat, war die Peakhöhe der ersten Peaks jeweils nach dem Anheben von der unteren Arbeitsfläche. Dies konnte allerdings nur bei den männlichen Versuchspersonen signifikant nachgewiesen werden. Hier konnte mit steigender Last eine Erhöhung der Peaks bei nahezu gleichbleibender Peakbreite in den Daten gefunden werden. Die Erklärung dafür ist im Bereich der Bewegungskoordination zu suchen, hier wird bei steigender Beanspruchung häufig ein „Schwung holen“ beobachtet [46, 57]. Dies konnte auf den Versuchsleiterbögen anhand der Bemerkungen „ruckartiges Anheben“ nachvollzogen werden. Es scheint also, dass die männlichen Versuchspersonen die Last mit zunehmender Beanspruchung mit mehr Schwung von der unteren Ablagefläche angehoben haben. Dabei fiel es - vermeintlich durch die Masseträgheit - dagegen schwerer, die Last am oberen Umkehrpunkt zu bremsen, was zu einem erhöhten Peaklevel geführt hat. Durch die erhöhte Last wurde diese gleichfalls auch schneller wieder abgesenkt. Dies äußert sich in der nahezu gleichbleibenden Peakbreite, trotz größerer Peakhöhe. Da auch hier das Abbremsen und die Koordination mit steigender Last schwieriger wurde, war ebenfalls die Geschwindigkeit beim Absetzen erhöht. Auf den Versuchsleiterbögen wurde dazu passend in den höheren Belastungsstufen vermehrt die Bemerkung „geräuschvolles Absetzen“ gefunden.

8 Versuche Fähigkeitsanalyse, Teil 2: maschinelles Lernen

Der Hintergrund zum Einsatz der Algorithmen zum maschinellen Lernen ist der Versuch, die Einschätzung des Therapeuten über die individuelle Beanspruchung des Patienten in der gegebenen Testsituation mit objektivierbaren Parametern zu unterstützen. Im ELA-Verfahren wird die durch den Therapeuten eingeschätzte Beanspruchung des Patienten in die Beanspruchungskategorien „Leicht“, „Mittelschwer“, „Schwer“ und „Maximal“ codiert. Damit werden also keine absoluten Werte angegeben, sondern Beanspruchungs-*Bereiche*.

Die Klassifizierungsziele für die Algorithmen des maschinellen Lernens werden daher ebenfalls in Ziel-*Bereiche* eingeteilt, um individuellen Schwankungen gerecht zu werden, und gleichfalls einer potentiellen pseudo-Genauigkeit vorzubeugen. Für das Training der Algorithmen wurden die Bewegungsdaten des Lastenhandhabungsversuches verwendet. Im Rahmen des Trainings wurden die von den Versuchspersonen angegebenen ELA-Skalenwerte als Referenz für die Klassifizierung herangezogen. Als Klassifizierungsziel wurde der exakte ELA-Skalenwert plus die jeweils unmittelbar benachbarten Skalenwerte definiert. Diese Bereiche entsprechen bei der späteren Validierung Werten auf der Diagonalen und Werten auf der direkten Nebendiagonalen innerhalb der Übereinstimmungsmatrix. In der Auswertung werden später zunächst die Anzahl der Klassifizierungen innerhalb des definierten Klassifizierungsziels angegeben und dahinter zusätzlich der Anteil von exakt mit den angegebenen Skalenwerten übereinstimmenden Bewertungen.

In Vorversuchen konnte herausgefunden werden, dass sich die Bewegungsmuster und ebenfalls die ELA-Skalenwerte im Verhältnis zur Last zwischen den Geschlechtern deutlich unterscheiden. Um den Einfluss des Geschlechts zu berücksichtigen, wurde manuell eine binäre Gruppierungsvariable (0 = männlich, 1 = weiblich) für jede Versuchsperson vergeben, anhand derer die Datensätze automatisiert geschlechtsstratifiziert aufgeteilt werden konnten.

Für die Trainings der Klassifizierungsalgorithmen wurden ausschließlich die Bewegungsdaten von 19 Gelenkpunkten des Kinect-Skelettmodells verwendet. Die zuvor berechneten funktionellen Parameter, die Parameter „Proband“ und „Last“, sowie die bei geschlossener Hand verdeckten Punkte „HandTip“ (Fingerspitze) und „Thumb“ (Daumen), wurden nicht für das Training der Algorithmen verwendet. Weiterhin wurden die Gelenkpunkte „Foot“ (Mittelfuß) ausgeschlossen, da diese lediglich redundante Informationen zu den Gelenkpunkten „Ankle“ (Sprunggelenk) bieten und zusätzlich bei infrarotabsorbierendem Schuhwerk (beispielsweise schwarzen Schuhen) nicht zuverlässig erfasst wurden.

Die verwendeten Gelenkpunkte werden jeweils über ihre X-, Y- und Z- Koordinaten im Raum repräsentiert, wodurch die Berechnung der Klassifizierung anhand von 57 Dimensionen erfolgte.

8.1 Auswahl der Klassifizierungsmethode

Bei der Auswahl der Klassifizierungsmethode wurden zwei Ansätze parallel verfolgt. Aufgrund der qualitativ deutlich sichtbaren Unterschiede der Bewegungsmuster in

unterschiedlichen Laststufen und den bei manueller Untersuchung der funktionellen Parameter gefundenen Zusammenhängen zur Laststufe, bestand eine vage Vermutung, dass sich die Körperhaltungen zu jedem Zeitpunkt der Bewegungsausführung zwischen den einzelnen Laststufen unterscheiden lassen. Auf Basis dieser Annahme wurde zunächst ein nicht parametrisches Verfahren zur Klassifizierung auf Einzelbildbasis ohne weitere Aufbereitung der Bewegungsdaten getestet.

In einem zweiten Ansatz wird die Klassifizierung über eine dynamische, multidimensionale Zeitreihenklassifikation unter Verwendung eines zyklischen Algorithmus berechnet, welcher auch Veränderungen über die Zeit in der Klassifizierung einbezieht.

8.2 Ansatz I: Statische Klassifizierung auf Einzelbildbasis

Die Erst-Evaluation der Daten erfolgte mit der „Classification Learner“ App der Matlab Statistics and Machine Learning Toolbox (Version 11.3). Zunächst wurde an einem Teil des Datensatzes ein grobes Screening über alle verfügbaren Klassifizierungsalgorithmen durchgeführt. Dabei wurde der k-nearest neighbor (knn) Klassifizierungsalgorithmus [103] für diesen Datensatz als performantestes Modell herausgestellt.

Der knn Algorithmus ist einer der einfachsten Klassifizierungsalgorithmen, welcher die Klassifizierung über den Vergleich eines jeweiligen Datenpunktes mit k-weiteren benachbarten Datenpunkten vergleicht. Im Trainingsprozess werden die Abstände einzelner Punkte innerhalb von den zu „lernenden“ Zielklassifizierungen gespeichert. In der finalen Klassifikation mit unbekanntem Daten erfolgt dann lediglich ein Abgleich der Abstände der Daten aller Parameter mit den gelernten (gespeicherten) Abständen für die jeweilige Zielklassifizierung. Aus diesem Grund wird dieses Verfahren auch als „lazy learning“ bezeichnet, da während der Trainingsphase kein eigentliches Modell gelernt wird, sondern die Daten lediglich für eine spätere Verwendung gespeichert werden [104]. Die Vorteile liegen in einer schnellen Klassifizierung zur Laufzeit, nachteilig sind die durch die Speicherung der kompletten Trainingsdaten hohen Anforderungen an die Speicherkapazität.

Für die weitere Verwendung in der eigenen Programmierung wurde das knn Modell aus der Classification Learner als Rohmodell, ohne die zuvor gelernten Daten aus dem Grobscreening, als *.m Datei gespeichert.

8.2.1 Hauptkomponentenanalyse, Datenreduktion

Zur Datenreduktion und Optimierung der Performance des Modells wurde vor dem Training eine Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis, PCA [105]) durchgeführt. Als erster Teilschritt wurde die kritische Anzahl an Komponenten automatisiert berechnet, die minimal benötigt werden, um 95% der Varianz innerhalb der Daten zu erklären. Zusätzlich wurde die Anzahl der zu suchenden Komponenten manuell variiert. Folgende Varianten wurden untersucht:

1. PCA, automatisiert, Anzahl der Komponenten die 95% der Varianz innerhalb der Daten erklären
2. PCA, manuell 5 Komponenten
3. PCA, manuell 10 Komponenten

4. PCA, manuell 15 Komponenten

Im Anschluss erfolgten jeweils das Training und die Validierung des Modells.

8.2.2 Trainings-Parameter

Für das Training und die anschließende Validierung wurde die *.m Datei des Rohmodells als automatisiert aufrufbare Funktion mit zusätzlichen Eingabeparametern umgeschrieben. In einer for-Schleife wurden die Anzahl der k-Werte (die Anzahl der zu untersuchenden Nachbarn zu dem aktuellen Datenpunkt) und die zuvor genannten PCA-Einstellungen automatisiert in einem iterativ-inkrementellen Prozess abgearbeitet. Als k-Werte wurden die Werte 1-10, 15, 20, 25, 50, 75 und 100 verwendet.

Im Kontrast zu dem späteren dynamischen Verfahren wurden für diesen Versuch noch Euklidische Abstände gemessen. Die Abstände aller Parameter erhielten eine identische Wichtung. Die Option „Normalize“ wurde gewählt, um eine einheitliche Vergleichsbasis für den Algorithmus zu generieren. Bei der Normalisierung werden alle Werte innerhalb der einzelnen Parameter anteilig auf 100% bezogen.

8.2.3 Validierungsmethode

Als Validierungsmethode wurde aufgrund des statischen, framebasierten Vergleichs eine Leave-One-Person-Out (LO_PO) Validierung verwendet, um möglichst viele Trainingsdaten pro Validierungsdurchlauf zu erhalten. Hierzu wurden jeweils die kompletten Versuchsdurchläufe von einer Versuchsperson aus dem Datensatz entfernt, und ein neues Rohmodell mit den restlichen Daten trainiert. Im Anschluss wurde die erreichte Performance an den unbekanntenen Daten der jeweils ausgelassenen Versuchsperson ermittelt, und in einer Übereinstimmungsmatrix gespeichert. Dieses Vorgehen wurde pro Bedingung für jede Versuchsperson durchgeführt. Somit ergeben sich pro Bedingung die Ergebnisse von 25 eigenständigen Trainings bei den Männern und 15 bei den Frauen.

8.3 Ansatz II: Dynamische multivariate Zeitreihenklassifikation

Der Vorteil in einer dynamischen Zeitreihenanalyse besteht im Vergleich zu einer statischen Analyse darin, dass zeitliche Zusammenhänge und Veränderungen über die Zeit erkannt und für die spätere Klassifikation verwendet werden können [106]. Die Art der Zeitreihen unterscheidet sich dabei zwischen univariaten Zeitreihen (= die Analyse von einer einzelnen Zeitreihe eines Parameters) und multivariaten Zeitreihen (= die Analyse von mehreren voneinander abhängigen Zeitreihen des gleichen Ereignisses).

Eine große Herausforderung bei der multivariaten Analyse ist dabei die Abhängigkeiten der einzelnen Parameter untereinander bei der Analyse zu berücksichtigen. Bei einer Zerlegung einer multivariaten Zeitreihe in einzelne univariate Zeitreihen würden die Informationen über Korrelationen zwischen den Parametern verloren gehen. Von daher sollten multivariate Zeitreihen immer als Ganzes analysiert werden [107].

Bei der multivariaten Analyse ergibt sich dabei das Problem, dass die Phasen (hier Geschwindigkeiten der Bewegung) zwischen zu vergleichenden Zeitreihen auch innerhalb der zu vergleichenden Zielklassifizierung verzerrt sein können. Mitunter ha-

ben nicht alle Parameter die gleiche Bedeutung für eine Klassenzugehörigkeit und zusätzlich stellen hochdimensionale Datensätze eine hohe Anforderung an die Rechenleistung, weswegen eine implizite Datenreduktion erhebliche Performancegewinne erbringen kann.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurden daher für den dynamischen Ansatz mehrere Bearbeitungsschritte zur Aufbereitung und Synchronisierung der Zeitreihen für eine anschließende Klassifikation durchgeführt. Der gewählte Ansatz zur dynamischen, multidimensionalen Zeitreihenklassifikation der Daten basiert auf einer Arbeit von Mei et al., in der mehrere Methoden zur multidimensionalen Zeitreihenklassifizierung kombiniert wurden [107]. Die Berechnungen erfolgten mit einer modifizierten Version der Matlab Collection LDMLT_TS [108].

8.3.1 Datenaufbereitung

Für die Verwendung des Algorithmus mit den Daten aus der FCE-Studie mussten diese im Vorfeld entsprechend vorbereitet werden. Hierzu wurden zunächst die Daten nach männlichen und weiblichen ID's aufgeteilt und für jeden Versuchsdurchlauf die Bewegungsdaten von den ELA-Skalenwerten getrennt. Anschließend wurden jeweils randomisiert Test- und Trainingspartitionen erstellt. Die Zuweisung der Versuchspersonen erfolgte mit einer randomisierten Permutation der Versuchspersonen ID's und unikater Verwendung der Daten.

Damit entstanden für die Trainings- und Testpartition vier Vektoren, TestSeries_X und TestSeries_Y sowie TrainSeries_X und TrainSeries_Y. Die Series_X Vektoren enthielten dabei jeweils pro Spalte in der ersten Reihe eingebettete Zellen mit je einer 201x57 double Bewegungsdatenmatrix pro Versuchsdurchlauf. Die Series_Y Vektoren enthielten pro korrespondierendem Feld nur jeweils eine Zahl (den „wahren“ ELA-Skalenwert für den jeweiligen Versuchsdurchlauf).

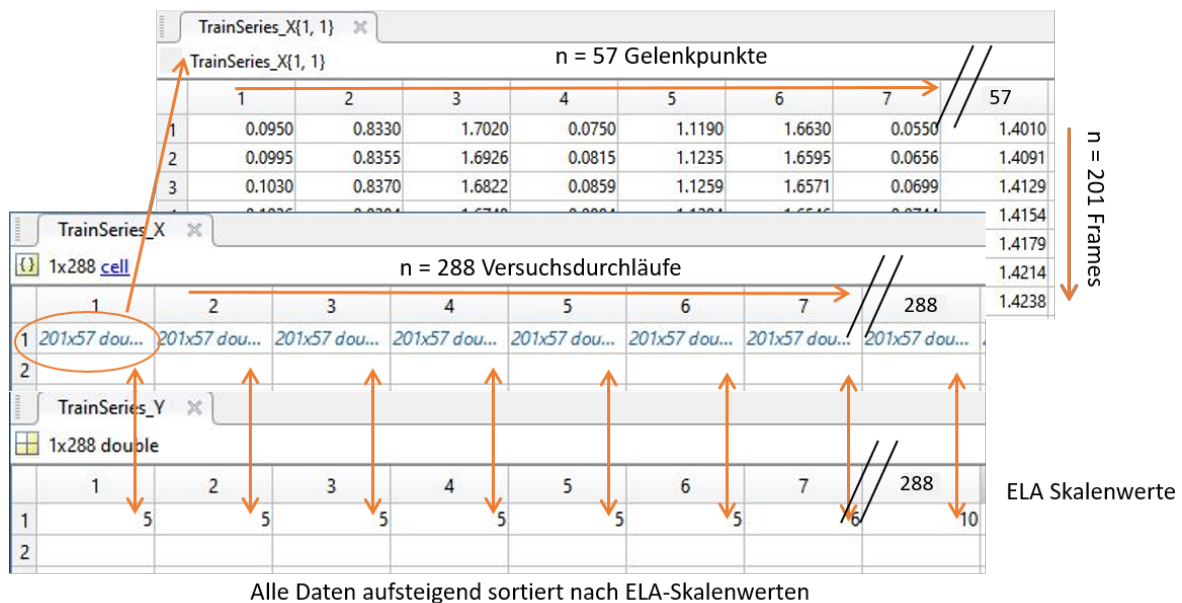


Abb. 28 Struktur der Trainingsdaten am Beispiel der männlichen Versuchspersonen

Abb. 28 zeigt exemplarisch den Aufbau des Trainingsdatensatzes der männlichen Versuchspersonen, die Aufbereitung der weiblichen Versuchsdaten und die Aufbereitung der jeweiligen TestSeries_X und TestSeries_Y Partitionen erfolgte analog.

8.3.2 Mahalanobis Distanz und dynamische Zeitnormierung

Zur Klassifikation von unterschiedlichen Objekten werden bei Verfahren des maschinellen Lernens häufig Distanzmessungen zwischen den einzelnen Parametern zur Unterscheidung einer Klassenzugehörigkeit verwendet. Bei der Distanzmessung stehen dabei mehrere Distanzmaße zur Verfügung. Die hier verwendete Mahalanobis Distanz ist ein einheitsloses Maß, welches skaleninvariant ist [109], sodass die Mahalanobis Distanz nicht beeinflussend auf die Performance bei einer multidimensionalen Klassifikation oder Clusterung einwirkt [107]. Mahalanobis Distanzen haben somit den Vorteil, dass Korrelationen innerhalb multidimensionaler Parameter erhalten bleiben, weswegen sie sich gut als lokales Distanzmaß für eine Klassifikation eignen [ebd].

Diese Eigenschaft wurde im weiteren Verlauf zur Aufbereitung der Daten für eine bessere Identifizierbarkeit durch einen Klassifizierungsalgorithmus genutzt. Dazu wurden die Phasen von Zeitreihen einer gleichen Zielklassifizierung mit einer modifizierten Version der dynamischen Zeitnormierung (engl. „**D**ynamic-**T**ime-**W**arping“, DTW) synchronisiert. Ursprünglich wurde DTW ausschließlich für univariate Zeitreihen entwickelt. Ten Hold et al. entwickelten im Jahre 2007 eine Modifikation, welche sich ebenfalls für multidimensionale Zeitreihen eignet [110]. Dieser Ansatz beinhaltete jedoch ausschließlich die Distanzmessung in euklidischer Distanz unter Verwendung von gleichen Wichtungen für jede Variable. Für eine bessere Berücksichtigung der Korrelationen einzelner Parameter untereinander und um die Vorteile der Skaleninvarianz zu nutzen, wurde dieser Ansatz mit der Mahalanobis Distanzmessung in dem Algorithmus von Mei et al. kombiniert. Die so entstandene Methode wird **M**ahalanobis **D**istance **D**ynamic **T**ime **W**arping (MDDTW) genannt. Eine mathematische Herleitung findet sich in [107].

