

Aus der Klinik für Unfall-, Hand und Wiederherstellungschirurgie

Universitätsklinikum des Saarlandes, Homburg/Saar

Direktor: Prof. Dr. Tim Pohlemann

Einfluss von Alter, Körpergröße, Körpergewicht, Body-Mass-Index, Handgriffkraft und die Steigung und Neigung auf die Bodenreaktionskräfte im Gangzyklus

**Dissertation zur Erlangung des Grades eines Doktors der Theoretischen Medizin an der
Medizinischen Fakultät**

der UNIVERSITÄT DES SAARLANDES

2024

Vorgelegt von: Patrick Steinheimer

Geboren am: 10.02.1991 in Offenbach am Main

Tag der Promotion: 04.09.2024

Dekan: Univ.-Prof. Dr. M.D. Menger

Erster Berichterstatter: Prof. Dr. Tim Pohlemann

Zweiter Berichterstatter: Prof. Dr. Stefan Landgraeber

Widmung

„Keine Schuld ist dringender als die, Dank zu sagen.“

Marcus Tullius Cicero (106 – 43 v. Chr.)

In dieser Arbeit wurde aus Gründen der flüssigeren Lesbarkeit das generische Maskulin angewendet. Es wird ausdrücklich darauf hingewiesen, dass anderweitige Geschlechteridentitäten ausdrücklich eingeschlossen sind, vorausgesetzt die Aussage erfordert es.

Inhaltsverzeichnis

	<u>Seite</u>
Abkürzungsverzeichnis	III
1 Zusammenfassung	1
1.1 Zusammenfassung	1
1.2 Abstract	3
2 Einleitung	5
2.1 Gangzyklus und Bodenreaktionskraft.....	6
2.2 Notwendigkeit und Chancen der modernen Ganganalyse.....	7
2.2.1 Gangverhalten bei Steigung und Neigung	11
2.3 Zielsetzung	11
2.4 Fragestellung.....	12
3 Material und Methoden	13
3.1 Design der Studie	13
3.2 Ethik.....	13
3.3 Probanden	15
3.3.1 Einschlusskriterien und Ausschlusskriterien	15
3.3.2 Anthropometrische Daten	17
3.3.3 Gangdaten.....	17
3.4 Sensorschuheinlagen Moticon OpenGo.....	18
3.5 Datenerhebung	19
3.5.1 Messung der Handgriffkraft	20
3.5.2 Messung der Bodenreaktionskräfte	21
3.5.3 Laufband	23
3.6 Rohdatenaufbereitung	24
3.7 Statistische Analyse.....	26
4 Ergebnisse	27
4.1 Anthropometrische Probandendaten.....	27
4.2 Korrelationsanalyse Gangdaten mit Alter, Körpergröße, Körpergewicht, Body-Mass-Index, Handgriffkraft	29
4.2.1 Alter.....	30
4.2.2 Körpergröße	31
4.2.3 Körpergewicht und BMI	31
4.2.4 Handgriffkraft.....	31
4.2.5 Variabilität.....	31
4.3 Korrelationsanalyse Gangdaten mit Steigung und Neigung einer Gangebene	33

5	Diskussion	37
5.1	Diskussion der Methodik.....	37
5.2	Diskussion der Ergebnisse.....	38
5.3	Schlussfolgerungen	43
6	Literaturverzeichnis	44
7	Tabellenverzeichnis	50
8	Abbildungsverzeichnis	51
9	Publikationen	52
10	Danksagung	53

Abkürzungsverzeichnis

∅	im Durchschnitt
%	Prozent
ANOVA	Analyse der Varianz
BMI	Body-Mass-Index
bzw.	beziehungsweise
cm	Zentimeter
D	divers
DFKI	Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz
F _{meanload}	Durchschnittliche Kraft zwischen dem Beginn der Belastungsphase und F _{z2}
F _{meanmid}	Durchschnittliche Kraft zwischen F _{z2} und F _{z4}
F _{meanstance}	Durchschnittliche Kraft während der gesamten Standphase
F _{meanunload}	Durchschnittliche Kraft zwischen F _{z4} und dem Ende der Entlastungsphase
F _{z2}	Erstes Maximum der Gangzykluskurve
F _{z3}	Minimum der Gangzykluskurve
F _{z4}	Zweites Maximum der Gangzykluskurve
Hz	Hertz
Indizes	Zeitachsenpositionen
kg	Kilogramm
Loading slope	Initiale Steigung der Gangzykluskurve
M	männlich
max	maximal
ms	Millisekunden
SD	Standardabweichung
Unloading slope	Gefälle am Ende der Gangzykluskurve
vgl.	vergleich
VO _{2max}	Maximale Sauerstoffaufnahme

W	weiblich
z. B.	zum Beispiel

1 Zusammenfassung

1.1 Zusammenfassung

Hintergrund:

Die demografische Entwicklung in Deutschland zeichnet sich durch eine Alterung der Gesellschaft aus und wird bis zum Jahr 2050 voraussichtlich um etwa 16 Prozent (%) schrumpfen (BUNDESAMT, 2015). Dementsprechend wird ein Anstieg der mindestens 65-Jährigen um 38% sowie der oberhalb 80-Jährigen um 156% prognostiziert (PETERS et al., 2010). Die Alterung von Menschen verringert deren physiologische Gleichgewichtsfähigkeit, führt zu Gangstörungen und erhöht somit das Sturzrisiko (EWAN et al., 2019). In diesem Zusammenhang ist die Analyse von Gangmustern mithilfe von Sensorschuheinlagen möglich (Baropodographie), um das Verhalten und die Aktivitäten von Menschen im täglichen Leben und von Patienten während der Rehabilitationsphase zu untersuchen. Trotz der Popularität der Baropodographie sind die charakteristischen Auswirkungen anthropometrischer und anderer individueller Parameter auf die Bodenreaktionskräfte des Gangzyklus bisher nicht bekannt. Ziel dieser Arbeit war es daher, den Zusammenhang beziehungsweise (bzw.) die Auswirkung von Alter, Körpergewicht, Körpergröße, Handgriffkraft, und der Steigung und Neigung einer Gangebene auf die Bodenreaktionskräfte bzw. den plantaren Druckverlauf während des physiologischen Gangzyklus zu evaluieren.

Methoden:

Die Daten der vorliegenden Arbeit zur Belastungs- und Ganganalyse wurden im Sinne einer prospektiven-Interventionsstudie in einem Querschnittsdesign erhoben. Gangdaten ($n=40$) und anthropometrische Daten (Alter, Körpergröße, Körpergewicht, Body-Mass-Index [BMI]) sowie die maximale Handgriffkraft; ($n=37$) wurden von ganggesunden Probanden, welche Hilfsmittelfrei gehen konnten, erhoben. Die Gangdaten wurden mittels kalibrierter Sensorschuheinlage über 16 Drucksensoren pro Sohle und mit einer Aufzeichnungsfrequenz von 100 Hertz (Hz) erhoben. Die Teilnehmer gingen hierzu auf einem Laufband mit 4 km/h jeweils eine Minute lang in den folgenden Steigungen: -20, -15, -10, -5, 0, 5, 10, 15 und 20 %. Die entstandenen Rohdaten wurden für die weitere Datenverarbeitung mit einem eigens entwickelten Algorithmus zur Stufenerkennung auf Basis der typischen M-förmigen Gangzykluskurve mit 9 verschiedenen, etablierten Parametern vgl. (LARSEN et al., 2008) verarbeitet und zusammen mit den anthropometrischen Daten der Probanden geprüft, formatiert und interpoliert. Die Daten wurden mithilfe linearer Regression und Korrelationsanalysen statistisch ausgewertet.

Ergebnisse:

Das mittlere Alter der Probanden betrug $43,65 \pm 17,59$ Jahre. Die mittlere Körpergröße der Probanden lag bei $173,70 \pm 11,22$ cm, das Körpergewicht lag im Mittel bei $79,81 \pm 27,85$ kg. Die maximale Handgriffkraft am dominanten Arm betrug im Mittel $35,41 \pm 12,46$ kg und die Probanden hatten einen BMI von $22,78 \pm 7,04$ kg/m².

Das Alter zeigte eine negative Korrelation mit der initialen Steigung der Gangzykluskurve (loading slope). Die Körpergröße korrelierte mit der Kraft zwischen dem Beginn der Belastungsphase und einem der Maxima-Punkte in der Gangzykluskurve (Fmeanload) und dem loading slope. Das Körpergewicht und der BMI korrelierten mit allen analysierten Parametern, mit Ausnahme des loading slope.

Die Handgriffkraft korrelierte mit Veränderungen in der zweiten Hälfte der Standphase und hatte keinen Einfluss auf die erste Hälfte der Standphase, was wahrscheinlich auf einen stärkeren Abstoß während des Gangzyklus zurückzuführen ist. Allerdings können nur bis zu 46 % der Variabilität durch Alter, Körpergewicht, Größe, BMI und Handgriffkraft erklärt werden. Es müssen also weitere Faktoren die Gangzykluskurve beeinflussen, als die in der vorliegenden Arbeit analysierten Parameter.

Zusätzlich wurden durch die Steigung und Neigung der Gangebene signifikante Veränderungen für die Belastungskräfte während der initialen Steigung und des Gefälles am Ende der Gangzykluskurve (loading und unloading slope) (je $p < 0,001$) festgestellt.

Schlussfolgerungen:

In der vorliegenden Studie wurde nachgewiesen, dass Alter, Körpergröße, Körpergewicht, BMI und die Handgriffkraft die Gangzykluskurve auf charakteristische Weise beeinflussen, jedoch nur 46 Prozent der Variabilität eines Gangzyklus erklären. Es konnten zudem charakteristische Veränderungen in der plantaren Druckverteilung während der Gangzykluskurve identifiziert werden, die das Bergauf- und Bergabgehen erstmals konkret charakterisieren. Hierdurch können Veränderungen der Gangzykluskurve systematisch erfasst und individualisiert werden. Dies könnte perspektivisch auch für die klinische Anwendung bei Patienten mit verändertem Gangbild zum Beispiel (z. B.) nach Verletzungen der unteren Extremität prospektiv genutzt werden. Hierzu sollten durch automatisierte Annotation und kontinuierliche Analyse von Gangdaten künftig verbesserte Rehabilitations- und Feedbacksysteme zur Prävention und Behandlung von Patienten entwickelt werden. Eine Kombination aus bekannten Regressionsstatistiken im Kontext der Heuristik gepaart mit Methoden der künstlichen Intelligenz sind hierzu notwendig, um das Potenzial dieser vielversprechenden Anwendungen weiter auszuschöpfen.

1.2 Abstract

Background:

The demographic trend in Germany is characterized by an ageing society and is expected to shrink by around 16% by 2050 (BUNDESAMT, 2015). Accordingly, an increase of 38% in the over-65s and 156% in the over-80s is forecast (PETERS et al., 2010). The ageing of people reduces their physiological ability to balance, leads to gait disorders and thus increases the risk of falling (EWAN et al., 2019). In this context, the analysis of gait patterns using sensor shoe insoles (baropedography) is possible to investigate the behavior and activities of people in daily life and of patients during the rehabilitation phase. Despite the popularity of baropedography, the characteristic effects of anthropometric and other individual parameters on the ground reaction forces of the gait cycle are not yet known. The aim of this study was therefore to evaluate the relationship or effect of age, body weight, height, handgrip strength, and the slope and inclination of a gait plane on ground reaction forces or plantar pressure progression during the physiological gait cycle.

Methods:

The data of the present study on load and gait analysis were collected in the sense of a prospective intervention study in a cross-sectional design. Gait data (n= 40) and anthropometric data (age, height, body weight, BMI) as well as maximum grip strength (n= 37) were collected from healthy subjects who were able to walk without assistance. The gait data were collected using calibrated sensor insoles with 16 pressure sensors per sole and a recording frequency of 100 Hz. The participants walked on a treadmill at 4 km/h for one minute at the following inclines: -20, -15, -10, -5, 0, 5, 10, 15 and 20 %. The resulting raw data was processed for further data processing using a specially developed algorithm for stance recognition based on the typical M-shaped gait cycle curve with 9 different established parameters compared to (LARSEN et al., 2008) and checked, formatted and interpolated together with the anthropometric data of the test subjects. The data were statistically analyzed using linear regression and correlation analyses.

Results:

The mean age of the test participants was 43.65 ± 17.59 years. The mean height of the participants was 173.70 ± 11.22 cm, the mean body weight was 79.81 ± 27.85 kg. The maximum grip strength on the dominant arm was on average 35.41 ± 12.46 kg and the subjects had a BMI of 22.78 ± 7.04 kg/m².

Age showed a negative correlation with the initial slope of the gait cycle curve (loading slope). Body height correlated with the force between the start of the loading phase and one of the maximum points in the gait cycle curve (F_{meanload}) and the loading slope. Body weight and BMI correlated with all analyzed parameters, with the exception of loading slope.

Handgrip strength correlated with changes in the second half of the stance phase and had no influence on the first half of the stance phase, which is probably due to a stronger push-off during the gait cycle. However, only up to 46 % of the variability can be explained by age, body weight, height, BMI and handgrip strength. There must therefore be other factors influencing the gait cycle curve than the parameters analyzed in this study.

In addition, the slope and incline of the gait level were found to cause significant changes in the loading forces during the initial slope and the slope at the end of the gait cycle curve (loading and unloading slope) (each $p < 0.001$).

Conclusion:

The present study demonstrated that age, height, body weight, BMI and handgrip strength influence the gait cycle curve in a characteristic way, but explain only 46 % of the variability of a gait cycle. In addition, characteristic changes in the plantar pressure distribution during the gait cycle curve were identified, which for the first time characterize uphill and downhill walking. This allows changes in the gait cycle curve to be systematically recorded and individualized. In the future, this could also be used prospectively for clinical application in patients with altered gait patterns, for example after lower limb injuries. To this end, automated annotation and continuous analysis of gait data should be used to develop improved rehabilitation and feedback systems for the prevention and treatment of patients in the future. A combination of known regression statistics in the context of heuristics paired with methods of artificial intelligence are necessary to further exploit the potential of these promising applications.

2 Einleitung

Mehr als 30 Prozent der Weltbevölkerung im Alter ab 65 Jahren stürzen jährlich (BACHNER et al., 2009; DURWEN, 2009; RAO, 2005; SHERRINGTON et al., 2019). Dementsprechend werden die Häufigkeit von Erkrankungen wie zum Beispiel der Oberschenkelhalsfraktur im Jahre 2050 bei angenommener gleichbleibender Erkrankungswahrscheinlichkeiten stark zunehmen (PETERS et al., 2010). Dadurch, dass bis zum Jahr 2050 die Weltbevölkerung zunehmend altert, werden vermehrt Frakturen an Humerus, Hüfte und Handgelenk diagnostiziert werden (LOHMANN et al., 2007).

Erhöhte Kosten, welche durch eine verringerte Produktivität von Menschen mit Knochenbrüchen, die länger als die Norm heilen müssen, erhöhen neben dem individuellen Leid auch gesellschaftlich die Gesamtkosten von Unfällen mit Frakturen. Deswegen sollte ein besonderes Augenmerk auf alle unterstützenden Maßnahmen, welche die Heilungszeit verkürzen, gelegt werden. Einen Genesungszustand zu erreichen, welcher eine zügige Wiederaufnahme von Arbeit möglich macht, trägt dazu bei, die finanzielle Belastung für den Arbeitgeber und Arbeitnehmer zu reduzieren (HAK et al., 2014).

Vorstudien konnten zeigen, dass es weiterhin erheblich divergierende Protokolle zur Nachbehandlung von Frakturen gibt und keine Einigkeit zur progressiven Belastungssteigerung nach Frakturbehandlung besteht (SWART et al., 2015). Es ist notwendig, wissenschaftliche Mittel bzw. Werkzeuge zu entwickeln, um die optimale postoperative Belastung einer verletzten Extremität prospektiv zu steuern. Es wurde festgestellt, dass die Einhaltung der empfohlenen Belastungsgrenzwerte trotz physikalischem Therapietraining gering war (BRAUN et al., 2017). Die Aussagekraft von Empfehlungen, welche nicht ausreichend seitens der Patienten eingehalten und medizinisch nur eingeschränkt kontrolliert werden können, ermöglichen somit keine angemessene Beurteilung der Gewichtsbelastung und ihr Nutzen ist daher in Frage zu stellen (BRAUN et al., 2015).