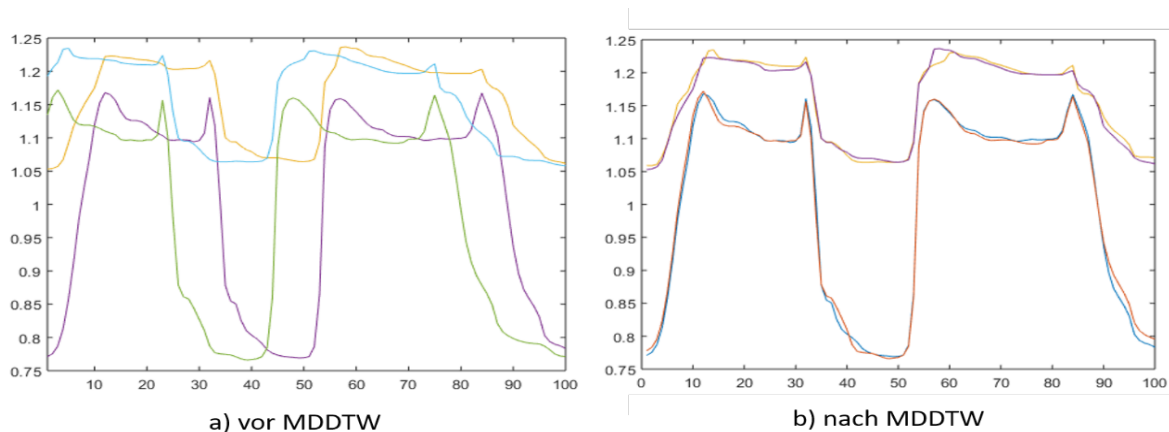


Abb. 29 Exemplarische Darstellung der MDDTW Synchronisation, eigene Darstellung in Anlehnung an [107].

In Abb. 29 wird schematisch das Ergebnis einer MDDTW Synchronisation an zwei fiktiven Parametern aus zwei unterschiedlichen Zeitreihen mit der gleichen Zielklassifizierung dargestellt. Durch die integrale Skalierung bleiben die Korrelationen der einzelnen Parameter zueinander erhalten.

Das Ergebnis dieser Distanzberechnungen auf n -dimensionale Datensätze sind $n \times n$ positiv semi-definite Matrizen (PSD-Matrizen), welche die Mahalanobis-Distanzen aller Parameter untereinander beinhalten. Über diese Matrizen wird in einem späteren Schritt die Klassenzugehörigkeit eines Versuchsdurchlaufes durch den Algorithmus zugeordnet.

8.3.3 Training mit dynamisch-zyklischer Triplet Selection

Für das Training des Algorithmus werden die Zeitreihen initial jeweils in eine definierte Anzahl an Zeitfenstern zerlegt, anhand derer die MDDTW-Synchronisation und die Mahalanobis-Distanzmatrizen errechnet werden. Dieser Vorgang wird zur Maximierung der Abtastrate und zur Erfassung der Veränderungen von Parametern über die Zeit zyklisch wiederholt, wobei die Zeitfenster pro Zyklus um einen definierten Faktor verschoben werden. Eine schematische Darstellung des Workflows zeigt Abb. 30.

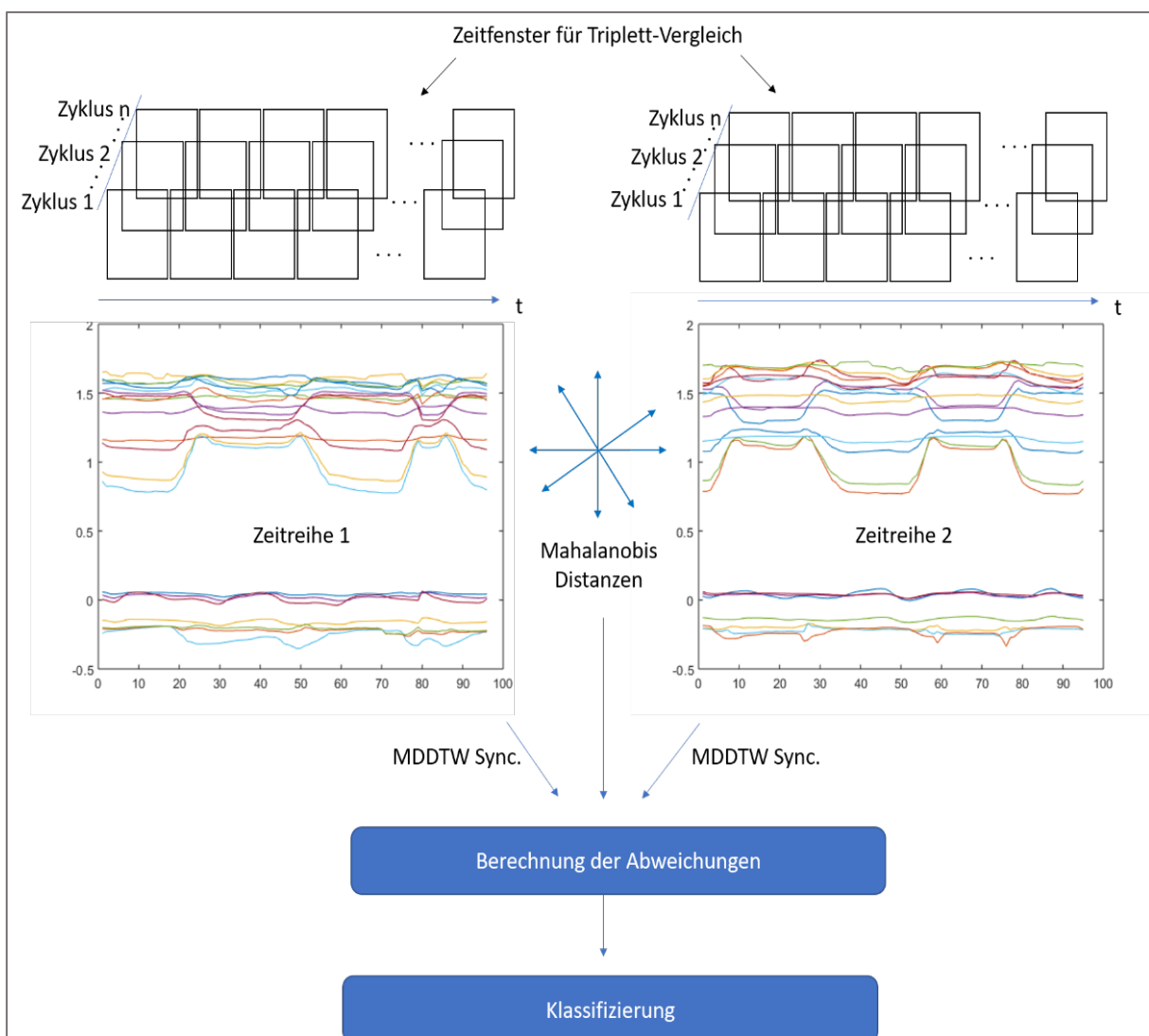


Abb. 30 Workflow zyklische Triplet-Selektion, MDDTW Synchronisation und Distanzvergleich, modifiziert nach [107]

Die Parametrisierung des Algorithmus erfolgt über drei Eingabefaktoren:

- | | |
|--------------------------------|--|
| 1. Triplett-Faktor: | Anzahl der Zeitfenster |
| 2. Zyklus: | Anzahl der Iterationszyklen |
| 3. Iterationsfaktor α : | Verschiebung der Zeitfenster pro Iteration |

Der Triplett-Faktor gibt die Anzahl der Zeitfenster wieder, welche gleichmäßig über die Zeitreihe verteilt werden. Die Breite der Zeitfenster errechnet sich aus Anzahl der Frames pro Versuchsdurchlauf / Triplett-Faktor. Der Faktor „Zyklus“ gibt an, wie oft die Fenster verschoben werden, mit dem Iterationsfaktor wird die Schrittweite der Verschiebung über die Formel Schrittweite = α / Triplett-Faktor ermittelt.

Zur Bestimmung der Klassenzugehörigkeit eines Zeitfensters werden die einzelnen Zeitfenster während des Trainingsprozesses auf Gleichheit untersucht. Das Ziel ist die Ermittlung von möglichst allgemeingültigen Klassifizierungsgrenzen, die über das reine Klassenlabel „ELA-Skalenwert“ hinausgeht. Dazu werden aus den Zeitfenstern so genannte Triplets aus jeweils drei Zeitfenstern gebildet, anhand derer die Klassifizierungsgrenzen über die Zyklen optimiert werden. Die Bedingung für ein Triplett aus den Zeitfenstern x , y und z ist: Zeitfenster x ist Zeitfenster y ähnlicher als Zeitfenster z , wobei Zeitfenster x und y aus der gleichen Zielklassifizierung stammen und das Zeitfenster z aus einer anderen Klasse. Die Zuordnung der Klassen erfolgt über eine $n \times n$ Gleichheitsmatrix, in der Elemente mit übereinstimmender Zielklassifizierung mit „1“ und Elemente mit unterschiedlicher Zielklassifizierung mit „0“ binär codiert werden. Das Ziel über den zyklischen Verlauf ist es, eine PSD-Mahalanobis Matrix zu finden, welche für alle X-Y-Z Triplets die Bedingung: *„Die Triplets X und Y (aus einer Kategorie) sind sich ähnlicher als die Triplets X und Z (aus verschiedenen Kategorien)“* erfüllt.

8.3.4 Lernprozess und Optimierung der Mahalanobis Matrizen

Das „Lernen“ bzw. Optimieren der Mahalanobis Matrix erfolgt iterativ, indem ein Triplet nach dem nächsten analysiert wird, und die Klassifizierungsgrenzen bei Bedarf angepasst werden. So lange die oben genannte Bedingung erfüllt ist, bleibt die ursprüngliche Matrix erhalten. Sollte die Bedingung nicht mehr zutreffen, wird die Matrix unter Verwendung einer logarithmischen Regulierungsfunktion (LogDet Divergence, LDD) angepasst, welche eine gleichmäßige Anpassung der Matrix ermöglicht und sprunghafte Anpassungen, beispielsweise bei lokalen Ausreißern innerhalb der Triplets, verhindert. Details über die Herleitung und Implementierung zu dem hier verwendeten Algorithmus finden sich in den Publikationen [107, 111-113]. Die so aufbereiteten Matrizen können dann mit einem standardisierten Algorithmus für eine Klassifizierung verwendet werden. In der vorliegenden Arbeit wurde dazu ein knn Algorithmus verwendet. Pro Trainingsdurchlauf wurde jeweils die optimale Anzahl der Nachbarn über die Prädiktionsgenauigkeit innerhalb der Trainingsdaten automatisiert ermittelt. Die maximale Anzahl wurde im Vorfeld über den Parameter `max_knn = 25` definiert.

Nach dieser Aufbereitung und dem Training des Algorithmus mit den synchronisierten Daten der Mahalanobis Matrizen konnten die gelernten multidimensionalen Differenzen der Zeitfenster für eine Klassifizierung von unbekanntem Daten herangezogen werden. Hierzu wurden die zuvor aufbereiteten Test- und Trainingspartitionen für eine Validierung der Methodik herangezogen.

8.3.5 Validierung

Als Validierungsmethode wurde eine 10-fach Kreuzvalidierung auf Versuchspersonenebene durchgeführt. Für die einzelnen Partitionen wurde die maximale Anzahl an Versuchspersonen pro Validierungsdurchlauf ermittelt, die bei einer 10-fach Kreuzvalidierung ohne doppelte Verwendung von Probandendaten möglich waren. Bei den Männern entsprach dies zwei Versuchspersonen pro Iteration. Für die weiblichen Versuchspersonen entsprach die 10-fach Kreuzvalidierung dabei einer LOpO Validierung, da Aufgrund des geringen Frauenanteils von nur 15 Versuchspersonen keine 10-fach Kreuzvalidierung mit mehr als einer Versuchsperson im Testpool ohne Dopplung der Daten möglich gewesen wäre.

Für jede Iterationsstufe der Kreuzvalidierung wurden die folgenden Prozessschritte abgearbeitet:

- a. Training des Algorithmus mit den Trainingsdaten
- b. Prädiktion des ELA-Skalenwertes an den noch unbekanntem Versuchspersonendaten
- c. Vergleich der Prädiktion mit den „wahren“ Werten des Test_Y-Vektors, Ausgabe und speichern der Übereinstimmungsmatrix
- d. Löschen des aktuellen Klassifizierers
- e. Aufrufen der nächsten Teilpartition

Nach dem Durchlauf aller zehn Partitionen erfolgte die Berechnung der durchschnittlichen Prädiktionsgüte über alle zehn Teilpartitionen. Zusätzlich wurden die verwendete Versuchspersonen-Permutation und die ID's der Test- und Trainingsdaten gespeichert.

Mit dieser Vorgehensweise wird ähnlich wie beim ersten Versuch mit der Leave-One-Person-Out Methode eine möglichst realitätsnahe Überprüfung der Messgenauigkeit angestrebt, da es sich bei den Testdaten zur Validierung jeweils um völlig unbekannte Testdaten für den Klassifizierer handelt.

Als Klassifizierungsziel gilt auch hier die Hauptdiagonale zusammen mit den unmittelbaren Nebendiagonalen innerhalb der Übereinstimmungsmatrix. Im Ergebnisteil werden sowohl der prozentuale Anteil der Vorhersagen im genannten Klassifizierungsziel, als auch die exakte Übereinstimmung von Vorhersagen mit dem ELA-Skalenwert ausgegeben.

8.4 Ergebnisse des maschinellen Lernens

Für das Training des Algorithmus des maschinellen Lernens wurden die Daten aller Versuchsdurchläufe aller Versuchspersonen der Station 2 („Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung“) verwendet. In Summe standen die Daten von 324 Versuchsdurchläufen mit insgesamt 65.124 Frames über 57 Parameter für das Training der Algorithmen zur Verfügung.

8.4.1 Ergebnisse statische Klassifizierung auf Einzelbildbasis

Die folgende Abbildung zeigt exemplarisch die Übereinstimmungsmatrizen des statischen knn Klassifizierungsversuchs für die Trainings-Parameter $k = 7$ und $PCA = 10$, nach LOpO- Validierung (Abb. 31).

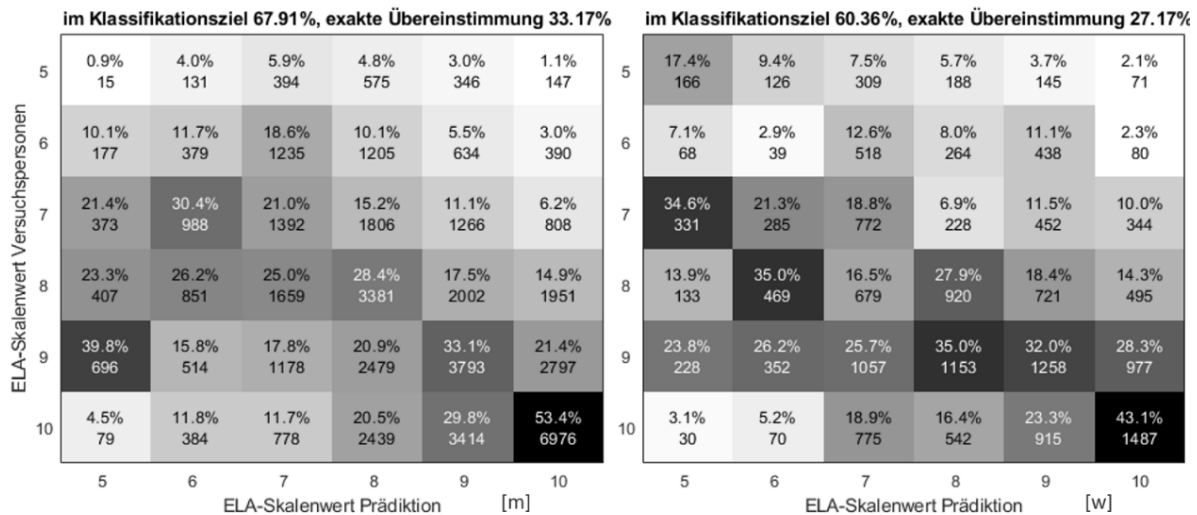


Abb. 31 Übereinstimmungsmatrix statische Klassifizierung, $k = 7$, PCA = 10
links: männlich, rechts: weiblich

Die absoluten Zahlen innerhalb der Felder geben die Anzahl der validierten Frames wieder ($n = 48.039$ Frames bei den männlichen Versuchspersonen und $n = 17.085$ Frames bei den weiblichen Versuchspersonen). Ein Durchlauf besteht pro Proband und pro Belastungsstufe aus 201 einzelnen Frames. Die deskriptive Häufigkeit von Prädiktionswerten im Klassifikationsziel betrug 67.91 % und 33.16 % exakte Übereinstimmung bei den männlichen Versuchspersonen und 60.38 % bzw. 27.17 % bei den weiblichen Versuchspersonen. Bei keinem der analysierten Durchläufe konnte ein klares Übereinstimmungsmuster erkannt werden.

Die Anzahl der k -Werte hatte nur einen marginalen Einfluss auf das Klassifizierungsergebnis (im Mittel 1% Abweichung der Klassifizierungsgenauigkeit). Über die manuelle Iteration der PCA-Komponenten abweichend zu den automatisiert ermittelten zehn Komponenten, mit denen 95 % der Varianz innerhalb der Daten erklärt werden können, konnte deskriptiv keine Verbesserung der Ergebnisse erreicht werden. Bei einer kleineren Anzahl an Komponenten verschlechterte sich das Ergebnis für Werte im Klassifizierungsziel in Einzelfällen um bis zu 10 % (beispielsweise bei PCA = 5 Komponenten). Aus diesem Grund erfolgt an dieser Stelle keine weitere Aufschlüsselung der Ergebnisse des statischen Klassifikationsversuches, da im weiteren Verlauf der Arbeit ausschließlich der zweite, dynamische Ansatz weiter verfolgt wurde.