In diesem Zusammenhang hat sich die Analyse von Druckverteilungen unter den Füßen und Gangmustern mithilfe von Sensorschuheinlagen (Pedobarographie) erste interessante Ergebnisse geliefert und als mögliches, neues Instrument zur Kontrolle des Genesungsstand nach Operationen von Frakturen der unteren Extremitäten und zur Überwachung von Training und dem Gesundheitszustand gezeigt (BRAUN et al., 2015; SUBRAMANIAM et al., 2022b).

Mithilfe von Sensorschuheinlagen, welche in den letzten Jahren durch stetige Weiterentwicklung und durch Verbesserungen der: Haltbarkeit, Benutzerfreundlichkeit, Kalibrierbarkeit, Batteriekapazität und der Datenspeicher, deutlich an Effizienz gewonnen haben und somit deutlich attraktiver sind, ist es mittlerweile möglich, größere Stichproben zu realisieren ohne große

Fehlerraten zu provozieren (ELSTUB et al., 2022; NORTH et al., 2012; SUBRAMANIAM et al., 2022b).

Derzeit ist die Nutzbarkeit von Sensorschuheinlagen aufgrund der Komplexität der Datenanalyse und die damit notwendigen Algorithmen und Werkzeugen jedoch noch stark eingeschränkt (ANDERSON et al., 2022; CHATZAKI et al., 2022). Daher ist es wichtig, Parameter des Gangzyklus zu identifizieren, welche eine Auswirkung auf die Standphasenkurve haben und analysierbar sind.

2.1 Gangzyklus und Bodenreaktionskraft

Der Gangzyklus ist definiert als „der Zeitraum welcher zwischen zwei aufeinander folgenden initialen Bodenkontakten desselben Fußes liegt“ (NEUMANN, 2006). Der aufrechte Gang des Menschen und die damit verbundene Anthropogenese ist ein evolutionärer Prozess. Die Aufrichtung des Oberkörpers und die damit verbundene Möglichkeit die Hände für diverse andere Prozesse nutzen zu können, erforderte ganz neue Anforderungen an die Balance- und Gleichgewichtsfähigkeit der unteren Extremitäten, der Beginn des bipedalen Ganges (MITTLMEIER, ROSENBAUM, 2005; NEUMANN, 2006).

Gehen ist definiert als aufeinander folgende periodische Signale, welche sich in gleichen Mustern wiederholen. Jeder Mensch hat einen einzigartigen Gangzyklus und kann anhand seines Gangmusters eindeutig identifiziert werden (AL KORK et al., 2017). Dennoch gibt es wiederkehrende, allgemeingültige Charakteristika eines Gangzyklus des Menschen, die eine interindividuelle Vergleichbarkeit und Analyse erlauben (AL KORK et al., 2017) (s. Kapitel 3.5.2).

Die Bodenreaktionskräfte, welche im engen Zusammenhang mit dem allgemeinen Gangbild stehen, zu messen, wird zwischen standortgebundenen und mobilen Geräten unterschieden (OERBEKKE et al., 2017; SHARMA et al., 2021; STÖGGL, MARTINER, 2017).

Das dritte Newtonsche Gesetz, („actio = reactio“), beschreibt in Bezug auf das Gehen Kräfte, welche während des Gangvorgangs auf einen Untergrund einwirken, sodass Bodenreaktionskräfte ermittelt werden können (HENZ, JAGUSCH, 2016; MITTLMEIER, ROSENBAUM, 2005). Konkret stellt die Bodenreaktionskraft also jene Kraft dar, welche beim Kontakt von einem Körper mit dem Untergrund von diesem appliziert wird (WINTER, 1984). Diese Kräfte können während des menschlichen Gangzyklus mittels Sensorschuheinlagen erhoben werden und sind in Kapitel 3.5.2 genauer beschrieben.

2.2 Notwendigkeit und Chancen der modernen Ganganalyse

Schwendimann definiert einen Sturz als das unkontrollierte und unfreiwillige Fallen und sinken in Richtung des Bodens (SCHWENDIMANN, 1998).

Gangstörungen resultieren aus einer Pathologie des Gangbildes, einer Verminderung der Geschwindigkeit beim Gehen, einer reduzierten Schrittlänge und einer Erhöhung der Schrittfrequenz und korrelieren stark mit einem erhöhten Lebensalter (DURWEN, 2009; KWON et al., 2018).

Die individuellen Merkmale der Bodenreaktionskräfte, welche beim menschlichen Gang entstehen, können als ein Prädiktor zum Erkennen pathologischer Gangmuster genutzt werden (PERRY, BURNFIELD, 1992; WINTER, 1991). Um diese beschriebenen Pathologien sichtbar zu machen, findet die Ermittlung der Bodenreaktionskräfte in der Regel mithilfe unterschiedlicher Sensortechnologien statt. Konkret werden die applizierten Kräfte des Fußes mithilfe verschiedener Sensoren, welche jede Druckänderung des Fußes elektrisch erfassen und als Spannungsänderung aufzeichnen als auswertbare Daten gespeichert (MITTLMEIER, ROSENBAUM, 2005).

Die Anpassung der Laufkinematik wird nur geringfügig durch das bloße Alter eines Menschen beeinflusst, vielmehr sind es die altersbedingten Veränderungen, welche die Menschen im Laufe ihres Lebens durchlaufen. Die signifikanten Anpassungen der Laufkinematik finden ihren Ursprung in der Veränderung der physiologischen Begebenheiten. Die Muskelmasse im Alter reduziert sich, das die maximale Sauerstoffaufnahme (VO_{2max}) sinkt, ebenso werden die Gelenkbewegungen eingeschränkt (DAHL et al., 2019; DAHL et al., 2020). Im Alter sinkt zudem die maximale Ganggeschwindigkeit, während die normale Ganggeschwindigkeit, welche der ältere Mensch als angenehm wahrnimmt, deutlich länger auf diesem Niveau bleibt (BOHANNON, 1997; MURRAY et al., 1964). Zudem gehört zu den bekannten altersbedingten Gangveränderungen eine Verringerung der Trittfrequenz, Schrittlänge und -breite sowie die Geschwindigkeitszunahme, die Kadenz und die Variabilität der Ganggeschwindigkeit (HERSSENS et al., 2018; NIEDERER et al., 2021).

In der Altersgruppe, der über 65-Jährigen ist zu erkennen, dass Stürze, welche aus Gangstörungen heraus entstehen, die schwerwiegendste Ursache für den Tod nach einem Unfall deskribieren (DURWEN, 2009).

Stürze von über 65-jährigen Menschen sind gravierend, viele ältere sterben an den Verletzungen eines Sturzes, über 80 Prozent der gestürzten Menschen müssen aufgrund dieser Verletzungen in einem Krankenhaus stationär behandelt werden, da aus dem Sturz eine Operationssindikation erfolgen kann (BERGEN et al., 2016; KANNUS et al., 2005). Mehr als 90 Prozent

der Oberschenkelfrakturen werden durch einen Sturz verursacht (HAYES et al., 1993). Ebenso sind die intraoperativen Komplikationen durch Stürze mitunter die häufigste Todesursache (BACHNER et al., 2009).

In den kommenden Jahrzehnten wird die Weltbevölkerung weiter zunehmen, der Anteil von über 60-Jährigen wird dann voraussichtlich 22 % der Gesamtbevölkerung betragen und absolut von circa 800 Millionen auf etwa 2 Milliarden Menschen ansteigen. Diese Steigerungen stellen ein bis dato ungelöstes weltweites Problem für die Gesundheitssysteme dar (BLOOM et al., 2015).

Die medizinischen Kosten der Morbidität von Stürzen im Jahre 2015 werden auf 46 Milliarden Euro, alleine in den USA geschätzt (FLORENCE et al., 2018). Vor dem Hintergrund dieser Zahlen ist es notwendig, wissenschaftliche Mittel bzw. Werkzeuge zu entwickeln, um das Sturzrisiko präventiv einzuschätzen und die optimale postoperative Belastung im Sinne einer Sekundärprävention zu steuern.

Dabke et al. untersuchten die Genauigkeit der eingehaltenen Teilbelastung im Vergleich zur verordneten Belastungsgrenze. Insgesamt wurden hierbei sechs ganggesunde Probanden und 23 Probanden mit Fraktur der unteren Extremität untersucht. Sowohl in der Gruppe der gesunden als auch in der Gruppe der Probanden mit Fraktur zeigte sich nur ein geringer Zusammenhang zwischen der vorgeschriebenen und der tatsächlichen Belastung. Keiner der Probanden konnte die geforderte Teilbelastung, welche ihnen verordnet worden war, adäquat einhalten (DABKE et al., 2004).

Physiotherapeuten verwenden häufig eine klinische, taktile Feedback-Trainingsmethode, bei der das Gewicht auf der Extremität des Patienten geschätzt wird, indem die Hand oder der Fuß des Physiotherapeuten unter den Fuß des Patienten gelegt wird. Bei dieser Technik handelt es sich bestenfalls um eine subjektive Vermutung (GRAY et al., 1998), sodass auch dieses Verfahren nicht als objektive Messmethode von Bodenreaktionskräften bzw. Belastungsgrenzwerten empfohlen werden kann.

Zusammenfassend sind die verordnete Belastung durch den Arzt, die persönliche Wahrnehmung der Belastungsintensität des Patienten und Einhaltung der verordneter Therapiebelastung, sowie individuelle subjektive Einschätzung von Physiotherapeuten keine geeigneten Messparameter zur objektiven, präzisen Gang- und Belastungsanalyse darstellen.

Darüber hinaus kann vom behandelnden Arzt nicht zuverlässig zwischen radiologischer Bildgebung auf den biologischen Heilungsverlauf geschlossen werden (BLOKHUIS et al., 2001). Daraus resultiert, dass die alleinige radiologische Bildgebung keine ausreichende Basis für die Überwachung der Frakturheilungsprozesse bildet (BLOKHUIS et al., 2001). Es besteht dementsprechend auch kein Konsens darüber, welche radiologischen Kriterien zur Beurteilung der Knochenheilung am besten geeignet sind (FIROOZABADI et al., 2008).

Im Gegensatz dazu ist eine Korrelation zwischen dem Heilungsverlauf einer Fraktur und dem Gangbild des betroffenen Menschen beschrieben (JOSLIN et al., 2008). Zudem besteht in diesem Ansatz zur Analyse der Knochenheilung die Möglichkeit einer individuellen Nachsorge (BRAUN et al., 2016). Während die Ganganalyse bis vor einigen Jahren technisch äußerst aufwändig war (BAUMGARTNER, 2007), ist es mithilfe moderner Rechenleistung und standardisierter Untersuchungstechniken möglich, im Rahmen der klinischen Ganganalyse diagnostisch Informationen über die Pathophysiologie und Pathobiomechanik von Menschen zu erhalten. Hierdurch kann die Therapieauswahl teils maßgeschneidert, d.h. individualisiert, erfolgen (BAKKER et al., 2014; CLAES, CUNNINGHAM, 2009; JOSLIN et al., 2008; MACRI et al., 2012). Des Weiteren kann durch die klinische Ganganalyse der Rehabilitation Therapieerfolg regelmäßig überprüft werden und somit ein Einblick über den Status der Frakturheilung ermöglicht werden (BRAUN et al., 2016; KLÖPFER-KRÄMER, AUGAT, 2015; MITTLMEIER, ROSENBAUM, 2005; OERBEKKE et al., 2017; STROBL et al., 2021).

Es konnte mittlerweile wiederholt durch Studien belegt werden, dass die auf einen Frakturspalt wirkende Kräfte, einen signifikanten Einfluss auf die Heilung einer Fraktur ausüben (CLAES, CUNNINGHAM, 2009). Schlussfolgernd, können durch Messungen der Bodenreaktionskräfte, welche durch die unteren Extremitäten auf den Boden appliziert werden, korrelierende Kräfte, welche auf Frakturspalten wirken, abgebildet werden (JOSLIN et al., 2008). Somit können mithilfe der Gangart und der individuellen Belastung, Rückschlüsse des Heilungsverlaufes nach einer Fraktur gezogen werden (BAKKER et al., 2014; MACRI et al., 2012). Bis dato werden diese Werkzeuge im klinischen Alltag allerdings nicht ausreichend berücksichtigt.

Die Langzeitbeobachtung von Gangmustern und der plantaren Druckverteilungen im Fußsohlenbereich mithilfe von Sensorschuheinlagen stellt eine neuartige Methode dar, um das Gangverhalten und die Aktivität im Alltag von Menschen und Patienten zu untersuchen, einschließlich Heilung, personalisierte Prävention und Behandlung oder Krankheitsverlauf (BRAUN et al., 2015; BRAUN et al., 2017; RAMIREZ-BAUTISTA et al., 2017; SUBRAMANIAM et al., 2022b). Bei der Analyse und Entwicklung intelligenter Gesundheitsinnovationen ist eine automatisierte Datenannotation notwendig um die von einer Person ausgeführten Aktivitäten zu bestimmen und schlussendlich zu quantifizieren. Optimalerweise wird die Aktivitätsart allein aus den Plantardruckdaten algorithmisch bestimmt (CHIASSON-POIRIER et al., 2022; ZHANG et al., 2022).

Adipöse Menschen unterscheiden sich durch die raumzeitlichen Gangparameter, Parameter der Pedographie und der Gelenkinematik im Vergleich zu normalgewichtigen Kontrollgruppen (CHOI et al., 2021; PAU et al., 2021). Bei dieser Probandengruppe wurden während des Gehens signifikant höhere Spitzendruckwerte für Vorder- und Hinterfuß bei Normalgewichtigen im Vergleich zu übergewichtigen Menschen berichtet (CHOI et al., 2021). Zudem hatten adipöse Menschen eine geringere Ganggeschwindigkeit, geringere Schrittlänge, kürzere Stand-

und Schwungphasen sowie längere Doppelstützphasen (PAU et al., 2021). Die Bewegungsbereiche von Knöchel, Knie und Hüfte waren bei Fettleibigen kleiner als bei nicht Fettleibigen (PAU et al., 2021). Im Vergleich zu fettleibigen Menschen gingen Menschen, die sowohl fettleibig als auch alt waren, mit einer höheren Druckzentrumsgeschwindigkeit (CoP), kürzeren Schritten und verbrachten mehr Zeit in der Unterstützungsphase (MAKTOUF et al., 2020). Bekannte Gangveränderungen im Zusammenhang mit der Körpergröße umfassen negative Korrelationen der Körpergröße und der Trittfrequenz (jede 10-cm-Zunahme der Körpergröße verringerte die Trittfrequenz um 5,6 Schritte/min), Knöchelgeschwindigkeit, Schrittzeit und Schrittlänge (jede 10-cm-Zunahme der Körpergröße verlängerte sich um die Schrittlänge um 5 cm) (MIKOS et al., 2018). In einer Studie mit insgesamt 120 gesunden Probanden von (SENDEN et al., 2012) konnten durch die Körpergröße, Alter und Geschlecht zusammen 51 % der Variabilität der Schrittlänge, 41 % der Variabilität der Kadenz und 34 % der Variabilität des Alters erklärt werden. Darüber hinaus machten Alter und Geschlecht 34 % der Variabilität der Gehgeschwindigkeit aus.

Die Muskelkraft beeinflusst die Standphasenkurve aufgrund der kräftigeren Bewegungen und einem stärkeren oder schwächeren Abstoßen (KIM et al., 2022). Maximale willkürliche Kontraktionsmessungen der Beine sind aufgrund des Risikos einer erneuten Verletzung und Verschlechterung bei Patienten mit Verletzungen oder degenerativen Erkrankungen der unteren Extremitäten problematisch. In klinischen Umgebungen sind Handgriffkraftmessungen bereits weit verbreitet, auch weil sie viel einfacher durchzuführen und weitaus weniger zeitaufwändig sind als Beinkraftmessungen. Die Griffstärke variiert stark mit Geschlecht, Alter und Körpergröße und korreliert mit den verbleibenden Lebensjahren (SCHERBOV et al., 2022). Eine geringe Handgriffkraft und Ganggeschwindigkeit sind mit kardiovaskulärer Sterblichkeit und Markern für Neurodegeneration assoziiert (CHAINANI et al., 2016; JACOB et al., 2022). Es ist bekannt, dass die Schrittlänge bei bevorzugter Gehgeschwindigkeit positiv mit der Muskelmasse korreliert und die Varianz in der Doppelstützphase mit der Muskelkraft korreliert (KIM et al., 2022). Abgesehen von diesen bekannten charakteristischen Gangänderungen ist derzeit nicht bekannt, wie sich diese Faktoren auf den Verlauf der Standphasenkurve aus plantaren Druckdaten auswirken.