8.4.2 Ergebnisse dynamische Zeitreihenklassifizierung

Die Auswertung der Ergebnisse für die dynamische Zeitreihenklassifizierung erfolgte ebenfalls getrennt nach Geschlechtern. Die hier präsentierten Ergebnisse wurden mit der Einstellung: Triplett-Faktor = 20, Zyklus = 15 und Iterations-Faktor $\alpha = 5$ errechnet.

Bei den männlichen Versuchspersonen konnte bei der 10-fach Kreuzvalidierung eine Prädiktionsgüte von 83.51 % aller Werte im Klassifikationsziel erreicht werden. Die exakte Übereinstimmung mit den durch die Versuchspersonen angegebenen ELA-Skalenwerten betrug 66.49 %. Bei den weiblichen Versuchspersonen konnte eine Prädiktionsgüte von 84.48 % aller Werte im Klassifikationsziel erreicht werden. Die exakte Übereinstimmung mit den durch die Versuchspersonen angegebenen ELA-

Skalenwerten betrug 62.07 %. In Abb. 32 entsprechen die absoluten Zahlen der Anzahl getesteter Validierungsläufe (bestehend aus jeweils 201x57 Frames). In Summe ergeben sich durch die gewählten Validierungsmethoden $n = 194$ Versuchsdurchläufe zur Validierung bei den männlichen Teilnehmern und $n = 58$ Versuchsdurchläufe zur Validierung bei den weiblichen Versuchspersonen. Die grün gestrichelten Linien visualisieren den Zielbereich der Klassifikation.

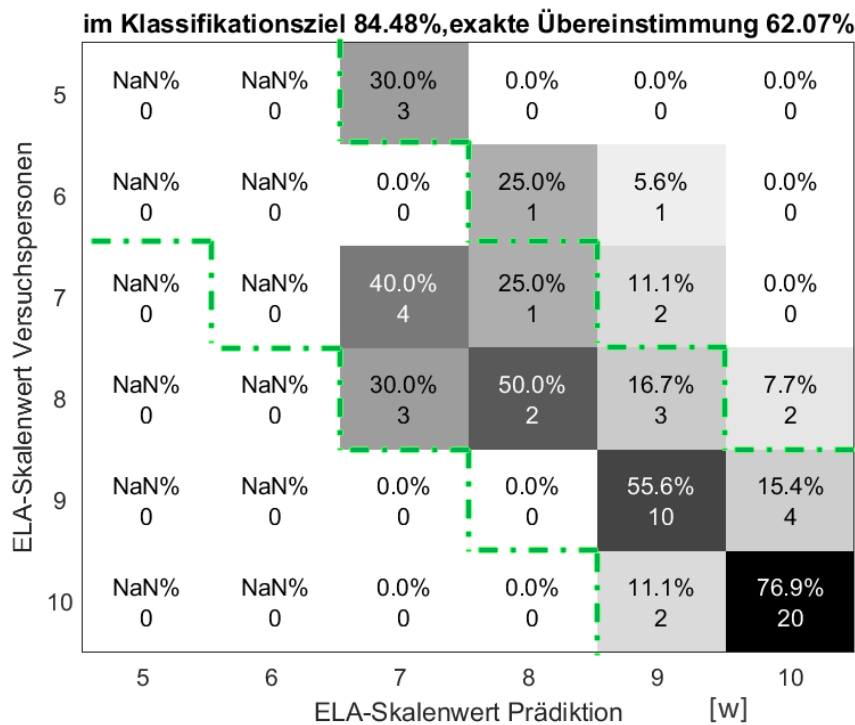
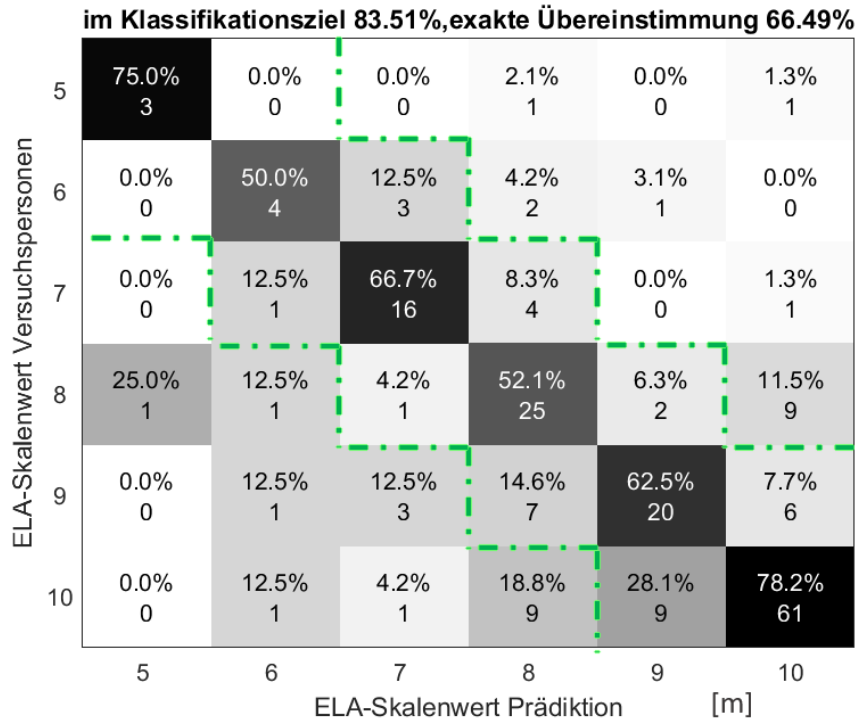


Abb. 32 Ergebnisse der dynamischen Zeitreihenklassifizierung

Im Gegensatz zur statischen Klassifizierungsmethode ist bei dieser Methode ein Klassifizierungsmuster rund um die Diagonalen als Zentrum erkennbar. Bei den weiblichen Teilnehmern waren unter allen Versuchen lediglich zwei Versuchsdurchläufe, die mit einem ELA-Skalenwert von „6“ bewertet wurden, verfügbar.

In Tab. 22 sind die Ergebnisse der linear gewichteten Kappa-Berechnung zum Interrater-Vergleich der Prädiktionswerte mit den ELA-Skalenwerten der männlichen Versuchspersonen dokumentiert.

Tab. 22 Interrater-Reliabilität, dynamische Zeitreihenklassifizierung [m]

Parameter der männlichen Versuchspersonen	Wert
Übereinstimmung (p_0)	0.8887
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.7100
Cohen´s Kappa Koeffizient (k)	0.6160
Kappa Fehler	0.0779
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.4634 0.7687
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Substantial agreement
Varianz, z, p	0.0026, 12.1822, < 0.001

Tab. 23 zeigt die Ergebnisse der linear gewichteten Kappa-Berechnung zum Interrater-Vergleich der Prädiktionswerte mit den ELA-Skalenwerten der weiblichen Versuchspersonen.

Tab. 23 Interrater-Reliabilität, dynamische Zeitreihenklassifizierung [w]

Parameter der weiblichen Versuchspersonen	Wert
Übereinstimmung (p_0)	0.8897
Zufällige Übereinstimmung (p_e)	0.7258
Cohen´s Kappa Koeffizient (k)	0.5976
Kappa Fehler	0.1500
Konfidenzintervall ($\alpha = 0.05$)	0.3035 0.8916
Einordnung nach Landis und Koch [89]	Moderate agreement
Varianz, z, p	0.0129, 5.2528, <0.001

8.5 Diskussion der Ergebnisse zum maschinellen Lernen

Anhand der Bewegungsdaten und der qualitativen Analyse der Videodaten konnten bei der manuellen Analyse der Parameter bereits Unterschiede in den individuellen Bewegungsstrategien der Versuchspersonen gefunden werden. Weiterhin konnten Änderungen innerhalb einzelner funktioneller Parameter in Bezug zur Laststufe nachgewiesen werden. Daraus entstand die Forschungsfrage, ob es mit Hilfe von Algorithmen des maschinellen Lernens auf Basis der Ermittlung und Klassifizierung multivariater Zusammenhänge *aller* Bewegungsparameter möglich ist, eine direkte Prognose der individuellen Beanspruchung einer Person bei der Lastenhandhabung zu ermitteln.

Da das Kriterium „ELA-Skalenwert“ ein zentrales Element beim Training der Algorithmen war, wurden die Datenreihen „ELA-Skalenwert“ und „Laststufe“ für eine Beurteilung der Konsistenz und Plausibilität der Angaben durch die Versuchspersonen, zunächst mit dem Spearman Korrelationskoeffizienten, auf Zusammenhänge untersucht. Hier konnte erwartungskonform eine hohe Korrelation der ELA-Skalenwerte mit der Laststufe gefunden werden ($R = -0.77$, $p < 0.001$). Eine zunehmende Belastung äußerte sich demnach in niedrigeren ELA-Skalenwerten. Diese Überprüfung wurde als zusätzliche Absicherung für die spätere Interpretation der Prädiktion eingesetzt.

Aufgrund der qualitativ deutlich sichtbaren Änderungen in den Bewegungsmustern der Versuchspersonen bei steigender Last und gleichfalls den positiven Ergebnissen bei der manuellen Suche nach objektivierbaren Parametern, wurde zunächst der Versuch unternommen, die bereits vorhandenen Bewegungsdaten aus der Lastenhandhabung mit einem Algorithmus auf Einzelbildbasis zu klassifizieren. Die Begründung für diesen initialen Versuch der statischen Klassifizierung liegt vornehmlich in der gestellten Arbeitsaufgabe. Durch die fest vorgegebene Arbeitsposition, mit fixen Ablagepunkten und die an der Last fixierten, ergeben sich nur sehr wenige Variationsmöglichkeiten der äußeren Rahmenbedingungen. Die Bahnen der Lastenhandhabung waren über die Y- und Z- Koordinaten der Hände versuchspersonenübergreifend immer als konstanter Faktor vorhanden. Über die Normierung der Daten sollten innerhalb des Erkennungsalgorithmus unterschiedliche Lagen einzelner Parameter (beispielweise hervorgerufen durch unterschiedliche Körpergrößen) angeglichen werden. Die verhältnismäßig schlechten Ergebnisse (vgl. Kapitel 8.4.1, S. 91) sprechen jedoch dafür, dass in dem vorliegenden Setting die Klassifizierung der dynamischen Bewegungen mit einem statischen Verfahren nicht zuverlässig möglich ist. Dies zeigt unter anderem in der Tatsache, dass zu keinem Zeitpunkt und bei keiner der getesteten Einstellungen ein erkennbares Klassifizierungsmuster in den Übereinstimmungsmatrizen erkennbar war. Daher muss von einer hohen zufälligen Übereinstimmung ausgegangen werden. Zur Überprüfung ob sich die Klassifikation bei ausschließlicher Betrachtung von prominenten Stellen des Bewegungsverlaufes verbessert, wurde Stichpunktartig eine Klassifikation ausschließlich an den lokalen Extremstellen durchgeführt. Auch hier konnte keine sichtbare Verbesserung des Klassifizierungsmusters erreicht werden. Daher wurde dieses Verfahren als nicht zuverlässig und somit für die weitere Verwendung im Rahmen der Studie als ungeeignet eingestuft.

Aus diesem Grund wurde dieser Ansatz nicht weiter verfolgt und stattdessen die Untersuchung mit der multidimensionalen Zeitreihenklassifikation fokussiert.

8.5.1 Multidimensionale Zeitreihenklassifikation

Der zweite Ansatz lieferte im Vergleich zum statischen Versuch eine deutliche Verbesserung der Prädiktionsgüte. Das Klassifikationsziel wurde in 83.5 % aller Daten bei den männlichen Versuchspersonen bzw. 84.5 % bei den weiblichen Versuchspersonen erreicht. Weiterhin konnten bei der Visualisierung innerhalb der Übereinstimmungsmatrizen eine Fokussierung in Richtung der Diagonalen erkannt werden, nur vereinzelt traten Bewertungen auf, die mehr als eine Klassifizierung neben der Zielklassifizierung lokalisiert waren.

Bei den weiblichen Versuchsteilnehmern sind die Übereinstimmungen bei ELA-Skalenbewertungen von ELA = „7 - 10“ als sehr gut zu bezeichnen. Für die Kategorien „5“ und „6“ standen hingegen nur sehr wenige Trainingsdaten zur Verfügung, für die Klasse ELA-Skala = „6“ gab es beispielsweise in Summe nur zwei Versuchsdurchläufe, und fünf Versuchsdurchläufe in der Klasse ELA-Skala = „5“. Demnach lassen sich die Klassifizierungsfehler in dieser Klasse auf eine zu geringe Datenmenge für das Training dieser Klassen zurückführen. Diese Vermutung wird auch von den Experimenten der Entwickler dieses Algorithmus bestätigt, die eine zunehmende Verbesserung der Klassifizierung mit steigender Anzahl an Trainingsdaten dokumentieren konnten [107].

Interessant ist die Verteilung der prädizierten Werte, die nicht im Klassifikationsziel lagen, zwischen den Geschlechtern. Hier erkennt man bei den männlichen Versuchspersonen eine vermehrte Ansammlung von Abweichungen links bzw. unterhalb der Diagonalen, während bei den weiblichen Versuchspersonen die Abweichungen ausschließlich im oberen Bereich, also rechts von der Diagonalen auftraten (vgl. Abb. 32). Da es sich bei den Angaben des ELA-Skalenwertes um subjektiv angegebene Werte durch die Versuchspersonen handelt, liegt an dieser Stelle die Vermutung nahe, dass die Bewegungsmuster gegebenenfalls tatsächlich der jeweils prädizierten Kategorie entsprachen - unter dieser Annahme würden die männlichen Versuchspersonen also eher dazu neigen, die Last zu unterschätzen, oder nach außen hin eine vermeintlich schwerere Beanspruchung noch nicht preisgeben wollten. Die Angaben der weiblichen Versuchspersonen waren dagegen eher vorsichtig gewählt, und zeigten bei Abweichungen zur Prädiktion tendenziell eher niedrigere Bewertungen, als es die Bewegungsmuster vermuten lassen würden. Für eine gesicherte Aussage, ob es sich bei diesem Phänomen um einen Klassifizierungsfehler handelt, oder ob die Versuchspersonen in diesen Fällen gegebenenfalls bewusst oder unbewusst abweichend bewertet haben, ist die Datenlage zu gering. Trotz allem kann dieses Ergebnis bei einer späteren Interpretation von Prädiktionen, die in einem Grenzbereich liegen, in Betracht gezogen werden.

9 Diskussion

Da die Ergebnisse der einzelnen Versuchsteile inhaltlich bereits innerhalb der Versuchskapitel diskutiert wurden, erfolgt an dieser Stelle lediglich eine übergeordnete Diskussion, welche zunächst zusammenfassend auf die Analyse des gewählten Studiendesigns dieser Arbeit und den ermittelten Limitationen bei der gewählten Methodik eingeht. Im Anschluss wird, in Bezug zum Eingangszitat dieser Arbeit, ein möglicher Transfer der Erkenntnisse und der erforschten Technologien in die Praxis diskutiert.

9.1 Diskussion der verwendeten Methodik

Hauptziel dieser Arbeit war zunächst die Ermittlung von technischen Möglichkeiten und Grenzen, für eine digitalisierte Unterstützung im Rahmen von arbeitsplatzspezifischer Rehabilitation, sowie Anforderungs- und Fähigkeitsanalysen im Rahmen von Functional Capacity Evaluation Verfahren. Ein weiteres Teilziel stellte die Ermittlung von Parametern, die automatisiert mit digitaler Unterstützung erfasst werden können, sowie eine Abschätzung der erreichbaren Messgenauigkeit eines digitalen Systems im Vergleich zu einer manuellen Bewertung dar. Problematisch bei der Versuchsauswahl war die Vielzahl an unterschiedlichen Tests, die im Rahmen eines Profilvergleichsverfahrens auftreten können. Um ein im Rahmen dieser Dissertation realisierbares Versuchsdesign erreichen zu können, musste eine Beschränkung auf ausgewählte Tests erfolgen. Die zu überprüfenden Tätigkeiten sollten sich möglichst nah an den Anforderungen von real existierenden Arbeitsplätzen orientieren. Zusätzlich wurden Tätigkeiten gesucht, welche sich außerdem gut in einem FCE-Test reproduzieren lassen, Kuijer et al. [55] stellten in einem Review zu FCE-Verfahren heraus, dass dreizehn von vierzehn der analysierten Studien, die auf Hebetests basierten, eine gute Return-To-Work Prognose ermöglichten. Daher erschien die Wahl eines Hebetests als initialer Test der Methodik und ebenfalls für eine Abschätzung der Implementierbarkeit in Rehabilitationseinrichtungen geeignet. Über einen weiteren Test sollte das Zählen von Abweichungen von einer definierten monotonen Tätigkeit in Zwangshaltung ermittelt werden. Auch hier wurde ein Arbeitsplatz aus der industriellen Produktion als Referenz für die Testauswahl herangezogen.

Die Aufteilung der Methodik in Feld- und Laborversuche hat sich in der Anwendung als sehr vorteilhaft erwiesen. Insbesondere die Feldversuche im industriellen Umfeld waren sehr aufschlussreich, in Bezug auf die erheblichen Einflüsse der Umgebungsfaktoren auf die Messung, welche im Rahmen dieser Tests ermittelt wurden. Da diese Versuche zeitlich vor den Versuchen zur Fähigkeitsanalyse lagen, konnte das gewonnene Erfahrungswissen unmittelbar für die Planung der Versuche für die Fähigkeitsanalyse verwendet werden. Bei der Durchführung der Fähigkeitsanalyse sollten möglichst optimale Aufnahmebedingungen geschaffen werden, welche eine qualitativ hochwertige, reliable Messung ermöglicht haben. Die detaillierte Planung und Standardisierung des Laborversuches waren notwendig, da auf Basis der erfassten dreidimensionalen Gelenkpunkte die entwickelte Methodik validiert werden sollte. Da bei der Planung einer realen Versuchsstation, beispielsweise in einem Rehabilitationszentrum, ebenfalls die Möglichkeit zur Berücksichtigung der definierten Rahmenbedingungen besteht, erscheint das methodische Vorgehen geeignet und ausreichend realitätsnah.