2.2.1 Gangverhalten bei Steigung und Neigung

Beim Gehen mit Steigungen wurde über charakteristische Gangveränderungen berichtet, wie z. B. Änderungen des Anteils des Sprunggelenks an der Beinarbeit (MONTGOMERY, GRABOWSKI, 2018). Darüber hinaus erhöht sich beim Bergaufgehen auf einem Laufband der Hüft- und Kniebeugewinkel während der Standphase, sowie die Vorwärtsneigung des Brustkorbs (STRUTZENBERGER et al., 2022). Beim Bergabgehen wurde eine Abnahme der Dorsalflexion beim ersten Kontakt, in der Mitte beim Stehen und während der zweiten Hälfte der Schwungphase beobachtet (STRUTZENBERGER et al., 2022). Beim Bergaufgehen wurde mit zunehmender Steigung eine größere positive Gelenkarbeit für das Sprung- und Hüftgelenk festgestellt, während beim Bergabgehen die negative Gelenkarbeit zunahm (ALEXANDER et al., 2017). Es zeigte sich, dass bei älteren Personen bei steileren Steigungen eine überproportionale Rekrutierung der Hüftmuskulatur und eine geringere Aktivitätszunahme des Musculus gastrocnemius als bei jüngeren erwachsenen Menschen festzustellen war, was zu Schwierigkeiten beim Gehen älterer Menschen an steilen Hängen führt (FRANZ, KRAM, 2013).

Bei kontinuierlicher Ganganalyse mithilfe von Sensorschuheinlagen könnte folglich erforscht werden wie das Bergauf- oder Bergabgehen die Gangzyklusurve in charakteristischer Weise beeinflusst. Wenn diese Einflüsse bekannt wären, könnte man solche Effekte bei der Analyse von Daten aus Sensorschuheinlagen berücksichtigen.

2.3 Zielsetzung

Diese Arbeit dient der Erforschung charakteristischer und anthropometrisch bedingter Veränderungen des Gangbildes. Ziel der Arbeit war es, den Einfluss von Alter, Körpergröße, Körpergewicht, BMI, die Handgriffkraft, und die Steigung bzw. Neigung einer Gangebene auf den Gangzyklus zu untersuchen. Die durch diese Faktoren bedingten Gangveränderungen bzw. deren Auswirkungen auf die Bodenreaktionskräfte im Gangzyklus sollten durch Plantatdruckdaten aus Sensorschuheinlagen unter Berücksichtigung bisheriger wissenschaftlicher Erkenntnisse der Ganganalyse erstmals erhoben werden und sind zum Zeitpunkt der durchgeführten Untersuchungen noch unbekannt.

2.4 Fragestellung

Aus der Zielsetzung der vorliegenden Arbeit ergibt sich die Frage, ob der Gangzyklus ganggesunder Probanden jeweils charakteristische Unterschiede in Abhängigkeit

1. des Alters
 2. der Körpergröße
 3. dem Körpergewicht
 4. dem BMI
 5. der Handgriffkraft
 6. der Steigung und Neigung in einer Gangebene
- zeigt.

Die Nullhypothese H0 lautet folglich:

Der Gangzyklus ganggesunder Probanden korreliert jeweils nicht mit dem Faktor Alter / Körpergröße / Körpergewicht / BMI / Handgriffkraft / Steigung oder Neigung in einer Gangebene und zeigt unter Einfluss des jeweiligen Faktors keine charakteristischen Unterschiede.

Die Alternativhypothese H1 lautet:

Der Gangzyklus ganggesunder Probanden korreliert jeweils mit dem Faktor Alter / Körpergröße / Körpergewicht / BMI / Handgriffkraft / Steigung oder Neigung und zeigt unter Einfluss des jeweiligen Faktors charakteristische Unterschiede.

3 Material und Methoden

3.1 Design der Studie

Die in dieser Studie vorliegenden Daten zur Belastungs- und Ganganalyse wurden mithilfe einer prospektiven Interventionsstudie in einem Querschnittsdesign erhoben. Der Zeitraum der Datenerhebung startete am 26.05.2021 und wurde am 19.12.2021 abgeschlossen. Es erfolgte kein finanzieller Ausgleich. Anthropometrische Daten wurden zu Beginn der Untersuchungen einmalig erhoben. Das Gangbild ganggesunder Probanden wurde mithilfe einer dynamischen und kontinuierlichen Pedobarographie (Moticon ReGo AG, München, Deutschland) mithilfe von standardisierten Laufbandmessungen erhoben. Die Messungen auf dem Laufband (mercury 150/50, h/p cosmos, Nussdorf-Traunstein, Deutschland) wurden bei verschiedenen Neigungswinkeln erhoben. Zusätzlich wurden drei Messungen der Handgriffkraft am dominanten Arm des Probanden durchgeführt. Der Test wurde vor Absolvieren der Laufbandmessungen durchgeführt. Alle Untersuchungen und Datenerhebungen fanden am Klinischen Studienzentrum der Klinik für Unfall-, Hand- und Wiederherstellungschirurgie des Universitätsklinikums des Saarlandes statt.

3.2 Ethik

Die Studie wurde unter Einhaltung der Prinzipien der „Declaration of Helsinki“ (WMA-GENERALVERSAMMLUNG WORLD MEDICAL ASSOCIATION, 2013), durchgeführt und wurde durch die Ethik-Kommission der Ärztekammer des Saarlandes genehmigt (Antrag Nr. 249/14, 232/19 und 30/21). Alle erhobenen Daten wurden ausschließlich pseudonymisiert gespeichert und erfüllen die aktuellen Anforderungen der Datenschutzverordnung (HECKMANN, GOLA, 2022; VOIGT, VON DEM BUSSCHE, 2018). Alle Studienteilnehmer wurden vor der Teilnahme an der Studie ausführlich über den Inhalt und den genauen Ablauf der Studie ärztlich aufgeklärt. Des Weiteren wurden die Studienteilnehmer darüber informiert, dass sie jederzeit das Recht haben eine Teilnahme an der Studie ohne Folgen zu jedem Zeitpunkt beenden zu können. Die Belehrung fand mündlich und schriftlich statt und wurde jeweils mit einer Unterschrift unter der Einwilligungserklärung durch jeden Probanden und dem Arzt dokumentiert (ABBILDUNG 1).

Einwilligungserklärung

Smart Implants 2.0 – Weight-bearing and Gait Observation for Early Monitoring of Fracture Healing and Individualized Therapy after Trauma

Smart Implants 2.0 – Belastungs- und Ganganalyse zur Überwachung der Knochenheilung und individualisierten Behandlung nach Trauma

Hauptprüfer: Prof. Dr. T. Pohlemann

Krankenhaus: Klinik für Unfall-, Hand- und Wiederherstellungschirurgie;

Universitätsklinikum des
Saarlandes

WICHTIG: Sie erhalten ein unterzeichnetes und datiertes Exemplar dieser Einwilligungserklärung, sowie eine Kopie des Informationsschreibens (Probandeninformation).

Mit meiner untenstehenden Unterschrift bestätige ich Folgendes:

- Ich habe die komplette Probandeninformation und Einwilligungserklärung gelesen (bzw. sie wurde mir vorgelesen). Alle meine Fragen wurden zu meiner Zufriedenheit beantwortet.
- Mir wurden der Zweck, die Verfahren und der mögliche Nutzen der Studie sowie die damit verbundenen Risiken erklärt.
- Ich bin damit einverstanden, dass das Studienteam meine Gesundheitsdaten sowie andere im Rahmen dieser Studie erhobenen Daten verwendet und wie dargelegt weitergibt.
- Ich willige freiwillig in die Teilnahme an dieser Forschungsstudie ein. Ich erkläre mich bereit, die Anweisungen zu den Studienverfahren zu befolgen. Ich wurde darüber aufgeklärt, dass ich meine Studienteilnahme jederzeit beenden kann.
- Eine Kopie des Informationsschreibens (Probandeninformation), sowie der Einwilligung wurde mir ausgehändigt.

Name des Probanden <i>Bitte in Druckbuchstaben</i>	Unterschrift des Proband	Datum <i>(eigenhändig durch den Patienten)</i>

Abbildung 1: Einwilligungserklärung, die von Proband und Arzt nach der Aufklärung unterschrieben wurde.

3.3 Probanden

3.3.1 Einschlusskriterien und Ausschlusskriterien

Es wurde keine geschlechterspezifische Auswahl getroffen. Die erhobenen Daten (siehe Kapitel 3.5) wurden pseudonymisiert und jeder Proband wurde standardisiert gemessen.

Einschlusskriterien für die Teilnahme waren:

- Bereitschaft an der Studie teilzunehmen.
- Volljährige, einwilligungsfähige Person ohne Gangstörung mit visuell normalem, hilfsmittelfreiem Gangbild
- Die Fähigkeit auf einem Laufband zu gehen
- Schuhgröße der Probanden im Bereich von 32-49, damit die Sensorschuheinlage genutzt werden konnte
- Schriftliche Einwilligung zur Teilnahme an der Studie, sowie ausführliche Aufklärung über die Studienteilnahme vor der Teilnahme

Ausschlusskriterien für die Probanden waren:

- Minderjährigkeit
- Keine unterschriebene Einwilligungserklärung
- Schuhgröße kleiner 32 bzw. größer 49
- Keine Ganggesundheit
- Frühere Frakturen des Beckens oder der Unterschenkel
- Gehhilfen
- Schwangerschaft

Der Bildungsgrad, sowie ethnische Hintergründe wurden bewusst nicht berücksichtigt.

Die eingeschlossenen Probanden durchliefen das in Abbildung 2 abgebildete Flussdiagramm.

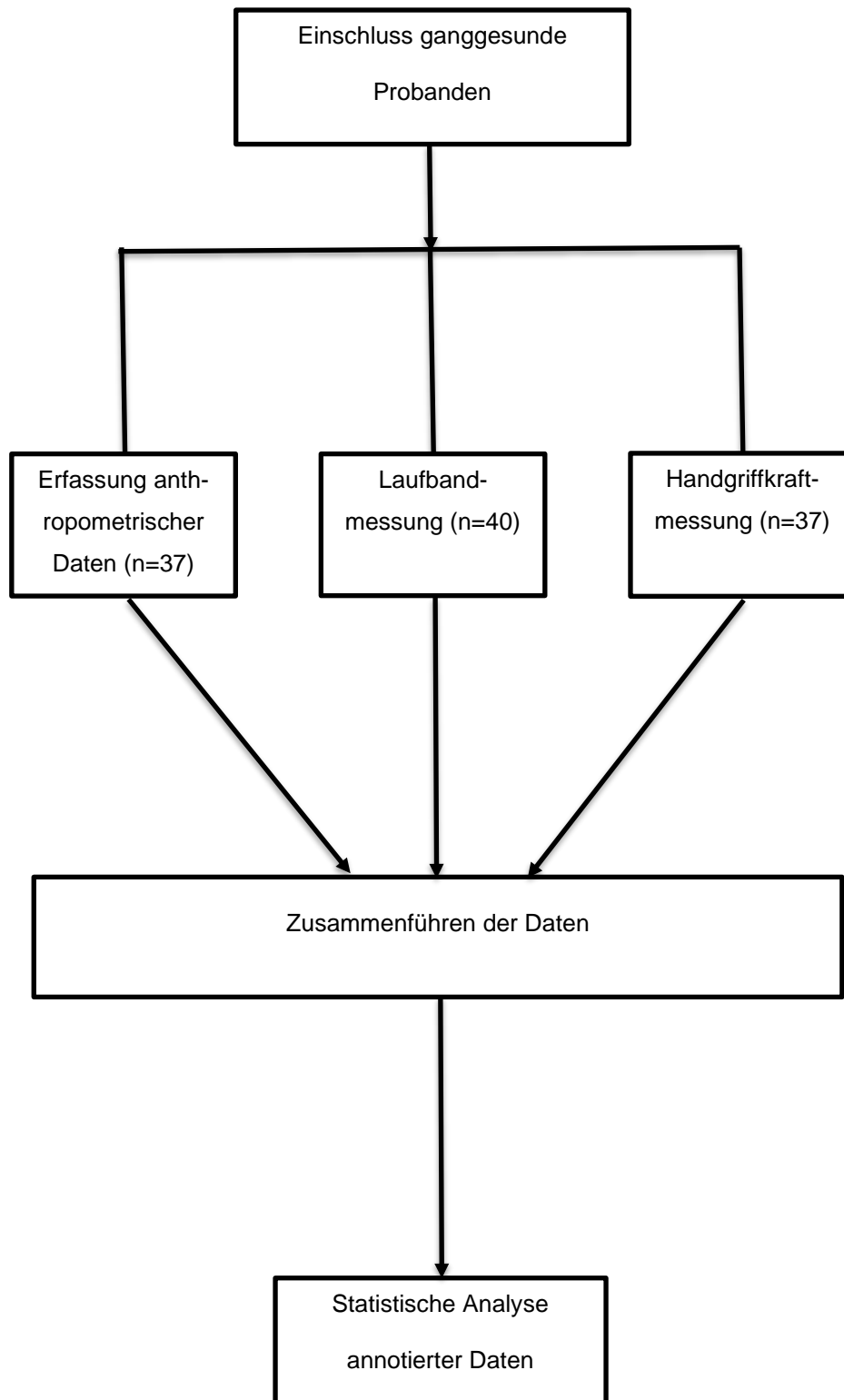


Abbildung 2: Flow-Chart eingeschlossener Probanden und Studienablauf

3.3.2 Anthropometrische Daten

Die erhobenen anthropometrischen Daten wurden einmalig zu Beginn der Untersuchung erhoben. Das Alter wurde mithilfe des Geburtsdatums berechnet. Das Körpergewicht wurde mithilfe einer mechanischen Personenwaage (MS 50, Beurer, Ulm, Deutschland) gemessen. Die Körpergröße wurde mit einem Rollmessband (Seca 206, Seca, Hamburg, Deutschland) gemessen. Die Handgriffkraft wurde mit einem Handdynamometer (KernMap DHD-1 Hand Dynamometer, KERN & SOHN GmbH, Balingen-Frommern, Deutschland) erfasst.

Es wurden folgende Daten von jedem Probanden erhoben:

- Geschlecht [M/W/D]
- Geburtsdatum
- Zeitpunkt der Messung [Datum]
- Körpergröße [cm]
- Körpergewicht [kg]
- Handgriffkraft [kg]

3.3.3 Gangdaten

Die personenbezogenen Daten wurden mithilfe des Computerprogramms Microsoft Excel (Microsoft Office-Suite, Redmond, USA) gespeichert.

Die Datenerhebung zur Darstellung der Bodenreaktionskräfte wurde mithilfe kommerzieller Sensorschuheinlagen, welche über Druckmesssensoren verfügen, durchgeführt (Moticon Insole 3™, Moticon ReGo AG).

Erhoben wurden folgende Probandendaten:

- Gesamtanzahl der Schritte ab 80 % des Gesamtkörpergewichtes
- Druckmittelpunkt des Fußes
- Plantare Druckverteilung
- Zeitwerte der menschlichen Ganganalyse (Standzeiten, aktive Gangzeit, Schwungzeit, Doppelstandzeit, Gangzykluszeit, Kadenz).

Die Daten der Laufanalyse wurden mithilfe der Moticon Software (Moticon Science, Moticon ReGo AG) digital übertragen und zur weiteren Prozessierung digital gespeichert.

3.4 Sensorschuheinlagen Moticon OpenGo

Mithilfe der Sensorschuheinlage Insole 3™ der Moticon-OpenGo AG sind flexible Messungen sowohl im Außen- und Innenbereich möglich (VILZMANN, 2020). Die Messtechnik wird für Screenings und Kontrollen der zeitlichen Gangparameter im klinischen Kontext genutzt (OERBEKKE et al., 2017). Die Moticon-OpenGo Sensorschuheinlagen sind als Diagnose- und Rehabilitationshilfe nutzbar (BRAUN et al., 2018). Ihre Eigenschaften entsprechen einer herkömmlichen Sporteinlegesohle, welche in fast jedem Schuh getragen werden kann und in vergangenen Studien mit einer hohen Akzeptanz von den Probanden bewertet wurden (CANCELA et al., 2014; MARCANTE et al., 2021). Weder durch den Parcours noch durch die Sensorschuheinlagen resultierte ein erhöhtes Unfallrisiko (ABBILDUNG 3).

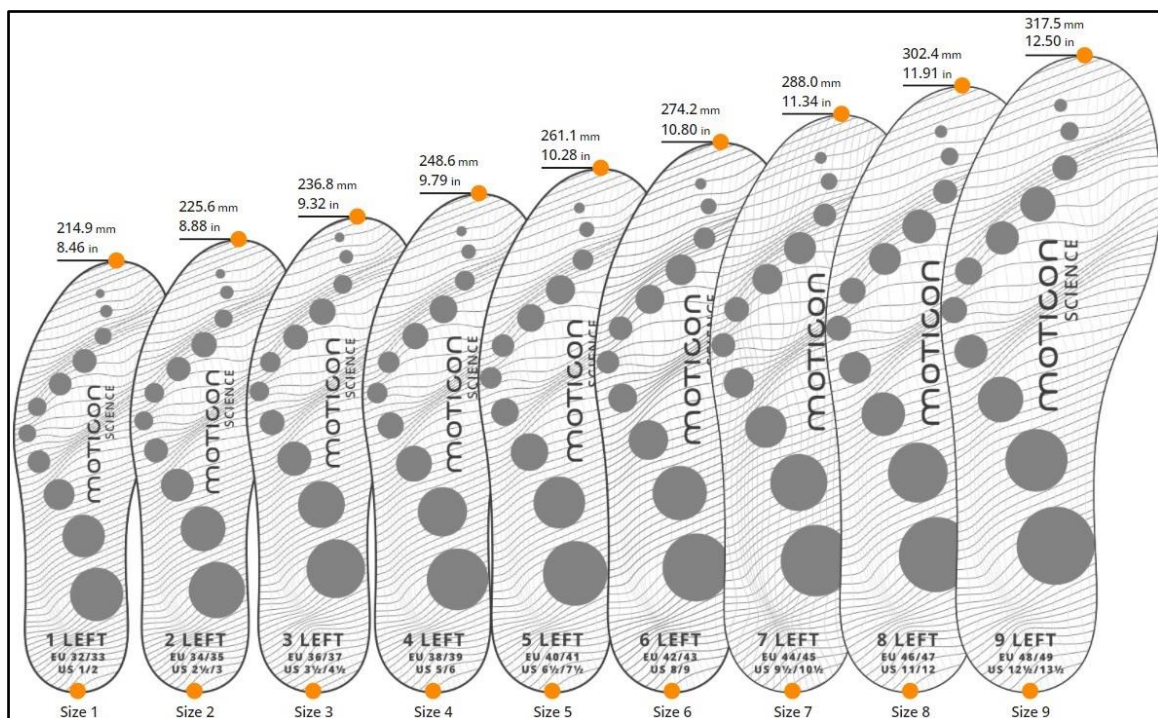


Abbildung 3: Größen der verwendeten Sensorschuheinlagen (Moticon Insole 3™)
Quelle: Moticon OpenGo (MOTICON REGO AG, 2022b)

Mithilfe der Sensorschuheinlage kann das Gangmuster von Probanden aufgezeichnet werden. Jede linke und rechte Sensorschuheinlage enthält 16 Drucksensoren pro Seite und einen 6-Achsen-Gyroskopsensor. Alle Daten werden App-basiert aufgezeichnet (MOTICON REGO AG, 2022b). Die Abtastrate zur Aufzeichnung des Laufverhaltens, kann in 10, 25, 50 und 100 Hz aufgezeichnet werden. Die Sohle kann Druck, Beschleunigung und Dreharten in Echtzeit scannen und speichern (MOTICON REGO AG, 2022b). Alle Messungen in der vorliegenden

Studie wurden mit 100 Hz aufgezeichnet. Die Daten werden direkt auf der Sohle gespeichert. Auf einem Smartphone oder Tablet wird in Echtzeit die Fußdynamik verfolgt. Die auf den Sensorschuheinlagen erfassten Daten werden mithilfe einer eigenen App (Moticon Science App, Moticon) via Bluetooth dargestellt und die Einstellungen der Sensorschuheinlagen können hierdurch auch vorgenommen werden. Es können zusätzlich visuelle, taktile und akustische Informationen hinzugefügt werden. Insgesamt gibt es folgende drei Betriebsmodi:

- Live Capture: dient dazu die Daten auf das Smartphone/Tablet zu spiegeln ohne Aufzeichnung.
- Recording: hierbei werden die erhobenen Daten auf der Sensorsohle gespeichert und sind in Echtzeit auf dem Smartphone/Tablet sichtbar.
- Smart Recording: Die Auszeichnung startet hierbei automatisch bei registrierter Bewegung (MOTICON REGO AG, 2022c).

Für die Studie wurde für die Messungen der Recording-Modus genutzt. Nachdem die Messung mittels Sensorschuheinlagen erhoben und die gewonnenen Daten von den eingebauten Datenverarbeitungseinheiten aggregiert und auf den PC exportiert wurden, konnten die Daten mittels der obengenannten Software (Moticon Science, Moticon ReGo AG) dargestellt werden (BRAUN et al., 2015; MOTICON REGO AG, 2022d; STÖGGL, MARTINER, 2017). Im Detail ergeben die Druckmesswerte der einzelnen Fußsensoren in der Einlegesohle eine gewichtete Summe als Gesamtmesswert der vertikalen Bodenreaktionskraft. Jeder Summand wird mit seiner Sensorfläche und einem entsprechenden Skalierungsfaktor gewichtet, der die Umgebungsfläche des Sensors sowie die Lücken zwischen den Sensoren berücksichtigt, die auch von der Größe der Einlegesohle abhängen. Dieses Verfahren wird von der (Moticon-Software, Moticon ReGo AG) als automatischer Verarbeitungsschritt durchgeführt, bevor der Datelexport erfolgt. Die von den Geräten erfassten Rohdaten wurden auf Desktop-Computer übertragen und in csv-formatierte ASCII-Dateien umgewandelt. Die resultierenden Dateien wurden dann zur weiteren Verarbeitung und Parameterberechnung in eine eigens entwickelte Datenplattform geladen.

3.5 Datenerhebung

Nach Einschluss der Probanden in die vorliegende Studie wurde den Probanden die Funktionsweise der Sohlen erklärt und die beschriebenen Tests in der Gegenwart eines Mitarbeiters des Klinischen Studienzentrums der Klinik für Unfall-, Hand- und Wiederherstellungschirurgie des Universitätsklinikums des Saarlandes absolviert.

3.5.1 Messung der Handgriffkraft

Die Gültigkeit von Messungen der Handgriffkraft ist international für Erwachsene und Kinder anerkannt. Der Handgriffkraft-Tests weisen eine hohe Validität, Objektivität und Reliabilität auf (BÖS, 2017). Die Messungen wurden mit dem Messgerät KernMap DHD-1 Hand Dynamometer (SAUTER, 2022) (ABBILDUNG 4) durchgeführt. Der Test wurde vor Absolvieren der Laufbandmessungen durchgeführt.



Abbildung 4: Handgriffkraftmesser (KernMap DHD-1 Hand Dynamometer, KERN & SOHN GmbH) Quelle: Eigene Abbildung (SAUTER, 2022)

Der Proband stand zum Zeitpunkt der Untersuchung aufrecht. Die beiden Schultergelenke waren in Neutralposition. Der Proband erhielt das Hand Dynamometer (KERN & SOHN GmbH) in die dominante Hand. Das Ellenbogengelenk des entsprechenden Arms war gestreckt, nicht angewinkelt, das Handgelenk befand sich in einer Dorsalextension von etwa 20-30 Grad. Der Unterarm befand sich in der Neutralposition (CHEN et al., 2023; IRELAND et al., 2014; XU et al., 2021). Hierbei ist zu beachten, dass die im Stehen bei vollständig gestrecktem Ellbogen gemessene Handgriffkraft größer ist als die im Sitzen gemessene (XU et al., 2021). Nachdem der Testleiter die korrekte Haltung überprüft hatte, drückte der Proband das Hand Dynamometer mit voller Kraft zusammen. Die Kraft sollte innerhalb von drei Sekunden aufgebaut, dann eine Sekunde maximal gedrückt werden. Die Atmung dabei sollte gleichmäßig bleiben. Zwischen jeder Durchführung wurde eine Pause von einer Minute eingehalten. Das Procedure wurde dreimal durchgeführt, alle drei Werte wurden erfasst [kg]. Der höchste Wert wurde für die Auswertung verwendet.

3.5.2 Messung der Bodenreaktionskräfte

Die in Abbildung 5 genannten Parameter der Gangzykluskurve wurden im Rahmen der vorliegenden Arbeit für jeden einzelnen Schritt nach Anwendung eines zuvor beschriebenen Vorverarbeitungsverfahrens (LARSEN et al., 2008; STÖGGL, MARTINER, 2017) berechnet.

Im Detail wurden die zugrundeliegenden Kurven für die Parameterextraktion nicht gefiltert, sondern sind ein Produkt des in Kapitel 3.6 beschriebenen Normalisierungsprozesses. Da die Zeitnormierung in den meisten Fällen mehr interpolierte Datenpunkte erzeugt, als die Rohdaten liefern, kann dies einen Glättungseffekt ähnlich wie bei der Filterung bewirken. Alle Kurven wurden daher zeitnormiert, um 100 Kraftdatenpunkte zu erhalten. Der Durchschnitt wurde durch den Mittelwert jedes Datenpunktes zum gleichen Zeitindex (0-99) berechnet. Hierdurch ergibt sich wiederum eine Kurve mit 100 gemittelten Kraftdatenpunkten. Alle Standphasenkurven wurden für jeden Teilnehmer über die gesamte Minute des Gehens extrahiert.

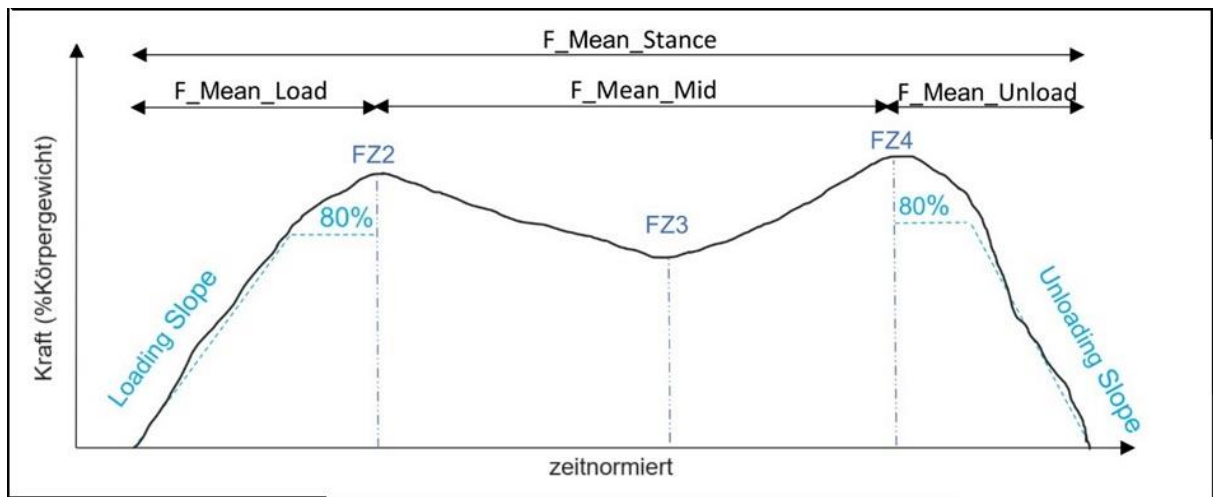


Abbildung 5: Typische Form eines Gangzyklus während der Standphase inkl. der Gangparameter welche anhand der Gangzyklusurve erhoben werden. Quelle: Modifizierte Darstellung in Anlehnung an *Larsen et al. (2008)*

Die M-förmige Kurve der Bodenreaktionskräfte bzw. des Plantardrucks während der Standphase wird hauptsächlich durch den initialen Anstieg und das Gefälle am Ende des Gangzyklus (loading und unloading slope), zwei Maxima, ein Minimum sowie den Kraftverlauf dazwischen während eines Gangzyklus definiert (LARSEN et al., 2008). Die mittleren Kräfte wurden anhand des arithmetischen Mittels aller Kraftwerte in einem definierten Abschnitt, der als Anteil des Körpergewichts angegeben wurde, ermittelt.

F_Mean_Stance beinhaltet die mittlere Kraft der gesamte Standphase beginnend beim Krafteinsatz bis zum Abheben des Fußes. F_Mean_Load impliziert den Kraftbeginn, vom mittleren Teil der Standphase bis FZ2. F_Mean_Mid enthält die mittlere Kraft von FZ2 – FZ4. F_Mean_Unload, involviert die mittlere Kraft also FZ4 und dem Ende der Entlastungsphase.

FZ2 impliziert die erste Spitzenkraft in der Gewichtsübernahmephase, FZ3 impliziert die minimale Kraft der mittleren Standphase inkl. der Kraftentladung. FZ4 stellt die zweite Spitzenkraft dar, welche vor dem Start in der Abstoßphase vorhanden ist. Der Loading_Slope dient als linearer Gradient zur Berechnung der Anfangskraft bis zu 80 Prozent von FZ2. Der Unloading_Slope impliziert die Entladungsphase als negativer linearer Gradient von 80 Prozent von FZ4 (LARSEN et al., 2008; STACOFF et al., 2005; STÜSSI, DEBRUNNER, 1980).

3.5.3 Laufband

In der vorliegenden Arbeit wurde das Horizontale-, Bergauf- und Bergabgehen durch verschiedene Neigungswinkeln mithilfe des Laufbandes (mercury 150/50, h/p cosmos) (ABBILDUNG 6) imitiert. Vorstudien konnten hierzu zeigen, dass im Vergleich zu realem Bergsteigen zwar Unterschiede in Knie-, Sprung- und Hüftgelenkwinkel erkennbar waren, jedoch keine signifikanten Unterschiede der Bodenreaktionskräfte beim Gehen festgestellt wurden (LEUTGEB, 2020; MALATESTA et al., 2017). Mithilfe des Laufbandes wurden Messungen bei folgenden Neigungswinkeln erhoben: 0° (horizontal), 5° bergauf, 10° bergauf, 15° bergauf, 20° bergauf, Laufband 5° bergab, 10° bergab, 15° bergab, 20° bergab. Je Neigungswinkel wurde der Gang über eine Minute gemessen. Hierzu wurde das Laufband gestartet bevor die eigentliche Messung startete. Dadurch wurden Verzerrungen vermieden, welche durch geänderte Schrittfrequenzen bei der Ganginitiierung entstehen könnten. Der Proband lief während der Messung 4 km/h.