Mit der verwendeten Methodik konnten alle definierten Forschungsfragen adressiert, und anhand der Ergebnisse für die speziellen Testsituationen differenziert und umfangreich beantwortet werden (vgl. Kapitel 6.3, 7.3 und 8.5). Trotz sorgfältiger Auswahl des Versuchsdesigns haben sich aus unterschiedlichen Gründen jedoch auch Limitationen, insbesondere für die Verallgemeinerbarkeit der erarbeiteten Ergebnisse, herausgestellt. Diese werden in den folgenden Unterkapiteln jeweils separat für die einzelnen Teilbereiche dieser Arbeit aufgezeigt.

9.1.1 Limitationen im Bereich Anforderungsanalyse

Die Bewertung des Interrater-Vergleichs erfolgte ausschließlich auf Basis der OWAS Bewertungen. Bei einer qualitativen visuellen Kontrolle der erkannten Skelettmodelle konnten die Ergebnisse bei der Bremsleitungs montage plausibel nachvollzogen werden. Jedoch fällt die Interpretation der tatsächlichen Interrater-Reliabilität aufgrund nur weniger unterschiedlich bewerteter Kategorien schwer. Für eine bessere Abgrenzung des Einflusses der Sensoraufstellung im Vergleich zur Arbeitstätigkeit wäre für zukünftige Untersuchungen eine variantenreichere Arbeitsaufgabe, bei nach wie vor optimaler Sensorausrichtung, wünschenswert.

Die gefundenen sensorspezifischen Besonderheiten zeigen qualitativ sehr deutlich den Einfluss des Aufstellungsortes und der Ausrichtung der Versuchsperson zum Sensor. Basierend auf diesen Erkenntnissen ist eine reliable Erfassung mit der vorliegenden Sensorversion nur bei frontaler Ausrichtung des Sensors zur Versuchsperson möglich.

9.1.2 Limitationen im Bereich Fähigkeitsanalyse

Die Gültigkeit der Aussagen für die Functional Capacity Evaluation Versuche beschränkt sich auf den submaximalen Bereich, da aufgrund arbeitswissenschaftlicher und ethischer Gründe für den Versuch ausschließlich submaximale Belastungen zugelassen waren. Dies wurde im Ethikantrag über die Limitierung des subjektiven Belastungsempfindens (der angegebene Wert auf der zehnstufigen ELA Skala muss größer oder gleich fünf sein) und bei der Lastenhandhabung mit einer maximalen Belastung von 15 kg für die weiblichen Versuchspersonen und 25 kg für die männlichen Versuchspersonen als Abbruchkriterium festgelegt. Hier ist zu erwarten, dass bei einer maximalen Belastung mehr Informationen und Besonderheiten bei der beschriebenen manuellen Suche aufgedeckt werden könnten. Dies gilt insbesondere für die besonderen Vorkommnisse wie das „An-Ecken“ oder Verfehlen der Ablageflächen, als auch für die Analyse der Peakhöhen- und breiten.

Bei der Station „Arme in Vorhalte, Arme Überkopf“ wurde ausschließlich die Anzahl der benötigten Entlastungspausen der Arme für die Interrater-Reliabilität herangezogen. Während der Testdurchläufe und auf Nachfrage bei den Versuchspersonen konnte herausgestellt werden, dass zusätzlich zu lokalen Ermüdungserscheinungen im Schulterbereich vor allem auch der Nackenbereich Probleme bei der Schraubaufgabe bereitet hat. Dies wurde zwar auf den Versuchsleiterbögen dokumentiert, konnte aber technisch aufgrund einer schlechten Erkennung der Vor- bzw. Rückneigung des Kopfes durch das Kinect Skelettmodell nicht digitalisiert ausgewertet werden. Die separat erhältliche Microsoft high definition face tracking API würde zwar grundsätzlich die Möglichkeit bieten, die Kopfneigung in einer höheren Genauigkeit auszuwerten – dafür sind jedoch die Aufzeichnung des farbigen Videobildes und eine Nahauf-

nahme des Gesichts erforderlich [114]. Da beide Voraussetzungen bei den aufgezeichneten *.xef Dateien nicht erfüllt waren, war eine nachträgliche Auswertung mit dem zusätzlichen Interface nicht möglich.

9.1.3 Limitationen im Bereich maschinelles Lernen

Die hier durchgeführten Versuche wurden an gesunden Personen ohne Vorerkrankung, Bewegungseinschränkungen oder sonstigen medizinischen Indikationen durchgeführt. Weiterhin handelte es sich um eine konstruierte Testsituation mit Versuchspersonen, die aus eigenem Interesse an der Studie teilgenommen haben. Es bestand kein Leistungsdruck und weiterhin waren keine Konsequenzen für die Versuchspersonen bei einem vorzeitigen Abbruch des Tests zu erwarten.

Die getroffenen Aussagen gelten derzeit daher ausschließlich für diesen speziellen Versuchsaufbau. Für jegliche Änderungen des Versuchsdesigns, oder der Arbeitsaufgabe, müsste ein erneutes Training des Algorithmus erfolgen. Dabei ist die Wahl der Eingabeparameter für das maschinelle Lernen abhängig von der zu beurteilenden Aufgabe und muss in Abhängigkeit zu den Variationsmöglichkeiten der Bewegung gewählt werden. In der Rehabilitation könnten beispielsweise falsche Klassifizierungen auftreten, wenn das Bewegungsmuster aufgrund von Bewegungseinschränkungen oder Schmerzen bei Patienten von den bekannten Daten abweicht. Eine potentielle Lösung dieses Problems wäre eine Mustererkennung mit der Möglichkeit, Datensätze nach Verletzungsart, Bewegungseinschränkungen und gegebenenfalls Rehabilitationsstadium zu gruppieren. Als notwendige Voraussetzung wäre dafür allerdings zunächst eine große Anzahl von Patienten, deren Compliance als sehr gut eingestuft wurde, für das Training des Algorithmus notwendig.

Jedoch können auch mit den Algorithmen des maschinellen Lernens keine „weichen“ Faktoren, wie beispielsweise Hautverfärbungen, spontane Äußerungen der Patienten, Schweißbildung oder die Mimik erfasst werden. Somit ist trotz vermeintlich guten Erkennungsraten die Expertise und Urteilsfähigkeit eines erfahrenen Therapeuten für eine zuverlässige Interpretation und Einordnung der Ergebnisse unabdingbar.

9.2 Zusammenfassende Bewertung der aufgestellten Arbeitshypothesen

Die erste Arbeitshypothese lautete: *„Der Interrater-Vergleich bei der Bewertung einer Arbeitsaufgabe mit einem Screening-Verfahren bietet vergleichbare Ergebnisse zwischen einer automatisierten Erfassung und einer manuellen Bewertung, im Vergleich zu bekannten Interrater-Vergleichswerten aus der Literatur zwischen zwei manuellen Bewertungen“*. Als Referenzwert für einen Interrater-Vergleich mit dem OWAS Verfahren und Cohen’s Kappa als statistisches Verfahren diente ein Artikel von de Bruijn et al. [115]. Die Autoren berichten von deskriptiven Übereinstimmungen von 85% und einem Kappa-Koeffizienten von 0.6 bei manueller Bewertung von Bildern von Körperhaltungen bei Tätigkeiten aus dem Gesundheitswesen. Diese Größenordnung ließ sich mit den vorliegenden Daten mit dem ersten Versuch bei guten Sichtbedingungen des Sensors erreichen. Für den zweiten Versuch konnte nicht abschließend beurteilt werden, wie hoch der genaue Anteil der sensorspezifischen Fehleinschätzung bei ungünstiger Sensorpositionierung oder Verdeckung von Körperteilen war. Daher kann die Hypothese für diesen einzelnen Versuch nicht bestätigt werden.

Bei Einhaltung der definierten Rahmenbedingungen und optimaler Sensorausrichtung konnte jedoch eine gute Interrater-Übereinstimmung, und bei Betrachtung der nach dem maximal möglichem Kappa adjustierten Übereinstimmungswertes k_{\max} , sogar eine sehr gute Interrater-Übereinstimmung ($k_{\max} = 0.84$) ermittelt werden (vgl. Kapitel 6.2.1).

Somit kann die Hypothese 1 unter Einhaltung der genannten Rahmenbedingungen und Berücksichtigung der in Kapitel 9.1.3 beschriebenen Limitationen, für den ersten Versuchsteil bestätigt und angenommen werden.

Bewertung Hypothese 2

Die zweite Hypothese lautete: *„Anhand der digitalisierten Daten lassen sich automatisiert objektivierbare Parameter aus den Daten extrahieren, mit denen belastungsabhängige Veränderungen des Bewegungsmusters und besondere Ereignisse im Rahmen eines stufenförmigen Hebetests detektiert werden können“*. Bei der manuellen Suche nach objektivierbaren Parametern in den Daten konnten sowohl Veränderungen von definierten funktionellen Parametern, als auch deutliche Abweichungen oder Unregelmäßigkeiten im Bewegungsverlauf automatisiert erkannt werden (vgl. Kapitel 7.2.2, S. 76ff).

Im Rahmen des aktuellen Versuchssettings kann die Hypothese 2 somit bestätigt werden.

Eine Beanspruchungsbewertung bei der Lastenhandhabung, allein auf Basis von einzelnen funktionellen Parametern, wäre anhand der aktuellen Erkenntnisse jedoch nicht umfassend genug für eine reliable und umfassende Bewertung des Hebetests. Für eine spätere Anwendungssoftware sind diese Parameter mehr als unterstützende Beurteilungshilfe während der Testdurchführung gedacht. Dies könnte beispielsweise über das Einblenden des Verlaufs der Griff- oder Standbreite im Vergleich zu den vorherigen Laststufen, der Abstand der Last zum Körper, ausgewählte Körperwinkel oder die Anzahl automatisiert erkannter Abweichungen, wie beispielsweise das Verfehlen oder Anecken an den Ablageflächen für die spätere Dokumentation, realisiert werden. Die maßgebliche Verantwortung über die Beurteilung der Testausführung muss dabei aber in jedem Fall bei dem Therapeuten liegen.

Bewertung Hypothese 3

Die aufgestellte Hypothese 3 lautete: *„Die Prädiktion des subjektiven Belastungsempfindens (objektive Beurteilung der Beanspruchung eines Teilnehmers) ist im Rahmen eines stufenförmigen Hebetests mit Algorithmen des maschinellen Lernens auch bei submaximaler Belastung der Teilnehmer möglich“*.

Diese Hypothese kann auf Basis der zuvor präsentierten Ergebnisse für das multidimensionale Klassifizierungsverfahren für das getestete Versuchssetting bestätigt werden. Jedoch müssen die Ergebnisse aufgrund der bislang geringen Probandenzahl und unter Berücksichtigung der in Kapitel 9.1.3, S. 99 beschriebenen Limitationen noch sehr vorsichtig betrachtet werden.

9.3 Transfer der Forschungsergebnisse in die Praxis

Das folgende Kapitel beschäftigt sich mit der Beantwortung der Forschungsfrage „*Eignet sich ein solches System für die Integration in Rehabilitationseinrichtungen?*“ unter Berücksichtigung der erarbeiteten Ergebnisse zu den erforschten Technologien, möglichen Anwendungsfeldern und den beteiligten Professionen.

9.3.1 Unterstützung der Anforderungsanalyse

In der Praxis wurden vor dem Hintergrund des dynamischen Wandels des Gesundheitswesens Verfahren entwickelt, die eine stärkere Ausrichtung der Rehabilitation an den arbeitsbezogenen Anforderungen im Abgleich zu vorhandenen Fähigkeiten eines Patienten beinhalten. Während die lokale Umsetzung in den Rehabilitationseinrichtungen bereits gut etabliert werden konnte, bestehen bei der Ermittlung des Anforderungsprofils des Arbeitsplatzes noch Defizite [26]. Schumacher stellte in seinem Bericht zur medizinisch-beruflich orientierten Rehabilitation aus Sicht des Trägers heraus, dass die Kenntnis der exakten Anforderungen des Arbeitsplatzes für eine adäquate Therapieplanung notwendig seien [50]. In Bestandsaufnahmen zur ABMR und MBOR stellten Lohsträter et al. [16] und Bethge [26] hingegen heraus, dass zu Beginn der Rehabilitation nur unzureichende Informationen über den Arbeitsplatz vorliegen würden. Die Schwierigkeit scheint im Zusammenspiel zwischen den beteiligten Professionen zu liegen. Bethge fordert zur Verbesserung des Verfahrens in diesem Zusammenhang eine vermehrte Zusammenarbeit zwischen Arbeitsschutz, Gesundheitsförderung und Rehabilitation, hin zu einem holistischen, multiprofessionellen Ansatz [42].

Die Voraussetzungen für eine effektive Sammlung und Interpretation von Anforderungen sind dafür beispielsweise mit der vorgestellten IMBA-Profilvergleichsmethode bereits vorhanden. Jedoch ist auch dieses Verfahren abhängig von der Qualität der Quellinformationen.

Einen ersten Ansatz zur Verbesserung der Quellinformationen von Teilen des Anforderungsprofils stellt das hier umgesetzte Vorhaben zur markerlosen, dreidimensionalen Körperhaltungsanalyse auf Basis des OWAS Verfahrens dar. Unter guten Aufnahmebedingungen wurde zwischen dem digitalen System und einer manuellen Bewertung eine Größenordnung der Interrater-Reliabilität ermittelt, die mit Ergebnissen von Studien zur Interrater-Reliabilität zwischen zwei menschlichen Bewertern vergleichbar ist (vgl. Kapitel 9.2, S. 99). Auf Basis der erhobenen Parameter könnten die Beurteilungen ausgewählter Items des IMBA-Verfahrens durch das System unterstützt werden. Bei der Auswahl des Assessment-Verfahrens wurde der Fokus aufgrund der Anforderungen an ein aufwandsarmes Erhebungssystem auf eine vollständig automatisierbare Erfassung der Körperhaltung gelegt. Somit kann vorrangig die Beurteilung von Items unterstützt werden, die mit der Körperhaltung assoziiert sind. Dies sind Items aus der Kategorie „Körperhaltung“ (Sitzen, Stehen, Knien/Hocken, Arme in Zwangshaltung, Geneigt/Gebückt) sowie Teile der Körperfortbewegung (Gehen) und Körperteilbewegungen (Rumpf und Armbewegungen).

Aufgrund der sensorspezifischen Problematik bei Verdeckungen und strengen Rahmenbedingungen, unter denen eine reliable Aufnahme im industriellen Umfeld erst ermöglicht wird, ist eine gebrauchstaugliche Anwendbarkeit des Systems in der Praxis hingegen fraglich.

Unabhängig von der digitalen Erfassung existieren in der Arbeitswissenschaft bereits zahlreiche etablierte Verfahren, welche zu einer Verbesserung der Erhebungssituation beitragen können. Dies sind beispielsweise die Leitmerkalmethoden der BAuA [37-40] oder das EAWS [41]. Diese Verfahren werden bereits häufig in der industriellen Produktion eingesetzt und bieten detaillierte Informationen über die Arbeitsbedingungen, zeitliche Anteile in Bezug zu einem Arbeitstag, Körperhaltungen und Ausführungsbedingungen der Tätigkeit. Somit ergeben sich große Schnittmengen zu den Items des IMBA Verfahrens. Eine stärkere Einbindung von Methoden und Experten aus der Arbeitswissenschaft könnten daher dazu beitragen, den genannten Forderungen zur Verbesserung der Analyse der Anforderungen des Arbeitsplatzes gerecht zu werden.

9.3.2 Unterstützung der Fähigkeitsanalyse im Rahmen von FCE-Verfahren

Im Gegensatz zur Erhebung der Anforderungen an einem Arbeitsplatz konnten im Bereich der Fähigkeitsanalyse die Tests unter standardisierten, sensorspezifisch optimierten Testbedingungen durchgeführt werden.

Vor allem im Hinblick auf die Objektivierung von Einschätzungen zum Beanspruchungszustand des Patienten konnten mit dem gewählten Verfahren der dynamischen Zeitreihenklassifizierung bei einem definierten Hebetest vielversprechende Ergebnisse bei der Prädiktion des subjektiven Belastungsempfindens erzielt werden.

Die vorrangige Nutzbarkeit des Systems im Rahmen von FCE-Verfahren wird in der Identifikation und Klassifizierung der Beanspruchung und Leistungsbereitschaft des Patienten gesehen. Die Leistungsbereitschaft wird bei dem verwendeten ELA-Verfahren in drei Stufen eingeteilt: „zuverlässig“, „fraglich“ oder „nicht zuverlässig“ [57]. Für diese Klassifizierung kann das präsentierte Verfahren insbesondere bei der Beurteilung von submaximalen Beanspruchungen wertvolle Hinweise liefern. So kann beispielsweise eine subjektiv maximal angegebene Beanspruchung bei gleichzeitig objektiv ermittelten minimalen Beanspruchungswerten auf eine nicht zuverlässige Leistungsbereitschaft hindeuten. Damit wird das System den Forderungen von Jahn et al. gerecht [60], die ein System gefordert haben, welches auch submaximale Beanspruchungen erkennen und klassifizieren kann. Die Aussage gilt aktuell nur für das gewählte Versuchssetting mit den zuvor beschriebenen Limitationen.

Weiterhin kann die Objektivierung zum Schutz und zur Aufklärung von Patienten beitragen, die ihr subjektives Beanspruchungsempfinden bewusst oder unbewusst, zu positiv angeben. Dies kann beispielsweise der Fall sein, wenn ein Patient seine ursprüngliche Arbeitstätigkeit wieder aufnehmen möchte und befürchtet, dieses bei einem schlechten Testergebnis verweigert zu bekommen, oder ein Patient eine inadäquate Selbstwahrnehmung besitzt. Die mit dem digitalen System ermittelte objektive Bewertung kann als Argumentationsgrundlage und Visualisierung für ein Gespräch mit dem Patienten, oder zur Dokumentation der vermuteten Gefährdung im Rahmen der Therapiedokumentation, verwendet werden.