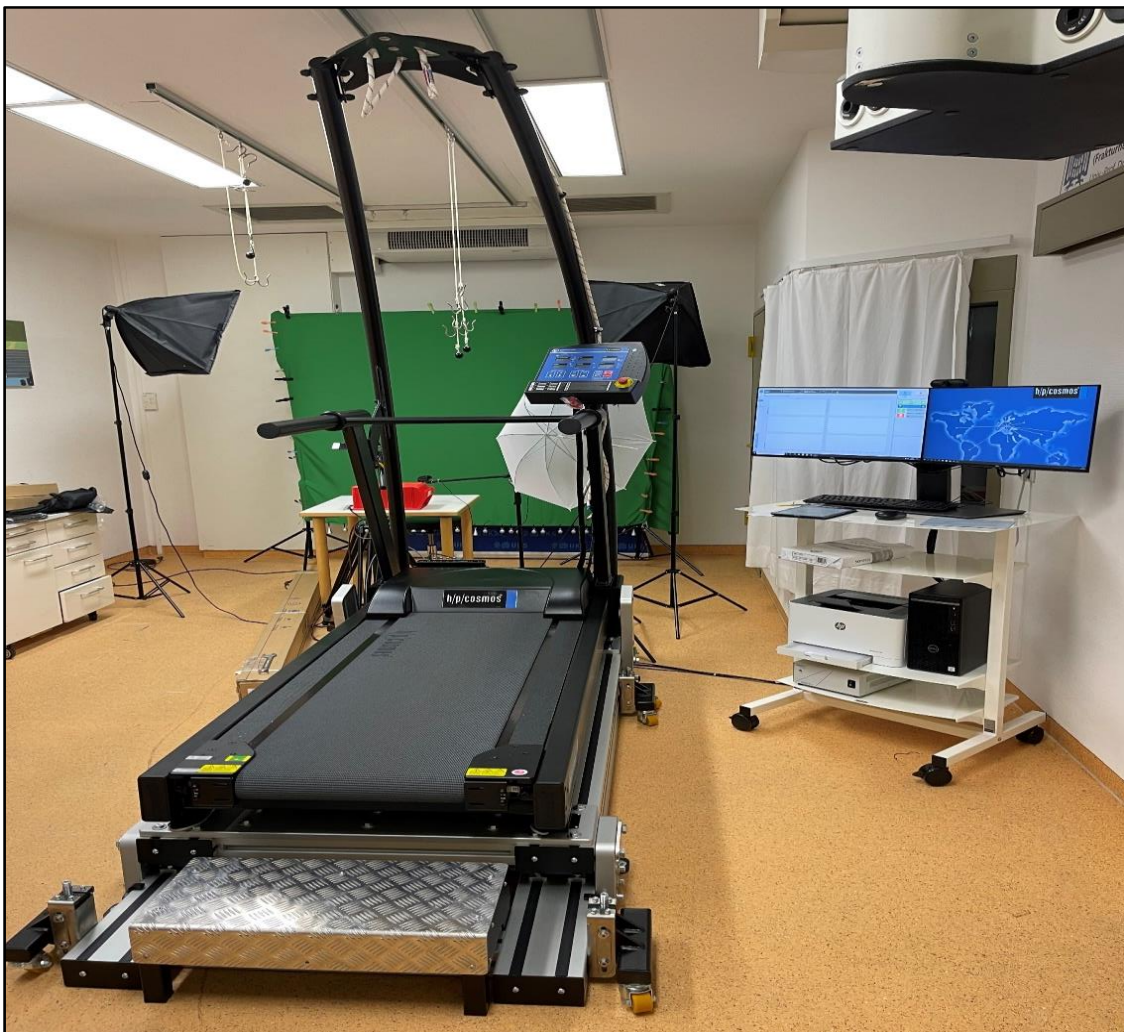


Abbildung 6: Laufband zur Ganganalyse mit unterschiedlichen Neigungswinkeln einer Gangebene
Quelle: Eigene Abbildung

Nach Messung wurden die Sensorschuheinlagen vom Probanden abgegeben, desinfiziert und die erfassten Daten mithilfe der Moticon Software (BRAUN et al., 2015; MOTICON REGO AG, 2022a; STÖGGL, MARTINER, 2017) auf den PC übertragen, die Probandendaten wurden unmittelbar pseudonymisiert. Die Daten, welche auf den Sensorschuheinlagen noch gespeichert waren, wurden nach dem Transfer auf den PC unmittelbar gelöscht, (MOTICON REGO AG, 2022a), die Batterie aus den Sensorschuheinlagen wurde entfernt und wieder vollständig geladen.

3.6 Rohdatenaufbereitung

Nachdem die pseudonymisierten Sensorschuheinlagendaten auf einen Computer exportiert waren (BRAUN et al., 2015; STÖGGL, MARTINER, 2017), wurde zur weiteren Verarbeitung und Parameterberechnung eine im Rahmen eines Großforschungsprojekts separat entwickelte Datenplattform des Deutschen Forschungszentrums für Künstliche Intelligenz (DFKI) als Konsortialpartner verwendet. Die Standphasen der Gangzyklen wurden identifiziert und aus den Zeitreihendaten extrahiert, indem alle Aktivitäten mit aufeinanderfolgenden Kraftmesswerten über 30 N berücksichtigt wurden. Eine Toleranz von bis zu drei fehlenden Werten wurde implementiert, um mögliche Aufzeichnungsprobleme zu berücksichtigen. Jede Aktivität mit einer Dauer von weniger als 300 Millisekunden (ms) oder mehr als 2000 ms wurde verworfen. Sowohl die Kraft- als auch die Zeitachse wurden normalisiert. Die Kraftmesswerte wurden von Newton in das Verhältnis zum Körpergewicht des jeweiligen Probanden umgerechnet. Da der Fußsohlendruck anstelle des Gewichts gemessen wurde, überstiegen die Werte aufgrund der Beschleunigung regelmäßig das Körpergewicht bei Spitzenbelastungen. Die Normalisierung der Zeitachse war komplexer, da das Fehlen einer festen Trittfrequenz zu unterschiedlichen Schrittlängen und damit zu einer unterschiedlichen Anzahl von realen Messpunkten für jeden Schritt führte. Daher wurden die ursprünglichen Rohdaten durch eine kubische Spline-Interpolation dargestellt. Basierend auf der resultierenden Kurve für jede Standphase wurden 100 äquidistante Stichproben genommen, was einen interpolierten Kraftmesspunkt für jeweils 1 % der gesamten Standphase ergab. Dieser Ansatz erklärt die niedrigere Aufzeichnungsfrequenz und das höhere Sensorrauschen der Sensorschuheinlagen im Vergleich zu anderen Gangmessgeräten, wie z. B. Laufbändern oder Kraftmessplatten mit integrierten Sensoren. Parameter, die den Verlauf der Gangzyklusurve beschreiben, basieren auf den charakteristischen lokalen Extrema, also der ersten und zweiten Kraftspitze und dem lokalen Minimum zwischen den Kraftspitzen, oder werden von diesen abgeleitet. Diese Maxima und das Minimum werden selbst als Parameter zur Beschreibung des Kurvenverlaufs verwendet (LARSEN

et al., 2008). Sensorschwankungen können die Ursache für mehrdeutige Ergebnisse bei den Probanden sein. Die Lösung für dieses Problem ist die Integration des Gauß'schen Filter. Dieser wurde in einer Wiederholung des Normalisierungsprozesses bei den ursprünglichen Rohdaten angewendet. Um den Verlust hochfrequenter Details zu vermeiden, wurde die gefilterte und normalisierte Kurve nicht zur Parameteranalyse verwendet, sondern nur zur Bestimmung eindeutiger Zeitachsenpositionen (Indizes). Diese Indizes wurden dann erneut auf die ungefilterten, normalisierten Daten angewandt, um die entsprechende Plantardruckmessung zu erhalten, die den ursprünglichen Rohdaten am nächsten kam. Für den Fall, dass die Verwendung der gefilterten Daten immer noch keine eindeutigen Ergebnisse ergab, wurden die folgenden zusätzlichen Erkennungsstrategien in der genannten Reihenfolge angewendet:

1. Zeitliche Plausibilität: Extreme Werte, die innerhalb der ersten oder letzten 10 Indizes (erste/letzte 10 % der Gesamtzeit) auftraten, wurden entfernt.
2. Max/Min-Pool-Filterung: Treten innerhalb einer Poolgröße von 5 Indizes (entspricht 5 % der Gesamtzeitspanne) mehrere extreme Werte auf, wurden die höchsten/niedrigsten Force-Werte ausgewählt.
3. Monotonie-Check: Bei mehreren verbleibenden Extremwerten wurden jene eliminiert, bei denen die Kurve innerhalb von jeweils 5 Indizes keinen streng monotonen Abfall oder Anstieg in beiden Richtungen aufwies.
4. Monotonie-Grace: Falls der Monotonie-Check zu viele Ergebnisse ausgeschlossen hatte (weniger als 2 Maximalkandidaten oder weniger als 1 Minimalkandidat übrig), wurden die ausgeschiedenen Daten in absteigender Reihenfolge ihrer höchsten erreichten Monotonie Distanz wieder eingesetzt.

Nach Anwendung dieser Strategien wurde jede Standaktivität, die mit einer unregelmäßigen Anzahl eindeutiger Messdaten verblieb, aus dem Datensatz entfernt. Insgesamt wurden 25 Schritte und durchschnittlich 14,86 Daten pro Teilnehmer ausgeschlossen.

3.7 Statistische Analyse

Die statistische Analyse wurde mit der Software SPSS (IBM SPSS Statistics 29.0, Armonk, USA) durchgeführt. Es wurde mittels Kolmogorov-Smirnov Test und Shapiro-Wilk Test auf Normalverteilung getestet. Das Signifikanzniveau wurde bei $p < 0,05$ angesetzt. In der multiplen linearen Regressionsanalyse wurden als abhängige Variable einzeln nacheinander alle neun Parameter aus der Ganganalyse gewählt und der Zusammenhang mit den unabhängigen Variablen, Alter, Körpergröße, Körpergewicht, BMI, und der Handgriffkraft berechnet. Dies wurde mithilfe der forced entry durchgeführt, da die Anzahl der unabhängigen Variablen gering ist und alle Variablen einen erklärbaren Einfluss haben (KUCUK et al., 2016). Die Beziehungen zwischen jedem dieser Parameter und dem Alter, der Körpergröße, dem Körpergewicht, dem BMI und der Handgriffkraft als unabhängige Variablen wurden untersucht. Da Körpergröße, Körpergewicht und BMI interkorrelieren, konnten sie nicht in dasselbe Modell eingegeben werden. Stattdessen wurden zwei separate Modelle durchgeführt: Das Hauptmodell mit Körpergröße und Körpergewicht und ein zweites Modell mit BMI anstelle von Körpergröße und Körpergewicht ohne sonstige Unterschiede zum Hauptmodell. Bezüglich der Steigungen und Neigungen, wurde eine lineare Regressionsanalyse der Varianz (ANOVA) für jeden Gangparameter als abhängige Variable und der Steigung (-20 bis 20 %) als unabhängige Variable berechnet. Mittelwerte und Standardabweichungen (SD) werden angegeben. Lineare Regressionssteigungen wurden zur Vergleichbarkeit und zur Korrektur angegeben, obwohl für einige der Parameter andere, aber unterschiedliche Regressionstypen höhere R^2 -Werte ergaben. Die Datenvisualisierung wurde mit Matplotlib in Python durchgeführt. Aufgrund des Mangels an vergleichbaren Daten in der Literatur konnte keine Berechnung des Stichprobenumfangs durchgeführt werden. Die Stichprobengröße von 37 bzw. 40 Probanden war eine Schätzung auf der Grundlage der in diesem Bereich üblichen Werte und unter Berücksichtigung des Ziels, eine sehr unterschiedliche Gruppe von Probanden zu messen. Mittels Microsoft Excel (Microsoft Office-Suite) wurden Abbildungen und Grafiken erstellt. Die anthropometrischen und biometrischen Probandendaten wurden deskriptiv erhoben und mit den Gangdaten korreliert. Die Inferenzstatistik ist notwendig, da nur eine Stichprobe aus der gesamten Population getestet werden kann (NACHTIGALL, WIRTZ, 2006). Zur Beurteilung von Zusammenhängen zweier Variablen wurde folgende Klassifizierung verwendet (SEDLMEIER, RENKEWITZ, 2018):

- geringer Zusammenhang $r \leq 0,1$
- normaler Zusammenhang $r \leq 0,3$
- hoher Zusammenhang $r \leq 0,5$

4 Ergebnisse

4.1 Anthropometrische Probandendaten

Für diese Studie wurden insgesamt 37 Probanden zur Datenerhebung von Alter, Körpergröße, Körpergewicht, BMI und Handgriffkraft getestet. Von den insgesamt 37 Probanden waren 18 Probanden weiblich und 19 Probanden männlich.

Das Alter der Probanden in der Studie betrug im Durchschnitt (\bar{x}) $43,65 \pm 17,59$ Jahre (18 - 86 Jahre).

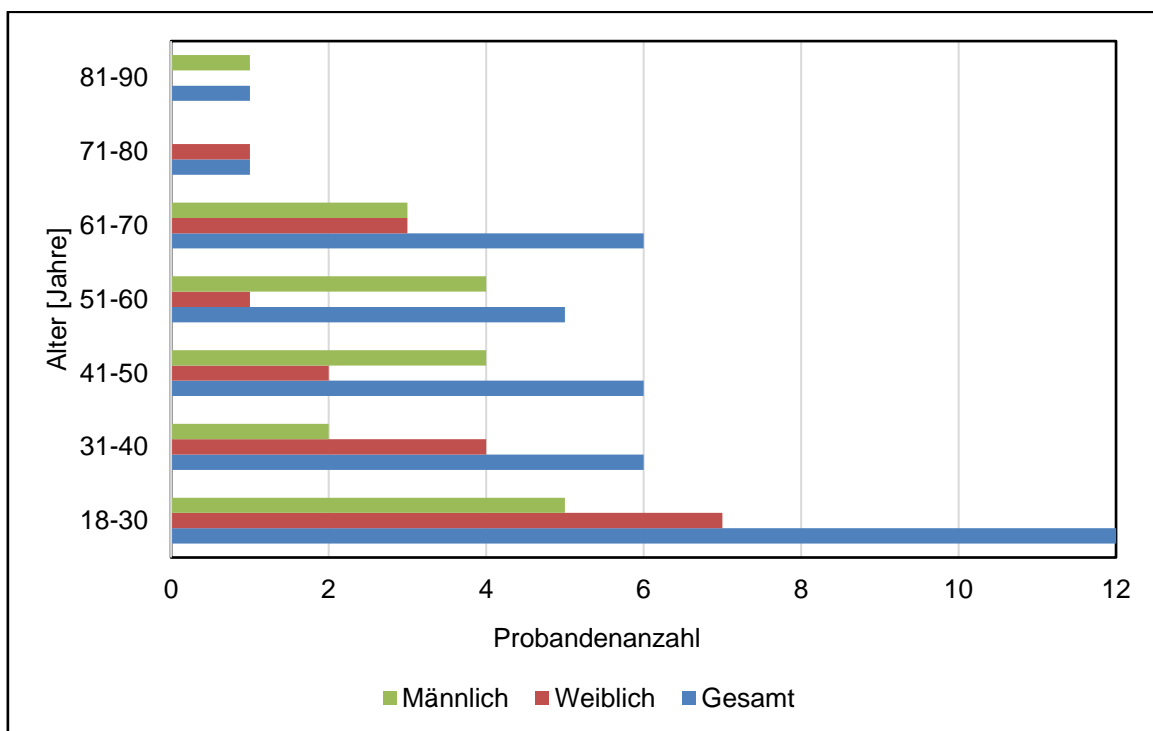


Abbildung 7: Alter Probanden in Jahren

Die Körpergröße der Probanden betrug durchschnittlich $173,70 \pm 11,22$ cm (157 - 203cm)

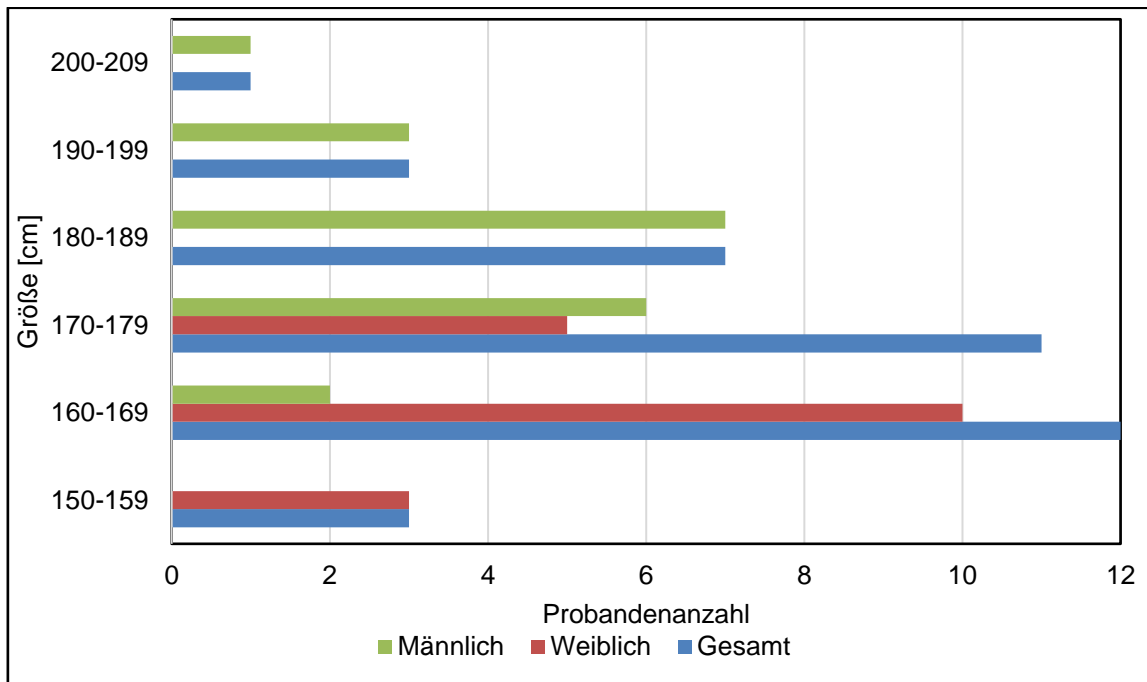


Abbildung 8: Körpergröße Probanden in cm

Das Körpergewicht der Probanden betrug $\bar{79,81} \pm 27,85$ kg. Korrespondierend hierzu war der BMI. Der BMI der Probanden betrug $\bar{22,78} \pm 7,04$ Kg/m².

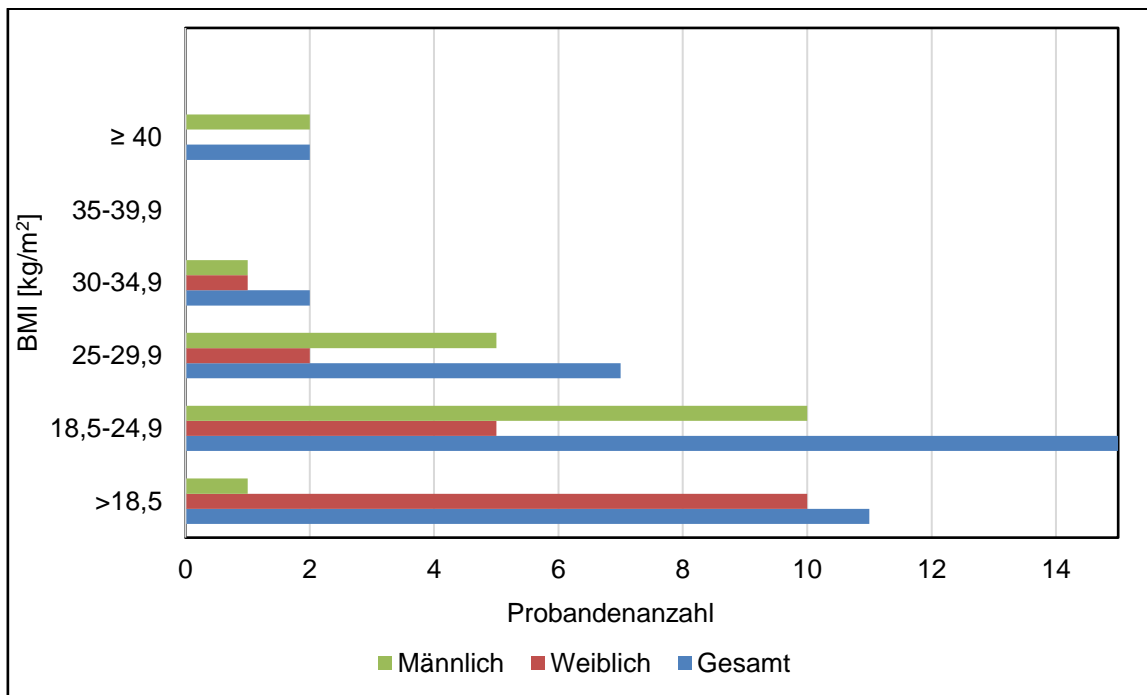


Abbildung 9: BMI-Probanden in kg/m²

Die Handgriffkraft der Probanden betrug $\bar{X} 35,41 \pm 12,46$ kg.

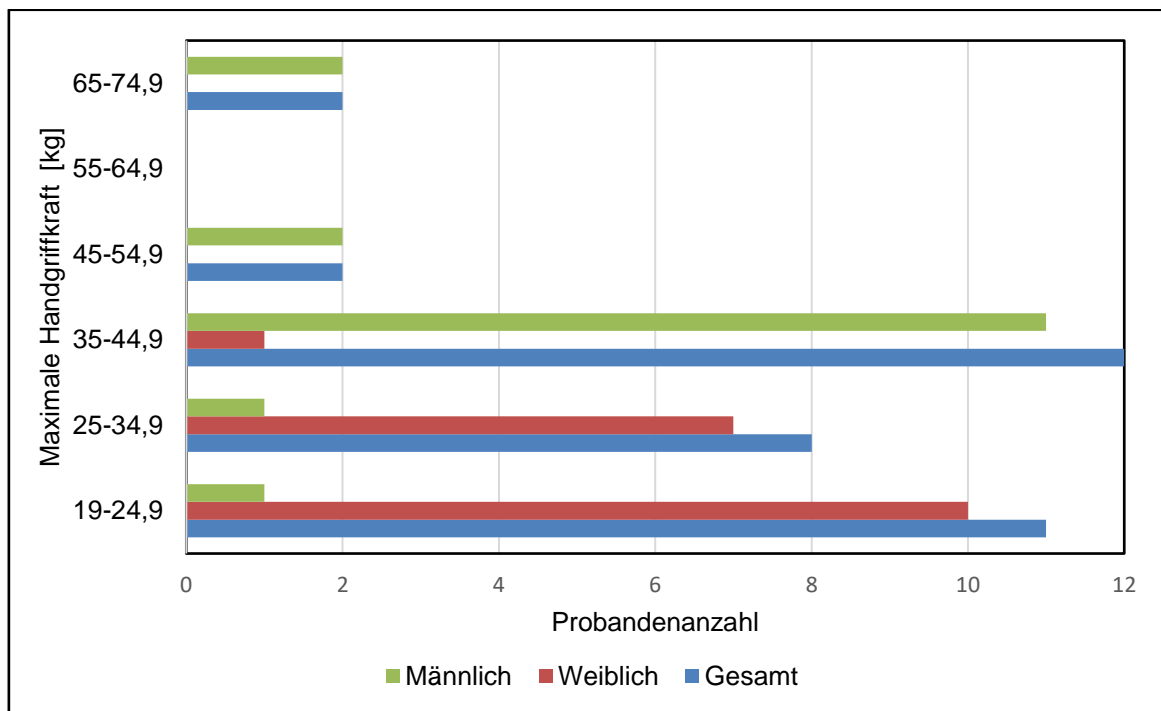


Abbildung 10: Maximale Handgriffkraft Probanden [kg]

4.2 Korrelationsanalyse Gangdaten mit Alter, Körpergröße, Körpergewicht, Body-Mass-Index, Handgriffkraft

Tabelle 1 zeigt die bereinigten R²-Werte sowie die nicht standardisierten und standardisierten (Beta) Regressionskoeffizienten für alle Parameter. Die angepassten R Werte des Hauptmodells, welches Körpergewicht und Körpergröße einschließt und des Modells, das stattdessen den BMI einschließt. Zusätzlich werden nicht standardisierte und standardisierte (Beta) Koeffizienten der berechneten Parameter - sofern signifikant - unterstrichen dargestellt. Die für den BMI angegebenen Werte stammen aus dem BMI-Modell, die anderen aus dem Hauptmodell. Die Einheiten sind entweder kg, cm oder Jahre pro Prozent Körpergewicht, oder im Falle der Steigung kg, cm oder Jahre pro Prozent Körpergewicht pro Prozent Standphasendauer. Die nicht standardisierten Koeffizienten können bei der Analyse zur Korrektur von Alter, Größe, Gewicht, BMI und Handgriffkraft verwendet werden.

	Berei- nigtes R ² (Primär)	Berei- nigtes R ² (BMI)	Alter (Jah ren)	Körper- größe (cm)	Körper- ge- wicht (kg)	BMI (kg/m ²)	Hand- griff- kraft (kg)
Fmeanstance (% Körpergewicht)	,400	,365			<u>-,007</u> / - ,882	<u>-,022</u> / -,761	<u>,120</u> / 696
Fmeanload (% Körpergewicht)	,460	,391		<u>-,008</u> / ,413	<u>-,005</u> / - ,715	<u>-,018</u> / -,595	
Fmeanmid (% Körpergewicht)	,285	,267			<u>-,007</u> / - ,818	<u>-,026</u> / -,716	<u>,130</u> / ,652
Fmeanunload (% Körpergewicht)	,335	,338			<u>-,006</u> / - ,946	<u>-,019</u> / -,831	<u>,010</u> / ,764
FZ2 (% Körper- gewicht)	,376	,350			<u>-,008</u> / - 0,748	<u>-,028</u> / -,646	
FZ3 (% Körper- gewicht)	,199	,182			<u>-,006</u> / - ,734	<u>-,020</u> / -,646	<u>,012</u> / ,672
FZ4 (% Körper- gewicht)	,282	,278			<u>-,010</u> / - ,899	<u>-,035</u> / -,790	<u>,019</u> / ,763
Loading slope (% Körperge- wicht / % Dauer der Standphase)	,292	,177	<u>-,067</u> / ,394	<u>-,145</u> / ,543			
Unloading slope (% Körperge- wicht / % Dauer der Standphase)	,264	,255			<u>,083</u> / ,835	<u>,283</u> / ,723	<u>-,150</u> / - ,677

Tabelle 1: Zusammenfassende Darstellung der linearen Korrelationsanalyse der Gangzyklusparameter und der anthropometrischen Daten (WOLFF et al., 2023).

4.2.1 Alter

Der einzige Parameter der Standphasenkurve, der eine signifikante negative Korrelation mit dem Alter zeigte war der Loading slope ($p = 0,014$). Jüngere Teilnehmer hatten höhere Werte

beim Loading slope, was auf einen steileren Anstieg hinweist. Alle anderen analysierten Parameter waren unabhängig vom Alter.

4.2.2 Körpergröße

Die Körpergröße korrelierte negativ mit Fmeanload ($p = ,046$) und mit dem Loading slope ($p = ,023$). Alle anderen analysierten Parameter waren unabhängig von der Körpergröße.

4.2.3 Körpergewicht und BMI

Das Körpergewicht korrelierte mit allen analysierten Parametern der Standphase, mit Ausnahme des Loading slope (Fmeanstance ($p < ,001$), Fmeanload ($p = ,002$), Fmeanmid ($p = ,002$), Fmeanunload ($p < ,001$), Fz2 ($p = ,002$), Fz3 ($p = ,007$), Fz4 ($p < ,001$) Unloading slope ($p = ,002$).

Wie das Körpergewicht korrelierte auch der BMI (separates Modell) mit allen Parametern, mit Ausnahme des Loading slope (Fmeanstance ($p < ,001$), Fmeanload ($p = ,005$), Fmeanmid ($p = ,002$), Fmeanunload ($p = ,002$), Fz2 ($p = ,003$), Fz3 ($p = ,008$), Fz4 ($p < ,001$), Unloading slope ($p = ,002$).

4.2.4 Handgriffkraft

Die Handgriffkraft korrelierte positiv mit den mittleren Parametern und der Entladephase des Gangzyklus, Fmeanstance ($p = ,015$), Fmeanmid ($p = ,036$), Fmeanunload ($p = ,012$), Fz3 ($p = ,041$), Fz4 ($p = ,015$) und der Unloading slope ($p = ,032$). Es gab keine Korrelation mit Fmeanload, Fz2 und dem Loading slope als Parameter der frühen Standphase.

4.2.5 Variabilität

Die bereinigten R² Werte in Tabelle 1 zeigen, dass nur bis zu 46% der Variabilität der analysierten Parameter durch Alter, Körpergewicht, Körpergröße, BMI und Handgriffkraft erklärt werden können. Es müssen also weitere Faktoren den Verlauf der Gangzykluskurve beeinflussen, die in der vorliegenden Analyse nicht berücksichtigt werden konnten.

Abbildung 11 veranschaulicht die Unterschiede der Gangzyklusparameter in der von der Sensorschuheinlage abgeleiteten Standphasenkurve bei jüngeren und älteren (ABBILDUNG 11A), größeren und kleineren (ABBILDUNG 11B), schwereren und leichteren Personen (ABBILDUNG 11C) sowie bei Personen mit niedriger und höherer Handgriffkraft (ABBILDUNG 11D). Diese Abbildung ist unabhängig von der multiplen Regressionsanalyse und dient lediglich der Veranschaulichung. Dargestellt sind die gepoolten Daten von 18 der 37 Teilnehmer jeder Gruppe, wobei die 18 ältesten und 19 jüngsten Teilnehmer (A), 18 größten und 19 kleinsten Teilnehmer (B), 18 Probanden mit der höchsten und 19 mit der niedrigsten Körpermasse (C) und die 18 Teilnehmer mit der höchsten und 19 Probanden mit der niedrigsten Handgriffkraft verglichen werden. Die durchgezogenen Linien geben den Mittelwert an. Die 95%-Konfidenzintervalle sind in orange und blau dargestellt, während die Überlappung in braun angezeigt wird. Höhere normalisierte Kraftwerte (in % des Körpergewichts) lassen sich bei den jüngeren und kleineren Teilnehmern mit geringerer Körpermasse und Handgriffkraft beobachten.

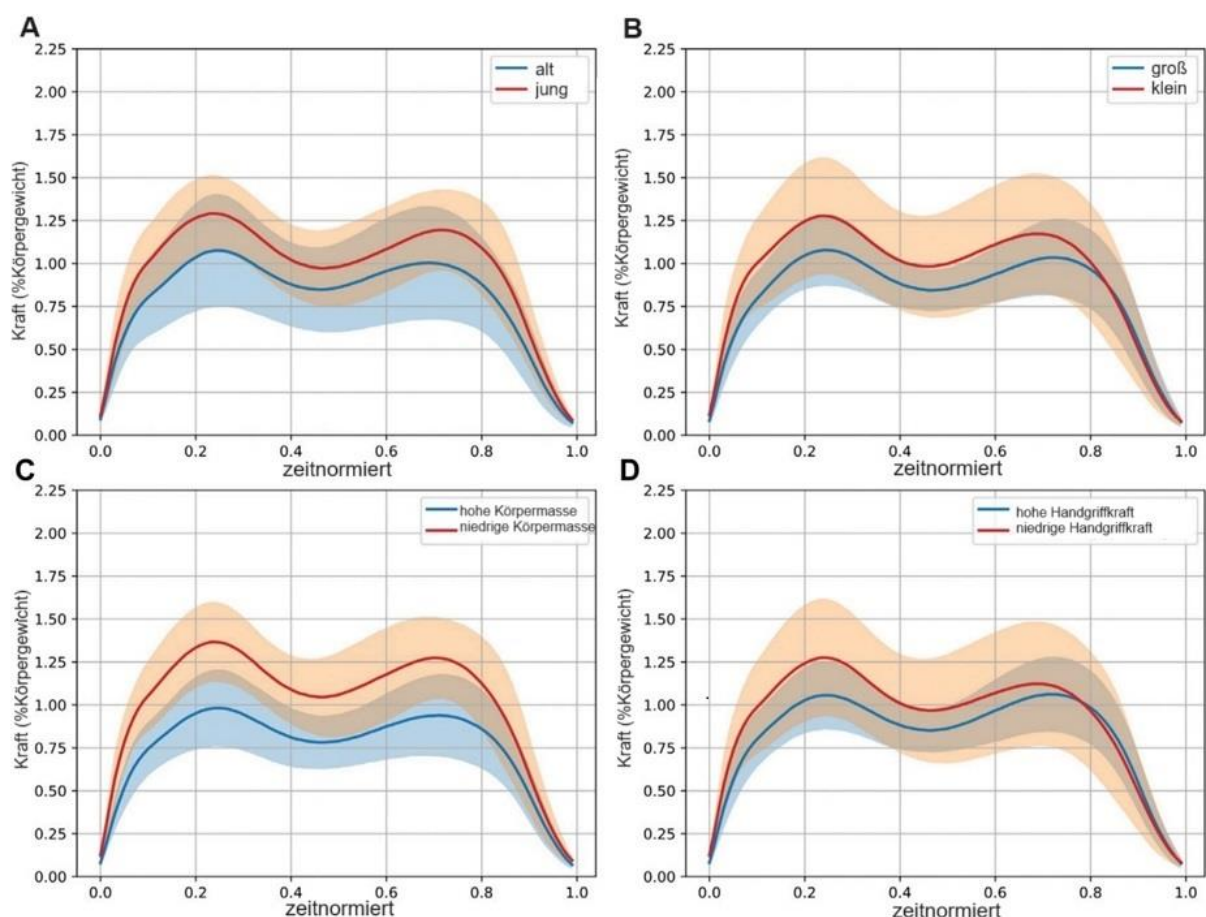


Abbildung 11: Charakteristische Unterschiede in der Standphasenkurve (WOLFF et al., 2023). Zur Unterscheidung der Subgruppen wurden jeweils die 18 Probanden mit dem höchsten Alter (A), der größten Körpergröße (B), dem höchsten BMI (C) bzw. der höchsten Handgriffkraft (D) von den restlichen 19 Probanden getrennt

4.3 Korrelationsanalyse Gangdaten mit Steigung und Neigung einer Gangebene

Die Messungen der Steigung und Neigung wurden bei insgesamt 40 ganggesunden Probanden (W=19 und M=21) mit einem Durchschnittsalter von $43,90 \pm 17,30$ Jahren (18-87) durchgeführt. Die Merkmale der Teilnehmer sind in Tabelle 2 zusammengefasst.