9.3.3 Einsatz des Tools bei sozialmedizinischen Begutachtungsprozessen

FCE-Verfahren werden zunehmend auch im Rahmen von sozialmedizinischen Begutachtungsverfahren eingesetzt [vgl. bsp. 12, 51, 116]. Wind et al. stellten beispiel-

weise in einer Studie heraus, dass 68 % aller beteiligten Ärzte einen Mehrwert der Nutzung von FCE-Systemen für ihre Begutachtung gesehen haben [52]. Der Einsatz der vorgestellten Methodik bietet das Potential, in dem komplexen Beurteilungsprozess als weiterer Baustein dazu beizutragen, die getroffene Bewertung des Therapeuten über den Beanspruchungszustand des Patienten aktivitätsdiagnostisch zu unterstützen. Gerade im Hinblick auf die multidisziplinäre Zusammenarbeit kann ein weiterer objektivierbarer Parameter potentiell zu mehr Transparenz der Bewertungsgrundlage beitragen. Zum aktuellen Zeitpunkt ist die Datenlage jedoch noch zu gering, um eine gesicherte Aussage, beispielweise für sozialgerichtliche Entscheidungsfindung oder Beweisführungen, zu treffen.

9.3.4 Fazit

Bei der Betrachtung wirtschaftlicher und ökonomischer Aspekte fällt das Urteil für die grundsätzliche Einsetzbarkeit eines solchen Systems in Rehabilitationseinrichtungen positiv aus. Die geringen Anschaffungskosten sollten vermeintlich auch für kleine und mittlere Unternehmen finanzierbar sein. Durch die Auslegung als markerloses System ist die Vorbereitungszeit bis zur Messung sehr gering, was insbesondere im Hinblick auf das enge Zeitfenster, welches für die Diagnostik zur Verfügung steht [vgl. 28], von Bedeutung ist. Darüber hinaus erfordert die Bedienung des Systems nur eine geringe Einarbeitungszeit, was eine reibungslose Integration in bestehende Abläufe begünstigt.

Die Versuche haben gezeigt, dass der Einsatz digitaler Bewegungserfassung großes Potential für eine sinnvolle Unterstützung im Therapie- und Diagnostikalltag besitzt. Jedoch muss an dieser Stelle klar herausgestellt werden, dass das vorgestellte System nicht für einen autonomen Einsatz entwickelt wurde und auf keinen Fall die Expertise und Urteilsfähigkeit eines Therapeuten ersetzen kann oder soll. Das hier entwickelte Verfahren soll im geplanten finalen Zustand vielmehr als eine optional nutzbare, apparative Datenquelle für die weitere Verbesserung einer ganzheitlichen und möglichst realitätsnahen Beurteilung der arbeitsbezogenen Leistungsfähigkeit eines Patienten, in einem komplexen, multiprofessionellen Verfahren an der Schnittstelle zwischen Rehabilitation, Arbeitswissenschaft, Sportwissenschaft und sozialmedizinischer Begutachtung verstanden werden.

10 Zusammenfassung

Das Gesundheitssystem unterliegt derzeit einem stetigen Wandel, weg von einer defizitorientierten Ausrichtung, hin zu einer ganzheitlichen, funktions- und ressourcenorientierten Sichtweise. Durch spezifische rehabilitative Maßnahmen wird eine Ermöglichung von Teilhabe am gesellschaftlichen Leben und Arbeitsleben angestrebt. Für die Identifikation, ob eine Person nach einer Verletzung wieder an den angestammten Arbeitsplatz zurückkehren kann, werden in der Rehabilitation Profile von Anforderungen, die ein Arbeitsplatz an eine Person stellt, und die Fähigkeiten der Person mit Hilfe von standardisierten Profilvergleichsverfahren abgeglichen. Für eine möglichst effektive Therapieplanung und zur Ermittlung der Erwerbsfähigkeit ist die Kenntnis der genauen Anforderungen des Arbeitsplatzes dabei erforderlich. Jedoch bestehen hier nach aktueller Studienlage noch Defizite in der Beschaffung dieser Informationen für die Rehabilitationseinrichtung.

Bei der Erstellung der Fähigkeitsprofile werden unter anderem Assessmentverfahren zur Ermittlung der körperlich-funktionellen, berufsbezogenen Leistungsfähigkeit eingesetzt. Die Verfahren haben bereits einen sehr hohen Standardisierungsgrad und eignen sich gut für eine Return-To-Work Prognose. Einige der erfassten Parameter, wie beispielsweise die objektive Einschätzung der Beanspruchung des Patienten, obliegen dabei der Erfahrung und subjektiven Einschätzung des Therapeuten. An dieser Stelle war das Ziel der vorliegenden Arbeit, den Therapeuten bei der Begründung seiner Beurteilung mit objektivierbaren Informationen aktivitätsdiagnostisch zu unterstützen.

In der hier vorgestellten empirischen Forschungsarbeit wurde daher ein digitales System für eine automatisierte, dreidimensionale und markerlose Erfassung und Bewertung von Körperhaltungen und Bewegungsmustern im Rahmen der Anforderungsanalyse und ausgewählten FCE-Test im Rahmen der Fähigkeitsanalyse entwickelt und evaluiert.

Als Hardware wurde ein Microsoft Kinect v2 Sensor als Repräsentant für ein kostengünstiges markerloses motion capturing System gewählt. Unter Verwendung einer selbst programmierten Software wurden bei allen Versuchen die dreidimensionalen Koordinaten der Gelenkpunkte des Kinect Skelettmodells als Datengrundlage verwendet. Die Kosten des Systems sind durch die Verwendung von kommerziell verfügbarer Hardware auch für kleine und mittlere Einrichtungen finanzierbar.

Für die Evaluation wurde ein zweigeteiltes Versuchssetting definiert. Das erste Setting war für die Beurteilung der Messgenauigkeit und zur Ermittlung von Voraussetzungen für einen zuverlässigen Einsatz im industriellen Einsatz des digitalen Systems bei der Anforderungsanalyse an einem Arbeitsplatz bestimmt. Der Versuch wurde bei einem industriellen Anwendungspartner in der Produktion von LKW-Aufliegern mit 50 männlichen Mitarbeitern aus der Produktion durchgeführt. Der Versuchsaufbau bestand aus zwei Stationen mit unterschiedlichen Rahmenbedingungen. Einmal erfolgte die Aufnahme unter optimalen Bedingungen mit freiem Sichtfeld und einer frontalen Sensorausrichtung zur Arbeitsposition, beim zweiten Versuch unter erschwerten Aufstellungsbedingungen mit seitlicher Ausrichtung des Sensors zur Arbeitsfläche. Als Bewertungskriterium für die Körperhaltung wurde das Ovako working posture analysing System als Screening-Verfahren aus der Arbeitswissenschaft verwendet. In einem Interrater-Vergleich zwischen einer manuellen Bewertung

und der automatisierten digitalen Erfassung wurde die Erfassungsgüte des automatisierten Systems überprüft. Gute Übereinstimmungen konnten für die Erfassung der Arme gefunden werden, wohingegen die Erfassung der Rücken- und Beinbewertung sowohl stark abhängig vom Aufstellungsort, als auch von der Ausrichtung der Versuchsperson zum Sensor waren. Anhand von Vorversuchen und den Erkenntnissen dieser Arbeit konnten Rahmenbedingungen definiert werden, unter denen eine möglichst reliable Datenerfassung möglich ist.

In dem zweiten Teil der Arbeit wurden zwei Versuche aus dem Bereich Functional Capacity Evaluation unter Laborbedingungen durchgeführt, welche sich auf die analysierten Arbeitsplätze aus der industriellen Produktion bezogen. Bei der Planung des Versuchsaufbaus wurden die zuvor ermittelten Rahmenbedingungen für die Positionierung des Sensors berücksichtigt. Die Versuche wurden mit 40 Versuchsteilnehmern im Technikum der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin durchgeführt. Der erste Versuch beinhaltete eine Überkopftätigkeit, bei der als Kriterium die Anzahl notwendiger Entlastungen der Arme ausgewertet wurde. Hier konnte eine sehr gute Interrater-Reliabilität zwischen der automatisierten Erfassung und einer manuellen Bewertung ermittelt werden. Bei der zweiten Station wurde eine Lastenhandhabung in einem stufenförmigen Belastungstest untersucht. Bei einer optimalen Sensorausrichtung konnten funktionelle Parameter wie beispielsweise die Griffbreite, Rumpfvorneigung, Standbreite, Last-Hüftabstand, Kniewinkel, Bewegungsgeschwindigkeit und die Identifikation von besonderen Vorkommnissen gut von dem System erfasst werden.

Weiterhin wurde anhand der Daten aus dem Versuch der Lastenhandhabung ein Algorithmus des maschinellen Lernens zur objektiven Vorhersage der Beanspruchung der Versuchspersonen trainiert. Während der Versuchsdurchführung wurden die Versuchspersonen nach jeder Belastungsstufe gebeten, ihr subjektives Belastungsempfinden auf einer zehnstufigen Befindlichkeitsskala zu dokumentieren. Diese Angaben wurden als Referenz für das Training des Algorithmus verwendet. Dazu wurden in einem zyklischen Prozess Unterschiede in den Bewegungsmustern anhand von Zeitfenster-Triplets berechnet und den entsprechenden Zielklassifizierungen zugewiesen. Die Berechnung erfolgte mit einer für Mahalanobis-Distanzen modifizierten, multidimensionalen dynamischen Zeitnormierung (Mahalanobis Distance Dynamic Time Warping, MDDTW). Nach dem erfolgten Training konnte das so entwickelte Modell an unbekanntem Bewegungsdaten überprüft werden. Hierbei konnten im Rahmen einer 10-fach Kreuzvalidierung sehr gute Prädiktionswerte mit rund 84% aller Bewertungen im Klassifikationsziel erreicht werden.

Die Ergebnisse dieser Studie müssen jedoch unter der Einschränkung gesehen werden, dass die Untersuchungen mit gesunden Versuchspersonen durchgeführt wurden und daher aktuell ausschließlich für das durchgeführte Versuchssetting gelten. Für den Einsatz in der Rehabilitation müsste ein Training des Erkennungsalgorithmus klassifiziert nach verschiedenen Beschwerdebildern und möglichen Bewegungseinschränkungen erfolgen, um eine gute Vorhersagequalität zu erreichen.

Darüber hinaus könnte das Tool potentiell durch die Bereitstellung objektiver Parameter zu einer größeren Transparenz der Beurteilungsgrundlage im Rahmen einer sozialmedizinischen Begutachtung beitragen. Allerdings sollte diese Interpretation aufgrund der bislang geringen Probandenzahlen noch sehr vorsichtig betrachtet wer-

den und bedarf zukünftig einer Überprüfung und Validierung mit weiteren Versuchspersonen.

Bestimmungsgemäß ist dieses Tool nicht für den Einsatz als System für eine autonome Bewertung von Testergebnissen vorgesehen oder geeignet. Jedoch bietet das System eine Vielzahl an Funktionen, welche Therapeuten bei der Begründung Ihrer Beurteilung, der Dokumentation der durchgeführten Tests, der Therapiegestaltung oder im Gespräch mit Patienten unterstützen können.

11 Ausblick

Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Versuche sind ein erster Ansatz, in dem technische Möglichkeiten und Grenzen für den Einsatz von markerlosen motion capturing Systemen in Kombination mit Verfahren aus der Arbeitswissenschaft und FCE-Verfahren evaluiert wurden. Die Ergebnisse sind bereits sehr vielversprechend, jedoch befinden sich die Benutzeroberflächen und der aktuelle Workflow noch in einer nicht gebrauchstauglichen Version. Derzeit werden Möglichkeiten für eine Implementierung in eine zusammenhängende, benutzerfreundliche Version geprüft.

Bislang wurde lediglich jeweils ein Test aus den Bereichen „Körperhaltung“ und „Komplexe Merkmale“ des FCE-Verfahrens ELA untersucht. Eine Erweiterung und ein Test des Systems mit weiteren Modulen des ELA-Verfahrens (oder weiteren kompatiblen FCE-Verfahren) wären an dieser Stelle wünschenswert. Dies ist insbesondere für die Prüfung der Konsistenz einzelner Testergebnisse untereinander interessant.

Im Bereich der Anforderungsanalyse wurde im Rahmen der Literaturrecherche ein Defizit in der Verfügbarkeit von detaillierten Arbeitsplatzinformationen aufgedeckt. Hier besteht ein großes Verbesserungspotential an der Schnittstelle zwischen Rehabilitation- und Arbeitswissenschaft. Insbesondere sollte die Zusammenarbeit mit Experten aus der Arbeitswissenschaft, welche sich mit der ergonomischen Bewertung des Arbeitsplatzes oder einer Gefährdungsanalyse beschäftigen (beispielsweise Sicherheitsfachkräfte, Ergonomen, Arbeitswissenschaftler) intensiviert werden. Zudem könnte eine vermehrte Einbindung von Erhebungsmethoden aus der Arbeitswissenschaft die Qualität und die Verfügbarkeit von detaillierten Arbeitsplatzinformationen für den Profilvergleich stärken und sollte demnach auch Gegenstand zukünftiger Forschung sein.

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Bedeutung
*.png	Dateiendung des Grafikformates „portable network graphic“
*.xef	Dateiendung für Xbox Event File
ABMR	Arbeitsplatzorientierte, Muskuloskelettale Rehabilitation
ANOVA	Analysis of Variance, Varianzanalyse
API	Application programming interface, Anwendungs-Programmierschnittstelle
BAuA	Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin
BBPL	Besondere berufliche Problemlagen
BGSW	Berufsgenossenschaftliche stationäre Weiterbehandlung
BMBF	Bundesministerium für Bildung und Forschung
bspw.	Beispielsweise
BTHG	Bundesteilhabegesetz
DGUV	Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung
DRV	Deutsche Rentenversicherung
DSHS	Deutsche Sporthochschule Köln
DTW	Dynamic Time Warping
EAP	Erweiterte Ambulante Physiotherapie
EAWS	Ergonomic Assessment Worksheet / European Assembly Worksheet
ebd.	Ebenda
EDV	Elektronische Daten Verarbeitung
EFL	Evaluation der funktionellen Leistungsfähigkeit nach Isernhagen
EHB	Elektronische Hänge Bahn
ELA	Einschätzung körperlicher Leistungsfähigkeiten bei arbeitsbezogenen Aktivitäten
ENgAge4Pro	Ergonomienavigator für die alters- und altersgerechte Produktion
ERGOS	Kurzform für ERGOS Arbeits-Simulator
et al.	Abkürzung für Autor inklusive allen Co-Autoren
ETI	ERGOS to IMBA
FCE	Functional Capacity Evaluation
FKZ	Förderkennzeichen
GB	Gigabyte
GUI	Benutzerschnittstelle (graphical user interface)
ICD	International Classification of Diseases and Related Health Problems
ICF	Internationale Klassifikation der Funktionsfähigkeit, Behinderung und Gesundheit
IMBA	Integration von Menschen mit Behinderung in die Arbeitswelt
IQPR	Institut für Qualitätssicherung in Prävention und Rehabilitation
IVSS	Internationalen Vereinigung für Soziale Sicherheit
knn	k – nearest neighbor, Klassifizierungsalgorithmus

Abkürzung	Bedeutung
KTL	Klassifikation therapeutischer Leistungen
LDMLT	LogDet Divergence based Metric Learning with Triplet Constraints; Methode zur dynamischen Zeitreihenklassifikation
LO _p O	Leave-One-Person-Out, Validierungsmethode beim maschinellen Lernen
LTA	Leistungen zur Teilhabe am Arbeitsleben
m/s	Meter pro Sekunde
MARIE	Matching Abilities and Requirements to Increase Evidence
MBOR	Medizinisch-beruflich-orientierten Rehabilitation
MDDTW	Mahalanobis Distance Dynamic Time Warping
MELBA	Merkmalprofile zur Eingliederung Leistungsgewandelter und Behinderter in Arbeit
MK	Maßnahmenklasse des OWAS Verfahrens (MK1 – MK4)
MW	Mittelwert
n=	Anzahl der Versuchspersonen einer Teilmenge
N=	Anzahl der Versuchspersonen, kompletter Datensatz
OWAS	Ovako Working Posture Analysing System
PACT	Performance Assessment and Capacity Testing
PBabO	Peak Breite des Peaks vor dem Absetzen der Last auf der oberen Ablagefläche
PBanho	Peak Breite unmittelbar nach dem (wieder-) Anheben von der oberen Arbeitsfläche (PH _{an})
PCA	Principal Component Analysis, Hauptkomponentenanalyse
PCHIP	Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial
PHabO	Peak Höhe vor dem Absetzen der Last auf der oberen Ablagefläche
PHanhO	Peak Höhe unmittelbar nach dem (wieder-) Anheben von der oberen Arbeitsfläche (PH _{an})
PSD	Positiv semi-definite Matrix → quadratische Matrix, deren Eigenwerte aller Elemente größer oder gleich Null ist
ROM	Range of motion
RULA	Rapid Upper Limb Assessment
SD	Standard Deviation, Standardabweichung
SDK	Software Development Kit
SGB	Sozialgesetzbuch
SSD	Solid State Drive
WPF	Windows Presentation Foundation Framework

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1	Komplexes Modell der erwerbsbezogenen Leistungsfähigkeit, modifiziert nach Tittor et al. [31]	17
Abb. 2	Strukturplan und Übersicht über die Arbeitspakete	27
Abb. 3	Skelettmodell und Koordinatensystem des Kinect v2 Sensors, modifiziert nach [77]	30
Abb. 4	Schematische Darstellung zur Berechnung von Segmenten (li) und Gelenkwinkeln (re). Eigene Darstellung aus [67].	32
Abb. 5	Modifizierter Screenshot der verwendeten GUI für die Weiterverarbeitung und Auswertung der *.xef Dateien	34
Abb. 6	Beispiel für die Ermittlung der OWAS Maßnahmenklassen für Körperhaltungskombinationen. Modifiziert nach [96].	42
Abb. 7	Versuchsaufbau Bremsleitungs montage (Abbildungen mit freundlicher Genehmigung der Schmitz Cargobull AG)	45
Abb. 8	Versuchsaufbau Kommissionierung (Abbildungen mit freundlicher Genehmigung der Schmitz Cargobull AG)	46
Abb. 9	Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung des Rückens (V1)	48
Abb. 10	Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung der Arme (V1)	49
Abb. 11	Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung der Beine (V1)	50
Abb. 12	Übereinstimmungsmatrix der Maßnahmenklassen (V1)	52
Abb. 13	Zeitliche Anteile der Teilkörperhaltungen (V1)	53
Abb. 14	Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung des Rückens (V2)	54
Abb. 15	Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung der Arme (V2)	55
Abb. 16	Übereinstimmungsmatrix Teilbewertung der Beine (V2)	56
Abb. 17	Übereinstimmungsmatrix der Maßnahmenklassen (V2)	58
Abb. 18	Zeitliche Anteile der Teilkörperhaltungen (V2)	59
Abb. 19	Versuchsaufbau Arme in Vorhalte, Überkopf	66
Abb. 20	Versuchsaufbau Heben Arbeitsfläche, Arbeitsfläche oben	68
Abb. 21	Exemplarischer Verlauf und Lokalisation der Extremwerte der Lastenhandhabung am Beispiel der Y-Koordinaten der rechten Hand	71
Abb. 22	Beispiele für Weg-Zeit Verläufe bei $n = 9$ Peaks (links) und $n = 11$ Peaks (rechts)	72
Abb. 23	Arme in Vorhalte, Übereinstimmungsmatrix für das Kriterium „beide Arme abgesenkt“	74
Abb. 24	Arme Überkopf, Übereinstimmungsmatrix für das Kriterium „beide Arme abgesenkt“	75
Abb. 25	Grafische Darstellung des Peakhöhenverlaufes PabsO pro Belastungsstufe. Signifikante Zusammenhänge sind farblich markiert.	78
Abb. 26	Visualisierung der Ergebnisse des nach Laststufe gruppierten Bonferroni-Post-Hoc-Tests am Peak nach dem Anheben von der oberen Arbeitsfläche (P_{anhO}).	80
Abb. 27	Visualisierung der Ergebnisse des Bonferroni-Post-Hoc-Tests an den lokalen Minima	81
Abb. 28	Struktur der Trainingsdaten am Beispiel der männlichen Versuchspersonen	87
Abb. 29	Exemplarische Darstellung der MDDTW Synchronisation, eigene Darstellung in Anlehnung an [107].	88
Abb. 30	Workflow zyklische Triplett-Selektion, MDDTW Synchronisation und Distanzvergleich, modifiziert nach [107]	89
Abb. 31	Übereinstimmungsmatrix statische Klassifizierung, $k = 7$, PCA = 10 links: männlich, rechts: weiblich	92
Abb. 32	Ergebnisse der dynamischen Zeitreihenklassifizierung	93

Tabellenverzeichnis

Tab. 1	Berechnete Parameter des Interrater-Vergleichs	36
Tab. 2	Interpretation des Kappa Koeffizienten	37
Tab. 3	Potentiell geeignete Screening-Verfahren, Modifiziert nach [70].	40
Tab. 4	Codierungen der OWAS Teilkörperhaltungen. Eigene Darstellung, modifiziert nach [96].	41
Tab. 5	Maßnahmenklassen für Teilkörperhaltungen in Bezug zur Arbeitszeit. Eigene Darstellung. Modifiziert nach [96].	42
Tab. 6	Parameter für die automatisierte Bewertung des Screening-Verfahrens	44
Tab. 7	Interrater-Vergleich, Teilbewertung des Rückens (V1)	49
Tab. 8	Interrater-Vergleich, Teilbewertung der Arme (V1)	50
Tab. 9	Interrater-Vergleich, Teilbewertung der Beine (V1)	51
Tab. 10	Interrater-Vergleich, totale Übereinstimmung (V1)	51
Tab. 11	Interrater-Vergleich, Teilbewertung des Rückens (V2)	54
Tab. 12	Interrater-Vergleich, Teilbewertung der Arme (V2)	55
Tab. 13	Interrater-Vergleich, Teilbewertung der Beine (V2)	56
Tab. 14	Interrater-Vergleich, totale Übereinstimmung (V2)	57
Tab. 15	Zusätzlich ausgewertete funktionelle Parameter	73
Tab. 16	Arme in Vorhalte, Interrater-Vergleich, Kriterium: beide Arme entlastet, linear gewichteter Kappa Koeffizient	75
Tab. 17	Arme Überkopf, Interrater-Vergleich, Kriterium: beide Arme entlastet, linear gewichteter Kappa Koeffizient	76
Tab. 18	Bereich Körperhaltung, durchschnittliche ELA-Skalenbewertung und Anzahl der Entlastungen	76
Tab. 19	Komplexe Merkmale, Mittelwert und Standardabweichung für die Peakhöhen- und Peakbreiten in Abhängigkeit zur Last	77
Tab. 20	Komplexe Merkmale, Ergebnisse Fishers Exakter Test, Peak Analyse bei besonderen Vorkommnissen, manuell vs. automatisiert	78
Tab. 21	Ergebnisse der ANOVA, Veränderung der funktionellen Parameter über alle Laststufen * $p < 0.05$, ** $p < 0.001$	79
Tab. 22	Interrater-Reliabilität, dynamische Zeitreihenklassifizierung [m]	94
Tab. 23	Interrater-Reliabilität, dynamische Zeitreihenklassifizierung [w]	94
Tab. 24	Beschreibung der Kinect v2 Gelenkpunkte, inklusive zugehöriger ID.	120

Literatur

1. DRV, Deutsche Rentenversicherung Bund, *Positionspapier Rehabilitation 2010*. 2010.
2. SGB IX, *Sozialgesetzbuch Neuntes Buch – Rehabilitation und Teilhabe von Menschen mit Behinderungen*. 2018.
3. WHO, World Health Organization, *International classification of functioning, disability and health: ICF*. 2001: Geneva: World Health Organization.
4. Grill, E. und Müller, M., *Das biopsychosoziale Modell der ICF*. 2013, Ecomed. S. 73-81.
5. DIMDI, Deutsches Institut für Medizinische Dokumentation und Information, *Klassifikationen, Terminologien, Standards, ICF*. Letzter Zugriff am: 05.07.2018, <https://www.dimdi.de/static/de/klassi/icf/>
6. WHO, World Health Organisation, *ICD - International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems 10th Revision*. Letzter Zugriff am: 06.07.2018, <http://apps.who.int/classifications/icd10/browse/2016/en>
7. BTHG, Bundesteilhabegesetz, *Gesetz zur Stärkung der Teilhabe und Selbstbestimmung von Menschen mit Behinderungen*. 2016.
8. Gutenbrunner, C., *Grundlagen der Rehabilitation*, in *Rehabilitation, Physikalische Medizin und Naturheilverfahren*. 2007, Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg. S. 113-134.
9. DRV, Deutsche Rentenversicherung, *Statistik über Rentenanträge gemäß § 5 RSVwV - Berichtszeitraum: Januar bis Dezember 2017 Zugang von Rentenanträgen nach Monaten*. Letzter Zugriff am: 08.07.2018, https://statistik-rente.de/drv/extern/rente/sk85_rentenantraege/tabellen_2017/201712_Rentenantrag_Tabelle03.htm
10. DRV, Deutsche Rentenversicherung, *Statistik über Rentenanträge gemäß § 5 RSVwV - Berichtszeitraum: Januar bis Dezember 2017 Tabelle: 003.00 Rentenanträge und ihre Erledigung nach Leistungsarten*. Letzter Zugriff am: 08.07.2018, https://statistik-rente.de/drv/extern/rente/sk85_rentenantraege/tabellen_2017/201712_Rentenantrag_Tabelle03.htm
11. DRV, Deutsche Rentenversicherung, *Renten wegen verminderter Erwerbsfähigkeit nach SGB VI, Beitragsjahr* Letzter Zugriff am: 08.07.2018, <https://statistik-rente.de/drv/>
12. Hesse, B. und Gebauer, E., *Sozialmedizinische Begutachtung im Rentenverfahren: Stellenwert, Forschungsbedarf und Chancen*. Rehabilitation, 2011. 50(01): S. 17-24.
13. ISSA, International Social Security Association und IVSS, Internationale Vereinigung für Soziale Sicherheit, *The Return on Work Reintegration ("Berufliche Wiedereingliederung zahlt sich aus")*. Letzter Zugriff am: 24.05.2018, <https://www.issa.int>
14. DRV, Deutsche Rentenversicherung, *Reha-Bericht Update 2016, Die medizinische und berufliche Rehabilitation der Rentenversicherung im Licht der Statistik*. 2016.
15. Lukasczik, M., Löffler, S., Gerlich, C., Wolf, H.D., und Neuderth, S., *Entwicklung eines Praxishandbuchs und einer Homepage zur arbeits- und berufsbezogenen Orientierung in der medizinischen Rehabilitation als nutzerorientierte Medien für die rehabilitative Versorgungspraxis*. Rehabilitation, 2011. 50(03): S. 152-159.

16. Lohsträter, A., Froese, E., Germann, S., Schulz, D., Kohlmann, T., und Müller, W.D., *Arbeitsplatzorientierte muskuloskelettale Rehabilitation (ABMR)*. Trauma und Berufskrankheit, 2012. 14(2): S. 149-153.
17. Vestring, J., *Neueste Entwicklungen in der gesetzlichen Unfallversicherung*. Trauma und Berufskrankheit, 2014. 16(2): S. 183-186.
18. Steinau, M., *Die arbeitsplatzspezifische Rehabilitation – Eine Bestandsaufnahme*. B & G, 2015. 31(06): S. 259-263.
19. DGUV, Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung und SVLFG, Sozialversicherung für Landwirtschaft, Forsten und Gartenbau, *Handlungsanleitung Arbeitsplatzbezogene Muskuloskeletale Rehabilitation (ABMR)*. Letzter Zugriff am: 30.06.2018, https://www.dguv.de/landesverbaende/de/med_reha/abmr/index.jsp
20. DGUV, Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung, *Das Reha - Management der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung - Handlungsanleitung*. 2014.
21. Knörzer, J., Müller-Farnow, W., und Muraitis, A., *Medizinisch-berufsorientierte Rehabilitation für orthopädische Patienten : Orientierender Überblick über Hintergrund, Strukturen, Inhalte und erste Studienergebnisse*. Arbeitsmedizin, Sozialmedizin, Umweltmedizin, 2008. 43(43 (2008) Nr. 9): S. 434-440 (7 Abb., 14 Lit.).
22. Streibelt, M. und Buschmann-Steinhage, R., *Ein Anforderungsprofil zur Durchführung der medizinisch-beruflich orientierten Rehabilitation aus der Perspektive der gesetzlichen Rentenversicherung*. Rehabilitation, 2011. 50(03): S. 160-167.
23. DRV, Deutsche Rentenversicherung *Anforderungsprofil zur Durchführung der medizinisch-beruflich orientierten Rehabilitation (MBOR) im Auftrag der Deutschen Rentenversicherung*. Berlin: Deutsche Rentenversicherung Bund, 2015.
24. DRV, Deutsche Rentenversicherung, *Klassifikation therapeutischer Leistungen in der medizinischen Rehabilitation, KTL, Stand 2015*, ed. K. Deutsche Rentenversicherung Bund Geschäftsbereich Presse- und Öffentlichkeitsarbeit. 2015.
25. Bethge, M., *Erfolgsfaktoren medizinisch-beruflich orientierter orthopädischer Rehabilitation*. Die Rehabilitation, 2011. 50(03): S. 145-151.
26. Bethge, M., *Medizinisch-beruflich orientierte Rehabilitation*. Die Rehabilitation, 2017. 56(01): S. 14-21.
27. Streibelt, M. und Brünger, M., *Wie viele arbeitsbezogene Leistungen bekommen Patienten mit besonderen beruflichen Problemlagen? Analyse einer repräsentativen indikationsübergreifenden Stichprobe von Rehabilitanden*. Die Rehabilitation, 2014. 53(06): S. 369-375.
28. Golla, A., Saal, S., und Mau, W., *Besondere berufliche Problemlagen bei Rehabilitanden in den neuen Bundesländern: Analyse von Routinedaten der Deutschen Rentenversicherung Mitteldeutschland*. Physikalische Medizin, Rehabilitationsmedizin, Kurortmedizin, 2015. 25(06): S. 325-331.
29. BAR, Bundesarbeitsgemeinschaft für Rehabilitation, *Bundesteilhabegesetz kompakt - Die wichtigsten Änderungen im SGB IX*. Letzter Zugriff am: 09.07.2018, <https://www.bar-frankfurt.de/fileadmin/dateiliste/publikationen/Sonstiges/downloads/BTHG-Kompakt.pdf>
30. DGUV, Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung und LSV-SpV, Spitzenverband der landwirtschaftlichen Sozialversicherung, *Anforderungen der gesetzlichen Unfallversicherungsträger für die Beteiligung von*

- Einrichtungen an der Arbeitsplatzbezogenen Muskuloskeletalen Rehabilitation (ABMR)*, 2012.
31. Tittor, W., Lux, A., Nellesen, G., Grosch, E., Irle, H., Kleffmann, A., Lampe, L., Legner, R., Mösch, W., und Sinn-Behrendt, A., *Die Relevanz eines Leistungsfähigkeitsmodells für eine einheitliche und standardisierte Leistungsdiagnostik*. Die Rehabilitation, 2004. 43(04): S. 209-218.
 32. United States Department of Labor, *Dictionary of Occupational Titles* ed. U.S.D.o. Labor. 1991.
 33. Glatz, A. und Schian, H., *IMBA–Integration für Menschen mit Behinderungen in die Arbeitswelt*. Diagnostische Verfahren in der Rehabilitation; Reihe: Diagnostik für Klinik und Praxis; Hogrefe, Göttingen, 2008.
 34. Kersting, M. und Kaiser, H., *Anforderungen-Fähigkeiten-Profilvergleiche/IMBA als Instrument zur passgenauen Vermittlung von Menschen mit Behinderungen in die Arbeitswelt*. Tagungsband, 2004. 13: S. 213-215.
 35. BMA, *IMBA Beurteilungshilfen*, ed. B.f.A.u.S. (Hrsg.). 2003, Essen, Köln, Siegen.
 36. Anneken, V., *Entwicklung und Überprüfung eines Assessmentmoduls zur FCE-basierten Beurteilung arbeitsbezogener Leistungsfähigkeit anhand des IMBA-Verfahrens*. 2006, Deutsche Sporthochschule Köln.
 37. Steinberg, U., Behrendt, S., Caffier, G., Schultz, K., und Jakob, M., *Leitmerkmalmethode Manuelle Arbeitsprozesse*. Erarbeitung und Anwendungserprobung einer Handlungshilfe zur Beurteilung der Arbeitsbedingungen. Dortmund: Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Projektnr. F, 2007. 1994.
 38. Steinberg, U., Liebers, F., und Klußmann, A., *Die überarbeitete Leitmerkmalmethode Manuelle Arbeitsprozesse 2011*. Technische Sicherheit, 2012. 2(3): S. Seiten 37-41.
 39. Jürgens, W.-W., *Handlungsanleitung zur Beurteilung der Arbeitsbedingungen beim Ziehen und Schieben von Lasten*. 2002.
 40. Steinberg, U., *Erprobung und Evaluierung des Leitfadens Sicherheit und Gesundheitsschutz bei der manuellen Handhabung von Lasten*. 2000: Wirtschaftsverl. NW, Verlag für Neue Wiss.
 41. Schaub, K., Caragnano, G., Britzke, B., und Bruder, R., *The European assembly worksheet*. Theoretical Issues in Ergonomics Science, 2013. 14(6): S. 616-639.
 42. Bethge, M., *Rehabilitation und Teilhabe am Arbeitsleben*. Bundesgesundheitsblatt - Gesundheitsforschung - Gesundheitsschutz, 2017. 60(4): S. 427-435.
 43. Matheson, L., *Spinal function sort, rating of perceived capacity*. Performance Assessment and Capacity Testing PACT, 1989.
 44. Glatz, A., Anneken, V., Heipertz, W., Weber, A., und Kraus, T., *Die Ermittlung der Arbeitsbelastungskategorie-standardisierte Selbstauskunft und Messung im Vergleich*. Arbeitsmedizin Sozialmedizin Umweltmedizin, 2007. 42(3): S. 109.
 45. Hart, D.L., Isernhagen, S.J., und Matheson, L.N., *Guidelines for functional capacity evaluation of people with medical conditions*. Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy, 1993. 18(6): S. 682-686.
 46. Kaiser, H., Kersting, M., Schian, H., Jacobs, A., und Kasproski, D., *Der Stellenwert des EFL-Verfahrens nach Susan Isernhagen in der medizinischen und beruflichen Rehabilitation*. Die Rehabilitation, 2000. 39(5): S. 297-306.