	Zusammen	Frauen	Männer
Probandenanzahl (n)	40	19	21
Mittelwert Alter (Jahren) \pm SD	43.90 ± 17.30	39.05 ± 14.65	48.29 ± 18.64
Mittelwert Körpergröße (cm) \pm SD	174.43 ± 11.24	165.79 ± 6.05	182.24 ± 8.85
Mittelwert Körpergewicht (kg) \pm SD	80.40 ± 26.85	66.22 ± 16.15	93.24 ± 28.4
Mittelwert BMI (kg/m²) \pm SD	23.04 ± 6.83	20.15 ± 5.06	25.65 ± 7.28

Tabelle 2: Probandendaten Steigung und Neigung

Die Daten wurden für alle Teilnehmer und Neigungsstufen erfolgreich erfasst, so dass ein vollständiger Datensatz entstand (Tabelle 3 und 4). Die Probandendaten waren normalverteilt.

Die Korrelationsanalyse ergab signifikante Veränderungen mit der Steigung für Fmeanload, Fmeanunload, Fz2, Fz3, Fz4 Loading und Unloading slope (alle $P < ,001$). Es gab keine signifikante Korrelation der Steigung mit Fmeanstance ($P = ,980$) und Fmeanmid ($P = ,125$). Im Gegensatz zu den anderen Parametern mit signifikanten Veränderungen in Abhängigkeit von der Steigung hatte Fz3 seinen Höhepunkt beim horizontalen Gehen und die Werte sanken sowohl beim Bergauf- als auch beim Bergabgehen. Ein gleichzeitiger und kurzfristiger Anstieg des loading slope und von Fmeanload in Verbindung mit einer Abnahme von Fmeanunload, Fz2, Fz4 und des unloading slope deutet also auf ein Bergabgehen hin, während das Gegenteil auf ein Bergaufgehen hindeutet. Fz3 ist kein geeigneter Parameter, um zwischen bergauf- und bergabgehen zu unterscheiden, da sein Wert sowohl beim Bergauf- als auch beim Bergabgehen abnimmt. Die Mittelwerte und die SD der analysierten Parameter für jede Steigungsstufe des Laufbands in absoluten Werten sind in (Tabelle 3) dargestellt.

Neigungs- und Steigungswerte	-20%	-15%	-10%	-5%	0%	5%	10%	15%	20%
Fmeanstance (% Körpergewicht)	0,88 ± 0,21	0,90 ± 0,21	0,90 ± 0,21	0,91 ± 0,21	0,90 ± 0,21	0,90 ± 0,21	0,90 ± 0,21	0,89 ± 0,20	0,89 ± 0,20
Fmeanload (% Körpergewicht)	1,06 ± 0,30	1,04 ± 0,28	0,98 ± 0,26	0,91 ± 0,23	0,86 ± 0,21	0,81 ± 0,20	0,80 ± 0,20	0,78 ± 0,19	0,77 ± 0,18
Fmeanmid (% Körpergewicht)	0,97 ± 0,24	0,99 ± 0,23	0,99 ± 0,23	1,01 ± 0,23	1,03 ± 0,25	1,04 ± 0,25	1,03 ± 0,25	1,02 ± 0,25	1,01 ± 0,24
Fmeanunload (% Körpergewicht)	0,55 ± 0,14	0,61 ± 0,14	0,65 ± 0,16	0,71 ± 0,16	0,72 ± 0,17	0,76 ± 0,18	0,77 ± 0,18	0,78 ± 0,18	0,79 ± 0,18
FZ2 (% Körpergewicht)	1,50 ± 0,39	1,48 ± 0,38	1,39 ± 0,36	1,29 ± 0,33	1,20 ± 0,30	1,14 ± 0,29	1,12 ± 0,29	1,12 ± 0,29	1,11 ± 0,29
FZ3 (% Körpergewicht)	0,70 ± 0,20	0,74 ± 0,19	0,77 ± 0,18	0,83 ± 0,19	0,88 ± 0,22	0,88 ± 0,21	0,86 ± 0,21	0,84 ± 0,22	0,81 ± 0,19
FZ4 (% Körpergewicht)	0,88 ± 0,24	0,96 ± 0,24	1,02 ± 0,26	1,11 ± 0,28	1,16 ± 0,32	1,22 ± 0,33	1,25 ± 0,33	1,26 ± 0,34	1,29 ± 0,35
Loading slope (% Körpergewicht / % Dauer der Standphase)	11,00 ± 4,58	10,35 ± 4,01	9,23 ± 3,58	7,79 ± 2,99	7,10 ± 2,91	5,92 ± 2,11	5,63 ± 2,07	5,43 ± 1,85	5,71 ± 2,07
Unloading slope (% Körpergewicht / % Dauer der Standphase)	-5,30 ± 1,66	-5,89 ± 1,87	-6,26 ± 2,10	-6,91 ± 2,34	-7,31 ± 2,71	-7,41 ± 2,64	-7,65 ± 2,79	- 7,75 ± 2,92	- 8,02 ± 3,02

Tabelle 3: Mittelwerte und SD der analysierten Parameter für jede Neigungsstufe (absolute Werte)

Abbildung 12 veranschaulicht die Unterschiede zwischen den analysierten Neigungs-/Steigungswerten auf die Standphasenkurve. Abbildung 12A zeigt die mittleren Kurvenverläufe der Standphasenkurve für jede der untersuchten Neigungs-/Steigungsstufen, während Abbildung 12B die mittleren Kurvenverläufe und das 95 %-Konfidenzintervall für -20, 0 und 20 % Neigung/Steigung abbildet.

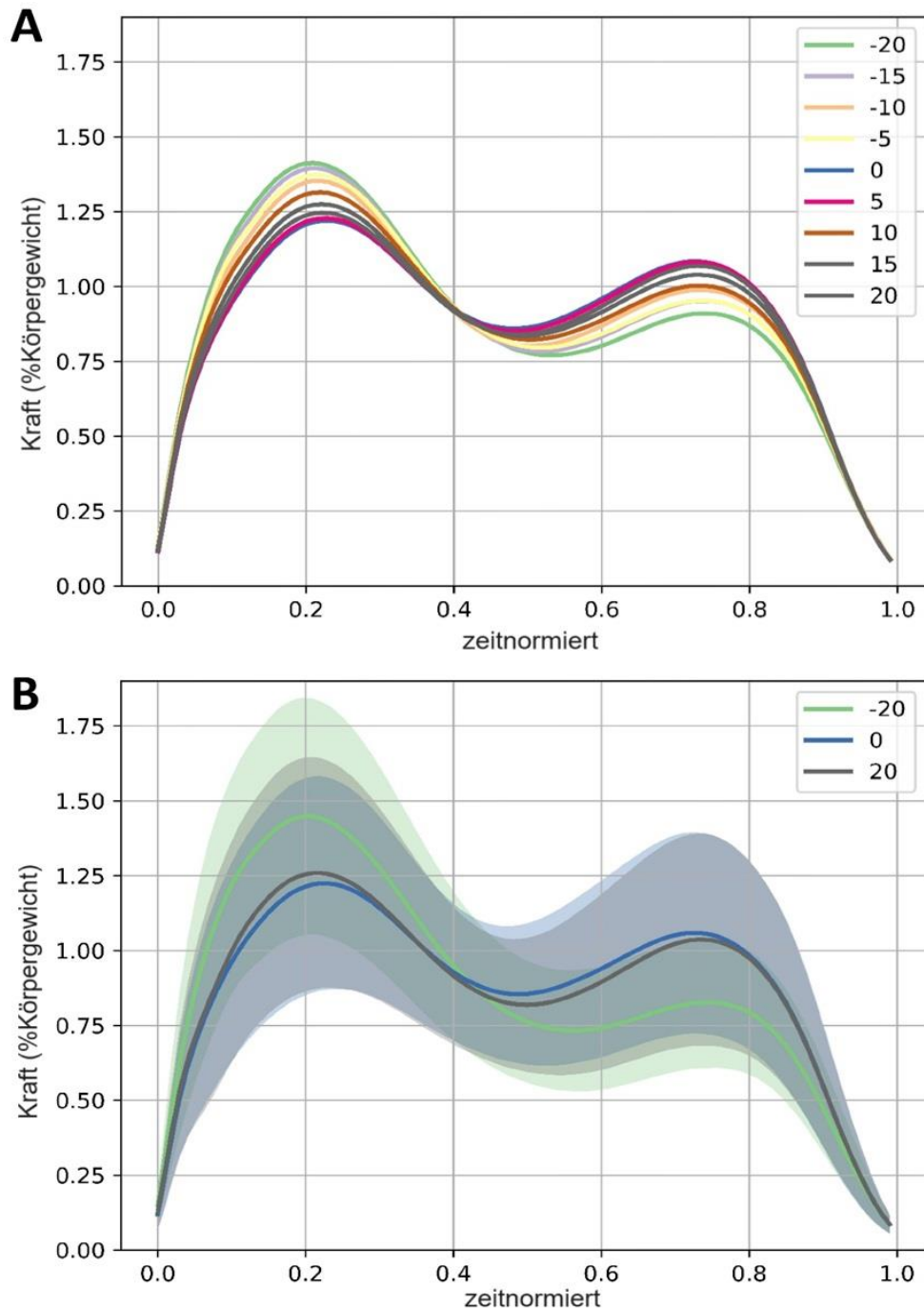


Abbildung 12: Charakteristische Unterschiede in der Standphasenkurve je nach Änderung der Neigung/Steigung der Gangebene. A: zeigt die mittleren Kurvenverläufe der Standphasenkurve für jede der untersuchten Neigungs-/Steigungsstufen. B: zeigt die mittleren Kurvenverläufe und das 95 %-Konfidenzintervall für -20, 0 und 20 % Neigung/Steigung.

In Abbildung 13 werden die normalisierten Veränderungen der jeweils analysierten Parameter der Gangzykluskurve mit der Neigung/Steigung des Laufbandes dargestellt.

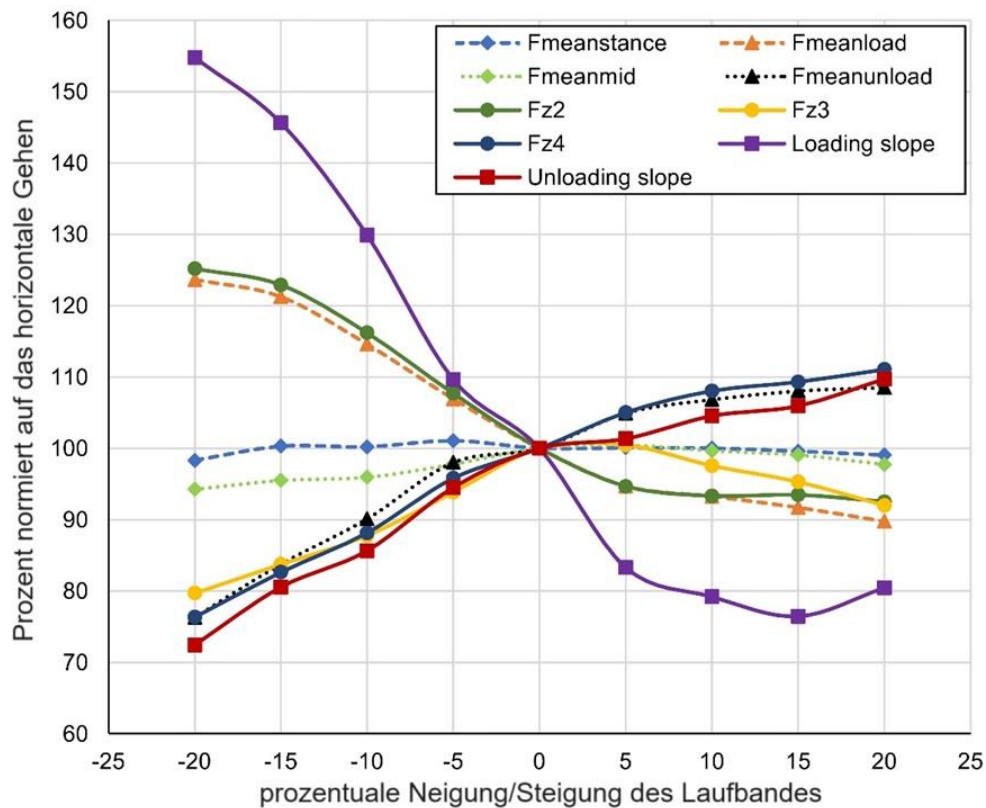


Abbildung 13: Für jede Neigungs-/Steigungsstufe wird der Mittelwert jedes Parameters in Prozent des horizontalen Gehens angegeben (alle Werte sind über alle Teilnehmer gemittelt)

Tabelle 4 zeigt die linearen Regressionssteigungen und R²-Werte für jede der in Abbildung 13 dargestellten Kurven.

	Linearer Regressionslope [%]	R ²
Fmeanstance (% Körpergewicht)	-0.002	0.001
Fmeanload (% Körpergewicht)	0.930	0.943
Fmeanmid (% Körpergewicht)	0.116	0.527
Fmeanunload (% Körpergewicht)	0.807	0.909
FZ2 (% Körpergewicht)	-0.926	0.907
FZ3 (% Körpergewicht)	0.367	0.483
FZ4 (% Körpergewicht)	0.894	0.952
Loading slope (% Körpergewicht / % Dauer der Standphase)	-2.109	0.910
Unloading slope (% Körpergewicht / % Dauer der Standphase)	0.900	0.935

Tabelle 4: Lineare Regressionssteigungen und R²-Werte für die in Abbildung 13 dargestellten Kurven.

5 Diskussion

5.1 Diskussion der Methodik

Auf der Grundlage basierend, dass kein Tier einen ähnlichen Gang wie der Mensch aufweist, musste der Gangzyklus zwingend am Menschen untersucht werden. Der aufrechte Rumpf und die Kräfte, welche sich beim Gehen zweispitzig darstellen, sind nur beim Menschen so ausgeprägt (ALEXANDER, 2004). Die Schrittlänge, sowie Knöchel-, Hüft- und Kniebeugewinkel, welche einen Einfluss auf den Gangzyklus haben, unterscheiden sich bei den beiden Geschlechtern (DAHL et al., 2019; KO et al., 2011). Um geschlechterspezifische Verzerrungen auszuschließen, wurden beide Geschlechter in möglichst gleicher Anzahl in die Studie eingeschlossen. In dieser Studie sollten die Bodenreaktionskräfte von Menschen ohne Pathologien erhoben werden. Es sollte der Einfluss von Alter, Körpergröße, Körpergewicht, BMI, Handgriffkraft und die Steigung bzw. Neigung der Gangebene auf die Bodenreaktionskräfte im Gangzyklus erforscht werden. Es ist bekannt, dass Pathologien das Gangmuster bzw. den Gangzyklus beeinflussen (BRAUN et al., 2018; DURWEN, 2009; KWON et al., 2018; PERRY, BURNFIELD, 1992; WINTER, 1991). Aus diesen Gründen wurden ausschließlich ganggesunde Probanden eingeschlossen. Die in dieser Studie eingeschlossenen Probanden wurden bewusst mit großem Spektrum in den jeweiligen anthropometrischen Parametern rekrutiert, da die Ergebnisse der Ganganalyse möglichst die Gesamtpopulation referenziert widerspiegeln sollten (COHEN, 1988; JANCZYK, PFISTER, 2013). Alle Probanden trugen zum Zeitpunkt der Analyse bereits von ihnen getragene und somit bekannte Sportschuhe. Es wurden bewusst keine Schuhe gestellt, um zu verhindern, dass aufgrund der unbekanntenen Schuhe das Laufverhalten beeinflusst wird (AL KORK et al., 2017). Die Untersuchungen fanden unter Laborbedingungen auf einem Laufband statt. Diesbezüglich ist bekannt, dass Laborergebnisse auf dem Laufband vergleichbar mit Lauftrainingsergebnissen im Freien sind und zugleich diverse Vorteile hinsichtlich Vergleichbarkeit und Standardisierung und Vermeidung von Störfaktoren bieten (JESCHKE, 1998). Alle Laufbandmessungen wurden mit 4 km/h durchgeführt. Es war ein Unterschied zwischen dem Anpassungsverhalten von jungen und älteren Menschen bezüglich dem Laufverhalten auf dem Laufband zu erkennen. Ein ähnliches Verhalten der Probanden ist aus anderen Studien bekannt (ESSER, 2021). Um genauere Aussagen hinsichtlich des Laufverhaltens der Probanden tätigen zu können, sind weitere Tests unter Laborbedingungen zwingend notwendig (JESCHKE, 1998). Zur Messung der Bodenreaktionskräfte wurden ausschließlich Sensorschuheinlagen verwendet, da durch die Kontinuität der Aufzeichnung eine möglichst reale Druckverteilung dargestellt werden konnte. Weitere Vorteile sind die Größen der Sensorschuheinlagen, welche bei Sohlengröße 32 „Size 1“ beginnt und bei 49 „Size 9“ endet (MOTICON REGO AG, 2022b). Die Sohle ist leicht anzuwenden, hat ein

Gewicht von unter 80 Gramm, wird mit Batterien betrieben und ist somit flexibel einsetzbar ohne das Gangverhalten relevant zu beeinflussen (BRAUN et al., 2015; OERBEKKE et al., 2017).