47. Grosser, V., *EFL-Test zur Einschätzung von Arbeitsfähigkeit und beruflicher Rehabilitation*. Trauma und Berufskrankheit, 2007. 9(1): S. S87-S89.
48. Alles, T., *Anforderungsorientierte Rehabilitation zur Förderung der Teilhabe am Arbeitsleben durch Einsatz von Assessment-eine kontrollierte Interventionsstudie im Rahmen der stationären Rehabilitation von Rückenleiden*. 2007, Deutsche Sporthochschule Köln.
49. Kaiser, H., Kersting, M., und Schian, H.-M., *Der Stellenwert des Arbeitssimulationsgerätes ERGOS als Bestandteil der leistungsdiagnostischen Begutachtung*. Rehabilitation, 2000. 39(175): S. 175-184.
50. Schumacher, K., *Medizinisch-beruflich orientierte Rehabilitation aus Sicht des Trägers*. Trauma und Berufskrankheit, 2012. 14(3): S. 324-326.
51. Cibis, W. und Schian, H.M., *Sozialmedizinische Begutachtung einschließlich Assessment-Verfahren*. Rehabilitation und Teilhabe: Wegweiser für Ärzte und andere Fachkräfte der Rehabilitation ed. B.f.R. BAR. 2005: Dt. Ärzte-Verlag.
52. Wind, H., Gouttebauge, V., und Kuijer, P.P.F.M., *Complementary value of functional capacity evaluation for physicians in assessing the physical work ability of workers with musculoskeletal disorders*. International archives of occupational and environmental health, 2009. 82(4): S. 435-443 (1 Abb., 2 Tab., Lit.).
53. Glatz, A., *Zur deutschlandweiten Einbeziehung von Functional-Capacity-Evaluation (FCE) in die Regelbegutachtung des Ärztlichen Dienstes der Bundesagentur für Arbeit : Erfahrungen aus verschiedenen Bundesländern*. Österreichisches Forum Arbeitsmedizin, 2010(3): S. 42-45.
54. Bühne, D., Alles, T., und Froböse, I. *Der Einfluss des FCE-Verfahrens ELA auf die Selbsteinschätzung des Patienten in der MBOR*. 2017. In: DRV (Hrsg.): 26. Rehabilitationswissenschaftliches Kolloquium. Prävention und Rehabilitation in Zeiten der Globalisierung vom 20. bis 22. März 2017 in Frankfurt am Main, DRV-Schriften, Bd. 111, 195-197.
55. Kuijer, P.P., Gouttebauge, V., Brouwer, S., Reneman, M.F., und Frings-Dresen, M.H., *Are performance-based measures predictive of work participation in patients with musculoskeletal disorders? A systematic review*. Int Arch Occup Environ Health, 2012. 85(2): S. 109-23.
56. Bühne, D., Alles, T., Hetzel, C., und Froböse, I., *Die prognostische Validität des FCE-Verfahrens ELA in beruflich orientierten medizinischen Rehabilitationsmaßnahmen*. Die Rehabilitation, 2018. 57(02): S. 92-99.
57. Alles, T., *Einschätzung körperlicher Leistungsfähigkeiten bei arbeitsbezogenen Aktivitäten -Testbeschreibungen - Dokumentationen - Version 1.2, Stand 05.07.2012*, ed. I.f.Q.i.P.u. Rehabilitation. 2012.
58. VDR, Verband Deutscher Rentenversicherungsträger, *Das ärztliche Gutachten für die gesetzliche Rentenversicherung, 1. überarbeitete Fassung*. DRV-Schriften Bd, 2001. 21.
59. Geissler, N., Andreeva, E., Moesch, W., und Gutenbrunner, C., *Stellenwert der Konsistenzprüfung bei Systemen zur Functional Capacity Evaluation (FCE)*. Deutsche Rentenversicherung Bund, Hrsg. Tagungsband,,Prävention und Rehabilitation in Zeiten der Globalisierung. 26.
60. Jahn, W.T., Cupon, L.N., und Steinbaugh, J.H., *Functional and work capacity evaluation issues*. Journal of Chiropractic Medicine, 2004. 3(1): S. 1-5.
61. Glatz, A., Anneken, V., Heipertz, W., Schian, H., und Weber, A., *Zur ärztlichen Beurteilung arbeitsbezogener körperlicher Leistungsfähigkeit anhand des*

- FCE-Assessment ERGOS (R) Work Simulator*. Arbeitsmedizin Sozialmedizin Umweltmedizin, 2007. 42(2): S. 56.
62. Wischniewski, S., *Digitale Ergonomie 2025 : Trends und Strategien zur Gestaltung gebrauchstauglicher Produkte und sicherer, gesunder und wettbewerbsfähiger sozio-technischer Arbeitssysteme*. Projekt F2313. 2013, Dortmund Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin.
 63. Gudehus, T.C., *Entwicklung eines Verfahrens zur ergonomischen Bewertung von Montagetätigkeiten durch motion-capturing*. 2008: kassel university press GmbH.
 64. Vignais, N., Miezal, M., Bleser, G., Mura, K., Gorecky, D., und Marin, F., *Innovative system for real-time ergonomic feedback in industrial manufacturing*. Applied Ergonomics, 2013. 44(4): S. 566-574.
 65. Diego-Mas, J.A. und Alcaide-Marzal, J., *Using Kinect sensor in observational methods for assessing postures at work*. Appl Ergon, 2014. 45(4): S. 976-85.
 66. Spector, J.T., Lieblich, M., Bao, S., McQuade, K., und Hughes, M., *Automation of Workplace Lifting Hazard Assessment for Musculoskeletal Injury Prevention*. Annals of Occupational and Environmental Medicine, 2014. 26: S. 15-15.
 67. Brandl, C., Bonin, D., Mertens, A., Wischniewski, S., und Schlick, C.M., *Digitalisierungsansätze ergonomischer Analysen und Interventionen am Beispiel der markerlosen Erfassung von Körperhaltungen bei Arbeitstätigkeiten in der Produktion*. Zeitschrift für Arbeitswissenschaft, 2016. 70(2): S. 89-98.
 68. Lee, S.H., Yoon, C., Chung, S.G., Kim, H.C., Kwak, Y., Park, H.-w., und Kim, K., *Measurement of shoulder range of motion in patients with adhesive capsulitis using a kinect*. PloS one, 2015. 10(6): S. e0129398.
 69. Bonnechère, B., Jansen, B., Salvia, P., Bouzahouene, H., Omelina, L., Moiseev, F., Sholukha, V., Cornelis, J., Rooze, M., und Van Sint Jan, S., *Validity and reliability of the Kinect within functional assessment activities: Comparison with standard stereophotogrammetry*. Gait & Posture, 2014. 39(1): S. 593-598.
 70. Bonin, D., Terhoeven, J., und Wischniewski, S., *Ergonomie-Navigator für die alters- und alternsgerechte Produktion - ENgAge4Pro : Teilvorhaben: Digitale Erfassung und Bewertung physischer Belastungen in industriellen Arbeitssystemen: Schlussbericht, Berichtszeitraum: 01.09.2013-31.08.2016* 2017.
 71. Bonin, D. und Wischniewski, S. *Evaluating the accuracy of markerless body tracking for digital ergonomic assessment using consumer electronics*. in *19th Triennial Congress of the International Ergonomics Association*. 2015. Melbourne, Australia.
 72. Bonin, D., Stankiewicz, L., Thomas, C., Deuse, J., Kühlenkötter, B., und Wischniewski, S. *Digital Assessment of Anthropometric and Kinematic Parameters for the Individualization of Direct Human-Robot Collaborations*. in *7th Int. Conf. on 3D Body Scanning Technologies*. 2016. Lugano, Switzerland.
 73. Schmitz, A., Ye, M., Shapiro, R., Yang, R., und Noehren, B., *Accuracy and repeatability of joint angles measured using a single camera markerless motion capture system*. Journal of Biomechanics, 2014. 47(2): S. 587-591.
 74. Dutta, T., *Evaluation of the Kinect™ sensor for 3-D kinematic measurement in the workplace*. Applied Ergonomics, 2012. 43(4): S. 645-649.

75. Patrizi, A., Pennestri, E., und Valentini, P.P., *Comparison between low-cost marker-less and high-end marker-based motion capture systems for the computer-aided assessment of working ergonomics*. Ergonomics, 2015. 59(1): S. 155-162.
76. Wiedemann, L., Planinc, R., Nemec, I., und Kampel, M., *Performance Evaluation of Joint Angles obtained by the Kinect v2*. 2015.
77. Microsoft Developer Network, *Kinect v2 Joint Type Enumeration*. Letzter Zugriff am: 23.09.2016, <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/microsoft.kinect.jointtype.aspx>
78. Lepetit, V., Lagger, P., und Fua, P. *Randomized trees for real-time keypoint recognition*. in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*. 2005. IEEE.
79. Comaniciu, D. und Meer, P., *Mean shift: A robust approach toward feature space analysis*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002. 24(5): S. 603-619.
80. Shotton, J., Sharp, T., Kipman, A., Fitzgibbon, A., Finocchio, M., Blake, A., Cook, M., und Moore, R., *Real-time human pose recognition in parts from single depth images*. Communications of the ACM, 2013. 56(1): S. 116-124.
81. Unbekannt, *Convert Kinect Cameraspaces to Worldspace relative to Floor*. Letzter Zugriff am: 14.04.2014, <http://blog.hackandi.com/inst/blog/2014/03/18/convert-kinect-cameraspaces-to-worldspace-relative-to-floor/>
82. Microsoft Developer Network, *Microsoft.Kinect.Tools Namespace*. Letzter Zugriff am 15.07.2016, <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/microsoft.kinect.tools.aspx>
83. Hillier, A., *RecordAndPlaybackBasics-WPF*. Letzter Zugriff 15.07.2016, <https://github.com/angelaHillier/RecordAndPlaybackBasics-WPF>
84. Gledhill, M., *Export data from a DataSet into a real Excel 2007 file*. Letzter Zugriff am 15.05.2018, <http://www.mikesknowledgebase.com/pages/CSharp/ExportToExcel.htm>
85. Cohen, J., *A coefficient of agreement for nominal scales*. Educational and psychological measurement, 1960. 20(1): S. 37-46.
86. Cohen, J., *Weighted kappa: Nominal scale agreement provision for scaled disagreement or partial credit*. Psychological bulletin, 1968. 70(4): S. 213.
87. Viera, A.J. und Garrett, J.M., *Understanding interobserver agreement: the kappa statistic*. Fam Med, 2005. 37(5): S. 360-363.
88. Guiseppe Cardillo, *Cohen's kappa: compute the Cohen's kappa ratio on a square matrix*. 2007: MathlabCentral Fileexchange.
89. Landis, J.R. und Koch, G.G., *The measurement of observer agreement for categorical data*. biometrics, 1977: S. 159-174.
90. Feinstein, A.R. und Cicchetti, D.V., *High agreement but low kappa: I. The problems of two paradoxes*. Journal of clinical epidemiology, 1990. 43(6): S. 543-549.
91. Rasch, D. und Guiard, V., *The robustness of parametric statistical methods*. Psychology Science, 2004. 46(2): S. 175-208.
92. Maxwell, S.E., *Pairwise Multiple Comparisons in Repeated Measures Designs*. Journal of Educational Statistics, 1980. 5(3): S. 269-287.
93. Gediga, G., Hamborg, K.-C., und Dürtsch, I., *The IsoMetrics usability inventory: an operationalization of ISO 9241-10 supporting summative and formative evaluation of software systems*. Behaviour & Information Technology, 1999. 18(3): S. 151-164.

94. Waters, T.R., Putz-Anderson, V., Garg, A., und Fine, L.J., *Revised NIOSH equation for the design and evaluation of manual lifting tasks*. Ergonomics, 1993. 36(7): S. 749-776.
95. Occhipinti, E., *OCRA: a concise index for the assessment of exposure to repetitive movements of the upper limbs*. Ergonomics, 1998. 41(9): S. 1290-1311.
96. Karhu, O., Kansu, P., und Kuorinka, I., *Correcting working postures in industry: A practical method for analysis*. Applied Ergonomics, 1977. 8(4): S. 199-201.
97. Fransson-Hall, C., Gloria, R., Kilbom, Å., Winkel, J., Karlqvist, L., Wiktorin, C., und Group123, S., *A portable ergonomic observation method (PEO) for computerized on-line recording of postures and manual handling*. Applied ergonomics, 1995. 26(2): S. 93-100.
98. David, G., Woods, V., Li, G., und Buckle, P., *The development of the Quick Exposure Check (QEC) for assessing exposure to risk factors for work-related musculoskeletal disorders*. Applied ergonomics, 2008. 39(1): S. 57-69.
99. Hignett, S. und McAtamney, L., *Rapid Entire Body Assessment (REBA)*. Applied Ergonomics, 2000. 31(2): S. 201-205.
100. McAtamney, L. und Corlett, E.N., *RULA: a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders*. Applied ergonomics, 1993. 24(2): S. 91-99.
101. Steven Moore, J. und Garg, A., *The strain index: a proposed method to analyze jobs for risk of distal upper extremity disorders*. American Industrial Hygiene Association, 1995. 56(5): S. 443-458.
102. Carlson, R. und Fritsch, F., *Monotone piecewise bicubic interpolation*. SIAM journal on numerical analysis, 1985. 22(2): S. 386-400.
103. Cover, T. und Hart, P., *Nearest neighbor pattern classification*. IEEE transactions on information theory, 1967. 13(1): S. 21-27.
104. Aha, D.W., *Editorial*, in *Lazy Learning*, D.W. Aha, Editor. 1997, Springer Netherlands: Dordrecht. S. 7-10.
105. Abdi, H. und Williams, L.J., *Principal component analysis*. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010. 2(4): S. 433-459.
106. Liao, T.W., *Clustering of time series data—a survey*. Pattern recognition, 2005. 38(11): S. 1857-1874.
107. Mei, J., Liu, M., Wang, Y.-F., und Gao, H., *Learning a mahalanobis distance-based dynamic time warping measure for multivariate time series classification*. IEEE transactions on Cybernetics, 2016. 46(6): S. 1363-1374.
108. Mei, J., *LDMLT Multivariate Time Series Classification*. Letzter Zugriff am: 28.07.2018, https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/47928-ldmlt_multivariate_time_series_classification-zip
109. Mahalanobis, P.C. *On the generalized distance in statistics*. 1936. National Institute of Science of India.
110. ten Holt, G.A., Reinders, M.J., und Hendriks, E. *Multi-dimensional dynamic time warping for gesture recognition*. in *Thirteenth annual conference of the Advanced School for Computing and Imaging*. 2007.
111. Mei, J., Hou, J., Chen, J., und Karimi, H.R. *A fast Logdet divergence based metric learning algorithm for large data sets classification*. in *Abstract and Applied Analysis*. 2014. Hindawi.
112. Kulis, B., Sustik, M., und Dhillon, I. *Learning low-rank kernel matrices*. in *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*. 2006. ACM.

113. Davis, J.V., Kulis, B., Jain, P., Sra, S., und Dhillon, I.S. *Information-theoretic metric learning*. in *Proceedings of the 24th international conference on Machine learning*. 2007. ACM.
114. Microsoft Developer Network, *High definition face tracking*. Letzter Zugriff am: 21.09.2016, <https://msdn.microsoft.com/de-de/library/dn785525.aspx>
115. de Bruijn, I., Engels, J.A., und van der Gulden, J.W.J., *A simple method to evaluate the reliability of OWAS observations*. *Applied Ergonomics*, 1998. 29(4): S. 281-283.
116. Glatz, A., Anneken, V., Heipertz, W., Schian, H.M., und Weber, A., *Die arbeits- und sozialmedizinische Beurteilung der arbeitsbezogenen körperlichen Leistungsfähigkeit mit dem FCE-Assessment ERGOS®*. *Gesundheitswesen*, 2006. 68(07): S. A45.

Anhang

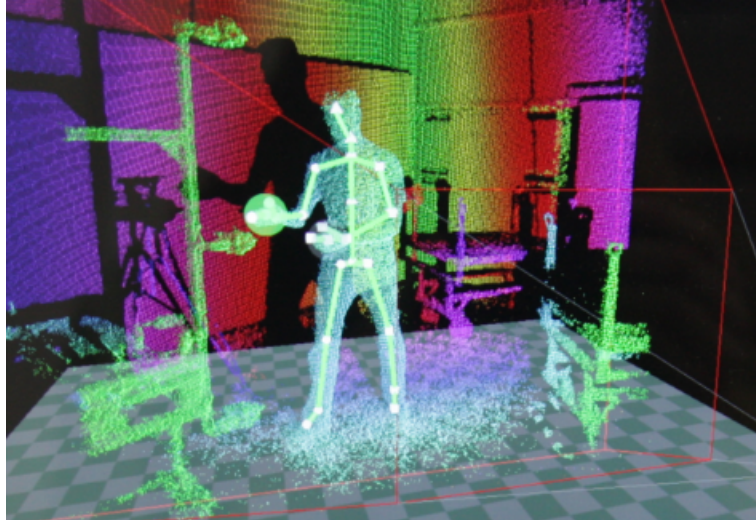
Die folgende Tabelle bietet eine Übersicht über die 24 Gelenkpunkte des Microsoft Kinect v2 Sensors.

Tab. 24 Beschreibung der Kinect v2 Gelenkpunkte, inklusive zugehöriger ID.

Parameter:	Wert
SpineBase = 0	Mittig auf der transversalen Verbindungslinie zwischen HipLeft und HipRight auf Höhe der Wirbelsäule
SpineMid = 1	Mittig auf dem Rückensegment zwischen SpineBase und SpineShoulder
Neck = 2	Nacken
Head = 3	Kopf
ShoulderLeft = 4	Linkes Schultergelenk
ElbowLeft = 5	Linker Ellbogen
WristLeft = 6	Linkes Handgelenk
HandLeft = 7	Linke Hand (Handrücken, mittig)
ShoulderRight = 8	Rechtes Schultergelenk
ElbowRight = 9	Rechter Ellbogen
WristRight = 10	Rechtes Handgelenk
HandRight = 11	Rechte Hand (Handrücken, mittig)
HipLeft = 12	Linkes Hüftgelenk
KneeLeft = 13	Linkes Kniegelenk
AnkleLeft = 14	Linkes Sprunggelenk
FootLeft = 15	Linker Fuß (mittig auf Spann)
HipRight = 16	Rechtes Hüftgelenk
KneeRight = 17	Rechtes Kniegelenk
AnkleRight = 18	Rechtes Sprunggelenk
FootRight = 19	Rechter Fuß (mittig auf Spann)
SpineShoulder = 20	Vertebra Prominens (C7)
HandTipLeft = 21	Handspitze links (weitester distaler Punkt der Hand)
ThumbLeft = 22	Linker Daumen
HandTipRight = 23	Handspitze rechts (weitester distaler Punkt der Hand)
ThumbRight = 24	rechter Daumen

Aushang: „Versuchspersonen gesucht“

Für meine Dissertation suche ich Versuchspersonen für ein Teilprojekt zur digitalisierten, dreidimensionalen Berechnung der Körperhaltung.



Quelle: Screenshot Microsoft Kinect Studio, Exemplarisches 3D Tiefenbild

Die Aufgabe besteht in der Durchführung von exemplarischen Arbeitsaufgaben aus der industriellen Produktion, welche mit Hilfe eines 3D-Sensors aufgezeichnet werden. Mit dem Versuch soll die Erkennungsrate des digitalen Systems im Vergleich zu einer manuellen Bewertung evaluiert werden.

Voraussetzungen:

- Alter zwischen 21 und 40 Jahren
- Körperlich normal belastbar
- Keine akute Erkrankung, Verletzung oder Schwangerschaft
- Gute Deutschkenntnisse

Versuchsdauer: einmalig ca. 1,5 - 2 Stunden

Aufwandsentschädigung: 10 Euro pro Stunde

Wo: Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Haus I, Friedrich-Henkel-Weg 1, 44149 Dortmund (5 Min. zu Fuß vom Uni Campus Nord)

Wann: individuelle Termine zwischen dem 06. und 22. Dezember, *auch kurzfristige/spontane Terminvereinbarungen sind möglich!*

Nähere Informationen und Terminvereinbarungen unter:

bonin.dominik@bua.bund.de

Versuchspersoneninformation

Titel/ Bezeichnung des Forschungsvorhabens
Validierungsstudie zur digitalisierten Erfassung der Körperhaltung bei Functional-Capacity-Evaluation (FCE) Untersuchungen

Hintergrund

In der arbeitsplatzspezifischen Rehabilitation werden zur Beurteilung der Leistungsfähigkeit von Personen sogenannte Functional Capacity Evaluation (FCE) Tests durchgeführt. Über definierte Einzeltests wird hierbei auf die potentielle Leistungsfähigkeit bezogen auf einen achtstündigen Arbeitstag geschlossen. Die bislang gängige Durchführung erfolgt „Zettel-Stift“-basiert durch Beobachtung eines ausgebildeten Untersuchers. Eine Digitalisierung der Erfassung mit herkömmlichen Bewegungsanalysesystemen war bislang aufgrund von hohen Kosten, sehr hohem Einrichtungsaufwand (beispielsweise das Aufbringen von reflektierenden Markern und die Kalibration eines markerbasierten Motion Capturing Systems) und der benötigten fachlichen Expertise nicht, oder nur schwer in der Praxis einsetzbar. In dem hier vorgestellten Versuchsaufbau wird exemplarisch ein kostengünstiger Sensor aus der Spieleindustrie verwendet um die Körperhaltung aufwandsarm markerlos zu erfassen. Mit den generierten Daten können im Anschluss ausgewählte FCE-Tests digitalisiert ausgewertet werden.

Ziele

Das Ziel des Forschungsvorhabens ist die Entwicklung eines kostengünstigen digitalen Tools, welches teilautomatisiert zur Unterstützung der Therapiedokumentation, Ökonomisierung und Objektivierung von ausgewählten Tests des ELA-Verfahrens („Einschätzung körperlicher Leistungsfähigkeit bei arbeitsbezogenen Aktivitäten“) genutzt werden kann. Das Tool soll in der Anschaffung auch für kleine und mittlere Unternehmen oder Rehabilitationseinrichtungen finanzierbar sein.

Methoden

Die Daten werden mit einem Kinect v2 für Windows Sensor und einer selbstgeschriebenen Software ausgewertet. Aus dem Skeleton Datenstrom des Sensors wird die Körperhaltung dreidimensional simuliert und die Gelenkwinkel sowie die Bewegungstrajektorien im Raum von jedem Gelenkpunkt aufgezeichnet. Parallel zu der digitalen Erhebung erfolgt eine manuelle Bewertung der Testsituation. Zur späteren Auswertung werden die Datenströme des Kinect v2 Sensors (Tiefenbild, Infrarotbild und Skelettmodell) anonymisiert auf einer externen, verschlüsselten Festplatte gespeichert, die getrennt von den sonstigen Untersuchungsdaten eingeschlossen gelagert wird. Eine Aufzeichnung des farbigen Videobildes erfolgt nicht. Neben grundlegenden deskriptiven statistischen Auswertungen wird ein Interrater-Vergleich zwischen der manuellen- und digitalen Erhebung gerechnet.

Abbruchkriterien

- Unsichere bzw. ungünstige Ausführung: Testleiter beobachtet eine unsichere Ausführung einer Aktivität bzw. eine unnatürliche Haltung/Bewegung bzw. ein Kompensationsmuster, von der/dem eine weitere ungünstige Wirkung auf den Gesundheitszustand des Patienten zu erwarten ist.
- Unwohlsein/Unfähigkeit/Schmerzen: wird entweder vom Testleiter durch Beobachtung festgestellt (Grenzbelastung/Ausführung) oder durch den Patienten geäußert.

- Erreichen einer Herzfrequenz, die 85% der theoretischen maximalen Herzfrequenz (errechnet nach der Formel $220 - \text{Lebensalter}$) entspricht.
- Patient äußert, dass er die Tätigkeit nicht weiter ausführen kann oder möchte.
- Bei dem Test „Komplexe Merkmale, Heben“ wird die maximal zulässige Last auf 15kg für Frauen und 25kg für Männer festgesetzt.
- Unterschreiten des Wertes „sechs“ der subjektiven Beanspruchung auf der zehnstufigen ELA-Skala (10 = Sehr gute Ausführbarkeit, 1 = sehr schlechte Ausführbarkeit)

Die Probanden haben das Recht Ihre Einwilligung und die Teilnahme an der Studie zu jeder Zeit ohne daraus resultierende Nachteile und ohne Angabe von Gründen zu widerrufen und / oder die Löschung Ihrer personenbezogenen Daten zu veranlassen.

Versuchsablauf

- 10 - 15min min Begrüßung und initiale Aufklärung der Probanden, Lesen und Unterschreiben der Einverständniserklärung, Aufnahme der Bankdaten für die Überweisung des Probandenhonorars
- 10 min Vorstellung der Messsensorik und des FCE-Verfahrens, Erklären von Abbruchkriterien und der ELA Skala zum subjektiven Belastungsempfinden, anlegen des Herzfrequenzsensors
- 15 min 1. FCE Test, Arbeit in Vorhalte / über Kopf. Einfache Montagetätigkeit im ersten Durchlauf mit Ellbogen auf Brusthöhe, Testdauer 5min. Zweiter Durchlauf Ellbogen über Schulterhöhe, Testdauer jeweils 5min. Pause zwischen den Tests: bis $H_f < 100$, mindestens jedoch 5 min.
- 10 min Pause
- 30 min 2.FCE Testblock, Referenzmessung mit Startgewicht (ca. 2,5kg), danach Messwiederholungen mit jeweils stufenförmiger Belastungssteigerung um 2,5kg bis eines der o.g. Abbruchkriterien erreicht ist oder der Proband den Test ohne erkennbares Kriterium von sich aus abbricht. Pause zwischen den Stufen, bis $H_f < 100$, mindestens 1min.
- Ca. 5-15min Abschluss der Untersuchung, Verabschiedung der Probanden, Zeit für Rückfragen

Dauer insgesamt ca. 1,5 h – 2 h je nach Anzahl und Dauer der Rückfragen

Finanzielle Vergütung

Die Probanden erhalten eine finanzielle Vergütung von 10€ pro Stunde. Der Abrechnungstakt beträgt 15min.

Ort und Zeitraum der Durchführung

Die Versuche werden im Technikum der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin, Haus 1, Friedrich-Henkel-Weg 1-25, 44149 Dortmund stattfinden. Die Versuche finden im Dezember 2017 statt.

Risiken

Bei dem ersten Test „Arme in Vorhalte / Überkopparbeit“ werden lediglich Muttern von Hand auf Schrauben gedreht, es werden keine zusätzlichen Lasten gehandhabt. Heruntergefallene Schrauben werden nicht aufgehoben. In der Ausgangsposition wird die Montageposition so ausgerichtet, dass der Proband in aufrecht stehender Körperhaltung mit geradem Rücken stehen kann. Hier ist somit vorrangig eine lokale Ermüdung der Schultermuskulatur und so-

mit das Abbruchkriterium „Testabbruch durch den Probanden“ zu erwarten. Hierbei kann es bei untrainierten Probanden in den folgenden Tagen zu leichten reversiblen Muskelschmerzen (umgangssprachlich „Muskelkater“) kommen. Eine gesundheitliche Schädigung ist darüber hinaus bei diesem Test nicht absehbar.

Zweiter Test – „Komplexe Merkmale, Lastenhandhabung“

Trotz redundanten Vorsichtsmaßnahmen und einer moderaten Belastung kann es allgemein bei einer manuellen Lastenhandhabung zu ungewollten Komplikationen kommen. Dies können beispielsweise Rückenbeschwerden durch ein Verheben (umgangssprachlich „Hexenschuss“) oder Muskel Zerrungen bei ruckartigem Anheben oder Absetzen der Last sein. Akute Verletzungen der Bandscheiben (Kontusion, Prolaps) sind aufgrund der kontrollierten Ausführungsbedingungen unwahrscheinlich, ein geringes Restrisiko kann aber nicht zu einhundert Prozent ausgeschlossen werden.

Die Probanden werden darüber im Vorfeld informiert und auch während der Testausführung aktiv angeleitet auf Ihre empfundene Beanspruchung zu achten und dass Sie den Test jederzeit abbrechen können und sollen. Die Aufklärung beinhaltet weiterhin, dass keine maximale Ausbelastung erforderlich oder gewünscht ist. Die physischen und psychischen Risiken werden aufgrund der Nutzung eines etablierten Verfahrens ohne Ausbelastung des Probanden, einer lückenlosen Aufklärung ohne Täuschung der Probanden und objektiver sowie subjektiver Abbruchkriterien als gering eingeschätzt.

Kriterien für den Ein- bzw. Ausschluss von Probanden

Einschluss:

Alle Probanden im erwerbstätigen Alter zwischen 21 und 40 Jahren.

Ausschluss:

Keine akute oder chronische Erkrankung, keine muskuloskelettalen Beschwerden, keine frischen Operationen, keine Schwangerschaft.

Da die Probandeninformation und die Einverständniserklärung nur in deutscher Sprache verfügbar sind, müssen die Probanden die deutsche Sprache zumindest soweit beherrschen, dass Sie die Informationen eigenständig lesen und verstehen können. Weiterhin müssen sich die Probanden verständlich artikulieren können, beispielsweise um das subjektive Belastungsempfinden zu kommunizieren oder aber Abbruchkriterien klar verständlich verstehen und ausdrücken zu können (Unwohlsein, Schmerzen, Beanspruchung, etc.).

Einwilligungserklärung

Projekttitle: Validierungsstudie zur digitalisierten Erfassung der Körperhaltung bei Functional-Capacity-Evaluation (FCE) Untersuchungen

Verantwortlicher Projektleiter: Dominik Bonin, Deutsche Sporthochschule Köln

Kontakt: bonin.dominik@baua.bund.de

Die Durchführung der Untersuchung der Deutschen Sporthochschule Köln erfolgt in den Laboren der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA) in Dortmund.

Dauer der Untersuchung: ca. 1,5h inkl. Vor- und Nachbesprechung

Vergütung: 10 € / Stunde.

Projektbeschreibung

Unser Forschungsprojekt befasst sich mit der digitalen Erfassung der Körperhaltung bei unterschiedlichen Bewegungsaufgaben. Im Rahmen einer beruflichen Rehabilitation werden zur Beurteilung der Arbeitsfähigkeit sogenannte FCE-Verfahren angewendet. Diese Verfahren ermöglichen eine Einschätzung über die körperliche Leistungsfähigkeit von Beschäftigten, welche beispielsweise nach einem Arbeitsunfall und erfolgter Rehabilitationsmaßnahme wieder zurück an den Arbeitsplatz kommen sollen. Diese standardisierten Verfahren basieren vornehmlich auf Zettel-Stift Dokumentationen auf Basis der subjektiven Einschätzung des Untersuchers. Das hier vorgestellte Untersuchungsvorhaben soll zur Objektivierung sowie Steigerung der Reliabilität und Vergleichbarkeit in der Dokumentation des Therapieverlaufes beitragen. Hierbei wird die Körperhaltung mittels einer Kamera mit integriertem Tiefensensor (Time-of-Flight Sensor) dreidimensional erfasst und mittels eines Skelettmodells visualisiert.

Ihre Aufgabe als Versuchsperson wird darin bestehen, ausgewählte Sequenzen aus einem FCE-Verfahren vor der 3D-Kamera durchzuführen, beispielsweise das Umsetzen von Gegenständen mit unterschiedlichen Gewichten.

Für die spätere Auswertung werden die Datenströme der 3D-Kamera (Tiefenbild, Infrarotbild und Skelettmodell) abgespeichert. Eine Speicherung des farbigen Videosignals erfolgt nicht. Anhand der erhobenen Daten wollen wir herausfinden, inwiefern sich mit dieser Technologie zuverlässige Daten im Rahmen von FCE-Verfahren im Vergleich zur manuellen Auswertung erheben lassen und mögliche Fehlerquellen und Grenzen eines solchen Systems dokumentieren. Dabei ist keine Ausbelastung notwendig! Die Untersuchung soll für Sie weder schmerzhaft noch unangenehm sein. Sie können jederzeit Fragen stellen und die Untersuchung ohne für Sie entstehende Nachteile abbrechen.

Die Deutsche Sporthochschule Köln hat keine Probandenversicherung für dieses Vorhaben abgeschlossen. Eine Haftung für Sachschäden gegen die Sporthochschu-

le und ihre Beschäftigten ist ausgeschlossen, es sein denn, der entstandene Schaden beruht auf Vorsatz oder grober Fahrlässigkeit.

Einwilligung zur Verarbeitung personenbezogener Daten:

Eine Verarbeitung Ihrer personenbezogenen Daten im Rahmen des oben genannten Forschungsprojektes ist nur mit Ihrer ausdrücklichen und freiwilligen Einwilligung möglich.

Hiermit willigen Sie ausdrücklich ein, dass die Deutsche Sporthochschule Köln zum Zwecke des Forschungsprojektes folgende personenbezogene Daten von Ihnen erheben, speichern und projektintern nutzen darf: Name, Vorname, Alter, Körpergröße und Gewicht, E-Mail-Adresse und ggf. Telefonnummer sowie eine Bankverbindung zur Überweisung des Probandenhonorars. Diese Daten werden nicht an Dritte weitergegeben. Alle weiteren Untersuchungsdaten werden in anonymisierter Form, also ohne die Möglichkeit, einen Rückschluss auf Ihre personenbezogenen Daten zu ziehen, gespeichert und ausgewertet. Es erhalten nur autorisierte Projektmitarbeiter Zugang zu den erhobenen Daten. Eine mögliche Veröffentlichung der Studiendaten erfolgt ausschließlich in anonymisierter Form.

Sie können diese Einwilligung jederzeit mit Wirkung für die Zukunft ohne Nachteile widerrufen. In diesem Falle werden Ihre personenbezogenen Daten unverzüglich gelöscht. Durch den Widerruf der Einwilligung wird die Rechtmäßigkeit der aufgrund der Einwilligung bis zum Widerruf erfolgten Verarbeitung nicht berührt. Eine (weitere) Teilnahme am Forschungsprojekt ist nur bei Vorliegen der Einwilligung möglich.

Bei dem Versuchsdesign werden im zweiten Teil der Untersuchung Lasten gehandhabt. Mit Ihrer Unterschrift bestätigen Sie, dass Sie im Vorfeld der Untersuchung über die Risiken und Abbruchkriterien bei der Lastenhandhabung aufgeklärt wurden und körperlich dazu in der Lage sind an der Untersuchung teilzunehmen (keine akute oder chronische Erkrankung oder Verletzung die gegen eine körperliche Belastung spricht). Sie sind sich darüber bewusst, dass die Untersuchung keine Ausbelastung erfordert und dass Sie die Untersuchung jederzeit, auch innerhalb eines laufenden Versuchsabschnitts, abbrechen können.

Weiterhin bestätigen Sie, dass Sie sich freiwillig zur Teilnahme an dieser Untersuchung unter den zuvor genannten Bedingungen entschlossen haben.

Name, Vorname Versuchsperson in Druckbuchstaben:

Unterschrift Versuchsperson (Datum, Unterschrift):

Versuchsleiter/Zeuge (Name, Datum, Unterschrift):

Auslage der Abbruchkriterien

Abbruchkriterien

- Unsichere bzw. ungünstige Ausführung (Abbruch durch Testleiter)
- Unwohlsein/Unfähigkeit/Schmerzen/Überlastung
- Erreichen von 85% der maximalen Herzfrequenz
- Bei dem Test „Komplexe Merkmale, Heben“ wird die maximal zulässige Last auf 15kg für Frauen und 25kg für Männer festgesetzt.
- Unterschreiten des Wertes „sechs“ der subjektiven Beanspruchung auf der zehnstufigen ELA-Skala.
- Versuchsperson äußert, dass Sie die Tätigkeit nicht weiter ausführen kann oder möchte.

Sie können den Versuch zu jeder Zeit auch ohne Angabe von Gründen abbrechen, ohne dass Ihnen dadurch Nachteile entstehen!

Danksagung

Zunächst bedanke ich mich bei Herrn Univ.-Prof. Dr. Ingo Froböse für die Übernahme des Erstgutachtens, für die Ermöglichung der Promotion trotz final recht engem Zeitplan sowie die sehr konstruktive und zuverlässige Art der Betreuung.

Weiterhin bedanke ich mich bei Herrn Prof. Dr. Thomas Jaitner für die konkreten inhaltlichen Rückmeldungen und die Bereitschaft, diese Arbeit als zweiter Gutachter zu bewerten.

Dr. Thorsten Alles danke ich für die Übernahme der Rolle des Drittprüfers und für die entgegengebrachte persönliche und inhaltliche Wertschätzung.

Meinen Kolleginnen und Kollegen der Fachgruppe 2.3 „Human Factors, Ergonomie“ der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin danke ich herzlich für die umfassende Unterstützung, insbesondere unserem Gruppenleiter WissD Dr.-Ing. Sascha Wischniewski sowie Markus, Jan, Patricia und Matthias für Ihr konstruktives und inhaltlich wertvolles fachliches Feedback. Karo und Sarah danke ich vor allem für Ihren Einsatz beim Korrekturlesen.

Aus der wissenschaftlichen Leitung danke ich Herrn Dir. u. Prof. Dr. Lars Adolph für das entgegengebrachte Vertrauen und die Befürwortung der Dissertation. Frau Dr. Britta Kirchhoff danke ich besonders für die Unterstützung bei der Probandenrekrutierung.

Vielen Dank auch an Ilka Arendt, Uli Hold und Dennis Nowack aus dem Technikum für die Bereitstellung der Räumlichkeiten und die Unterstützung beim Versuchsstandbau.

Allen Teilnehmern meiner Studien und allen Personen, die mit Ihrem Feedback im Rahmen von Doktoranden Kolloquien, Projekten, Konferenzen oder persönlichen Gesprächen zu dieser Arbeit beigetragen haben, an dieser Stelle aber nicht namentlich genannt werden können – Euch / Ihnen allen vielen Dank.

Ein besonderer und umfassender Dank gebührt meiner Partnerin Kirsten, die alle Höhen und Tiefen über den gesamten Bearbeitungszeitraum aus nächster Nähe mitbekommen hat. Vielen Dank für Deine unglaubliche Geduld, Deine Unterstützung und die vielen aufmunternden Worte und Taten.

Abschließend gilt mein persönlicher Dank meinen Eltern: Vielen lieben Dank für euren Rückhalt, dass Ihr immer an mich geglaubt habt und jedwede Wendung in meinem Lebenslauf verständnisvoll, motivierend und ergebnisoffen akzeptiert und gefördert habt.