Im Vergleich der Sensorschuheinlagen von Moticon zu PedarX- Sensorschuheinlagen - und AMTI-Kraftmessplattensystemen, welche den Goldstandard darstellt (SHARMA et al., 2021), wurde eine gleichrangige Validität und Reliabilität zwischen den Moticon OpenGo Sensorschuheinlagen, Analysewerkzeug PedarX Sensoreinlagen- und den AMTI-Kraftmessplattensystemen, beim Laufen, Gehen und Springen, beschrieben (OERBEKKE et al., 2017; STÖGGL, MARTINER, 2017). Ein weiterer Vorteil der Sensorschuheinlagen ist die Möglichkeit der Echtzeit Darstellung und Aufzeichnungen der Messdaten (BRAUN et al., 2016). Zusammenfassend erachten wir daher die in der vorliegenden Arbeit angewandte Methodik als praktikabel und reproduzierbar. Hinsichtlich einer Translation der Untersuchungsmodalitäten in eine klinische Anwendbarkeit sind jedoch weitere Untersuchungen aus unserer Sicht zwingend erforderlich.

5.2 Diskussion der Ergebnisse

Zusammenfassend zeigte die vorliegende Studie den Einfluss von Alter, Körpergröße, Körpergewicht, BMI und Handgriffkraft auf den Verlauf der Gangzykluskurve bzw. den hiervon abgeleiteten und analysierten Parametern bei ganggesunden Teilnehmern. Die Ergebnisse zeigen zudem, dass 46 % der Variabilität der Gangzykluskurve durch die analysierten Parameter Alter, Körpergröße, Körpergewicht, BMI und Handgriffkraft erklärt werden können. Das Spektrum von Faktoren, die den Gangzyklus beeinflussen, kann somit erstmals konkretisiert und charakterisiert werden. Es zeigt jedoch auch, dass weitere Faktoren den Verlauf der Gangzykluskurve, maßgeblich beeinflussen müssen.

Bei der Analyse von Einlegesohlendaten kann es nützlich sein, die identifizierten Faktoren als Grundlage für maschinelle Lernalgorithmen zu verwenden. Sensorschuheinlagen zur Pedobarographie werden zunehmend für die Untersuchung des Gangs bei Patienten sowie zur Überwachung des Lebensstils und der Gesundheit verwendet (BRAUN et al., 2017; SUBRAMANIAM et al., 2022b). Neben kontinuierlichen Messungen mit Sensorschuheinlagen bei traumatologischen Patienten werden Einlagen auch bei neurologischen Patienten zur häuslichen Behandlungsüberwachung und als Hilfsmittel zur Rehabilitation bei neurologisch eingeschränktem Gang eingesetzt (SICA et al., 2021). Eine solche Langzeitüberwachung, insbesondere in Kombination mit weiteren Sensoren, kann große Datenmengen erzeugen, die automatisierte Analysen erfordern. Zu den Möglichkeiten gehört der Einsatz von maschinellen

Lernalgorithmen, die mit annotierten Daten gespeist werden müssen, um Muster zu erkennen, welche Aktivitäten eine Person ausführt oder ausführen könnte (HARRIS et al., 2022). Solche Algorithmen könnten spezifisch programmiert werden, um nicht nur waagerechtes Gehen und Laufen zu erkennen, sondern auch Aktivitäten wie Treppensteigen, Radfahren, Autofahren, Bahn- oder Busfahren und um Stürze und Ereignisse mit Überbelastung anzuzeigen. Außerdem könnten Stürze und Krankheiten durch Auswertung der Daten, vorhergesagt werden. Es wäre auch von Interesse, riskantes Verhalten zu erkennen, das möglicherweise zu übermäßigen Kräften führt, und den Patienten zu warnen, beispielsweise durch ein akustisches Warnsignal oder durch Vibration. Algorithmen, welche maschinelles Lernen, werden bereits für viele Anwendungen in der Ganganalyse angewendet, einschließlich der räumlich-zeitlichen menschlichen Gangerkennung (HARRIS et al., 2022; KONZ et al., 2022). Solche Analysen in Echtzeit eröffnen die Möglichkeit, Patienten Feedback zu geben, oder erinnern Patienten daran, sich zu bewegen und Sport zu treiben (ZHENG, CHEN, 2017). Die inhärenten Beschränkungen der Rechenleistung kleiner tragbarer Geräte werden zunehmend sowohl von algorithmischen Optimierungstechniken im maschinellen Lernen wie Reservoir Computing, Netzwerkpruning, Dimensionsreduktion, als auch von Hardwareinnovationen ins Visier genommen. Zusammengenommen werden diese Fortschritte letztendlich ein Echtzeit-Feedback basierend auf Daten aus verschiedenen kombinierten Quellen in naher Zukunft ermöglichen (CHIASSON-POIRIER et al., 2022; ZHANG et al., 2022).

Wie in der vorliegenden Studie gezeigt, sollten individuelle Merkmale des Gangs berücksichtigt werden, wenn kontinuierliche Gangdaten in der Praxis und im täglichen Leben analysiert werden, insbesondere bei der Ableitung von Informationen und Warnungen aus diesen Daten. Die vorliegende Studie zeigt, dass der loading slope mit zunehmendem Alter abnahm. Dieser Befund ist neu, steht aber im Einklang mit früheren Studien, die einen vorsichtigeren Gang (stärkerer Fokus auf Gang kombiniert mit einer langsameren Gehgeschwindigkeit) sowie altersbedingte Verringerungen der bevorzugten Gehgeschwindigkeit und Trittfrequenz zeigten (HERSSENS et al., 2018; NIEDERER et al., 2021). Der vorsichtigeren Gang in der vorliegenden Studie spiegelt sich in der langsameren Belastung des Fußes wider, während sich die Kraftmaxima mit dem Alter nicht veränderten. Larsen et al. (2008) zeigten, dass ältere Personen zu vergleichsweise jungen Personen eine erhöhte muskuläre Koaktivierung zusammen mit einer stärkeren elektromyographischen Aktivierung beim Treppensteigen aufwiesen. Hierdurch wird die fehlende Stabilität und Kraft, welche normalerweise durch genügend Muskulatur gewährleistet wird, kompensiert (HORTOBÁGYI et al., 2003).

Interessanterweise wurde in einer anderen Studie bei Teilnehmern ab 70 Jahren gezeigt, dass die Abstoßkraft des Massenschwerpunkts signifikant verringert war (SLOOT et al., 2021). Dieser Effekt zeigte sich in der vorliegenden Studie nicht, wahrscheinlich weil das durchschnittliche Alter der Teilnehmer relativ niedrig war. Der Befund entspricht jedoch dem zunehmenden

Rückgang der Leistung mit zunehmendem Alter, der sich ab einem Alter von etwa 70 Jahren beschleunigt (GANSE et al., 2021; GANSE et al., 2020).

Die Körpergröße beeinflusste F_{meanload} und den *loading slope* und lieferte dadurch eine charakteristische Änderung des Kurvenverlaufs. Dieser Befund ist nicht überraschend, da Messgeräte normalerweise auf das Körpergewicht, nicht aber auf die Körpergröße kalibriert werden. Zu den bekannten Veränderungen der Gangeigenschaften bei größeren Teilnehmern gehören eine geringere Trittfrequenz aufgrund längerer Schritte, eine geringere Knöchelgeschwindigkeit aufgrund weniger Schritte sowie eine längere Schrittzeit und Schrittlänge (MIKOS et al., 2018). Größere Menschen mit längeren Beinen bevorzugen oft höhere Gehgeschwindigkeiten als kleinere Menschen. Es hat sich gezeigt, dass die Gehgeschwindigkeit die räumlich-zeitlichen Gangparameter beeinflusst, und die Wahrnehmung dessen, was die bequemste Gehgeschwindigkeit ist, variiert von Mensch zu Mensch (ANDRIACCHI et al., 1977; KIRTLEY et al., 1985). Die Gehgeschwindigkeit von 4 km/h, die in der vorliegenden Studie verwendet wurde, liegt im Bereich dessen, was gesunde Teilnehmer als angenehm empfinden. Bei Patienten mit Gehbehinderung könnten 4 km/h jedoch zu schnell sein, und beim Gangstudium sollten langsamere Geschwindigkeiten gewählt werden (LINDER et al., 2022; ZHU et al., 2022).

In zukünftigen Studien sollten auch weitere Parameter erhoben werden, die die Gangzyklus-kurve beeinflussen können, um weiterführende Analysen im Alltag zu ermöglichen. Dazu können der Schuh- und Untergrundtyp sowie verschiedene charakteristische Aktivitäten gehören. Darüber hinaus sollten Kinder und Erwachsene im Alter von 70 Jahren und älter untersucht werden. Wie sich unterschiedliche Verletzungsarten und degenerative Erkrankungen des Bewegungsapparates auf die Gangkurve auswirken, wie beispielsweise Knochenbrüche, Bänderverletzungen oder Arthrose der Beine, ist derzeit noch nicht bekannt. Falls charakteristische Unterschiede zwischen den Verletzungsarten festgestellt werden könnten, können Analysen der Gangzyklus-kurve sogar einen diagnostischen und potenziell sogar prädiktiven Wert haben.

Sowohl das Körpergewicht als auch der BMI hatten einen Einfluss auf alle analysierten Parameter der Standphasenkurve mit Ausnahme des *loading slope*. Letzteres ist ein interessantes Detail, da das Alter nur den *loading slope* beeinflusste, wodurch der Einfluss von Körpergewicht und BMI unabhängig vom Alterseffekt bestimmt werden kann.

Die Handgriffkraft beeinflusste die durchschnittlichen Kraftwerte der späteren Standphasenkurve, das Minimum und die Abstoßkraft (zweites Maximum), sowie den *unloading slope*. Es gab jedoch keinen Einfluss auf die durchschnittliche Kraft der Anfangsphase, das erste Maximum und den *loading slope*. Dieses sehr klare Bild zeigt, dass die Handgriffkraft nur mit der zweiten Hälfte der Standphasenkurve korreliert, während sie die erste Hälfte unbeeinflusst lässt. Die zugrunde liegende Ursache ist wahrscheinlich die für das Abstoßen verfügbare

Muskelkraft, die normalerweise bei Menschen ausgeprägt ist, die eine größere Handgriffkraft haben.

Die Hüftabduktoren und -adduktoren tragen die meiste Muskelkraft zum normalen Gehen bei Erwachsenen bei und sind daher jene Muskeln, die in zukünftigen Studien zur Korrelationen von Muskelkraft und Gang genauer untersucht werden sollten (BOGEY, BARNES, 2017).

Die Haupteinschränkung der Studie bestand darin, dass der Einfluss der Gehgeschwindigkeit nicht berücksichtigt wurde, da nur eine vordefinierte Gehgeschwindigkeit für die Messungen verwendet wurde. Eine weitere Einschränkung bestand darin, dass die Daten auf einem Laufband aufgezeichnet wurden, das sich bekanntermaßen vom Gehen auf einer Rampe oder auf normalem Untergrund unterscheidet (STRUTZENBERGER et al., 2022). Der Aufbau und die Gehgeschwindigkeit wurden so gewählt, dass die bestmögliche Standardisierung erreicht werden konnte. Darüber hinaus wurden Unterschiede in der Druckverteilung über die 16 Sensoren in der vorliegenden Studie nicht pro Sensor analysiert. Anzumerken ist, dass die in der vorliegenden Studie analysierten Parameter nur dann verwendet werden können, wenn eine regelmäßige Gangkurve vorhanden ist. Wenn dies nicht der Fall ist, müssen andere Methoden angewendet werden, wie z. B. maschinelles Lernen oder die Analyse anderer Parameter (beispielsweise Durchschnittswerte).

Bezüglich der Steigung und Neigung, konnte festgestellt werden, dass die stärksten Änderungen mit Laufbandsteigung in der Kurve des loading slope gefunden wurden. Es wurde eine typische Kombination von Änderungen in mehreren Parametern gezeigt, die das Bergauf- und Bergabgehen definiert und für Besonderheiten und Korrekturen bei der Analyse solcher Daten verwendet werden kann. Während patientenbezogene Faktoren die individuellen Kurvencharakteristika in Bezug auf Körpergröße, Muskelkraft, degenerative Erkrankungen während einer Einlagenmessung konstant bleiben lassen, würden ermüdungsbedingte Veränderungen wahrscheinlich zunehmend auftreten und dann zu späteren Stadien einer Aufzeichnung bei Steigung und Neigung zu vorübergehenden und charakteristischen Veränderungen der Gangzykluskurve führen. Änderungen im Laufe der Zeit in den identifizierten Parametern sollten daher berücksichtigt und vor diesem Hintergrund richtig interpretiert werden, wenn langfristige Gangdaten untersucht werden, die über Einlagen akquiriert wurden. Zur Analyse des Heilungsverlaufs, also nach einer Verletzung, wären langsame Veränderungen der Parameter und eine Tendenz zum Normalzustand über mehrere Wochen zu erwarten. Kurzfristige Veränderungen über Minuten oder Stunden wären somit nicht durch den Heilungsverlauf erklärbar und müssten eine andere Ursache haben. Außerdem sollte die Asymmetrie zwischen den Beinen während der Heilung langsam abnehmen. Auch beim Gehen bei Steigung und Neigung kann die Asymmetrie betroffen sein, wenn die Verletzung zunehmende Beschwerden wie Schmerzen beim Bergauf- oder Bergabgehen verursacht. Empfehlenswert ist es daher auch, die Merkmale

des Gehens mit Gehhilfen, wie z. B. Krücken, zu identifizieren, um die Art der beobachteten Veränderungen und das Behandlungsstadium besser einordnen zu können.

Die Auswirkungen der Gehgeschwindigkeit wurden wie bereits erwähnt, in der vorliegenden Studie nicht analysiert, obwohl bekannt ist, dass die Gelenkbelastung der unteren Extremitäten durch unterschiedliche Schrittlänge und Trittfrequenz beim schrittweisen Auf- und Absteigen beeinflusst wird (SCHWAMEDER et al., 2005). Diese Parameter scheinen jedoch nicht notwendig zu sein, um durch Einlagen erhaltene Gangdaten erfolgreich zu annotieren. Für die Bequemlichkeit der Teilnehmer oder Patienten wäre es wünschenswert, wenn Einlagen nicht mit weiteren Geräten oder Wearables kombiniert werden müssten.

Wearables wie Sensorschuheinlagen und andere werden neben der Untersuchung von Gang und Bewegung zunehmend auch klinisch und zur Lebensstil- und Gesundheitsüberwachung eingesetzt (BRAUN et al., 2017; CATES et al., 2018; KRAUS et al., 2022; SUBRAMANIAM et al., 2022a; SUBRAMANIAM et al., 2022b). Abgesehen von Sensorschuheinlagen könnten sehr ähnliche Daten von Sensoren gesammelt werden, die in Orthesen (MOREIRA et al., 2022) oder Implantaten (ALVES et al., 2022) eingebettet sind, erhoben werden. Möglicherweise ändert das Gehen bei Steigung die Daten auf ähnliche Weise wie hier beschrieben. Es wäre sehr wünschenswert, wenn Patienten keine separaten Wearables mehr verwenden müssten, sondern dass Orthesen und Implantate über eingebettete Sensoren verfügen. Wenn z. B. ähnliche Belastungsdaten über künstliche Hüft- oder Kniegelenke oder möglicherweise sogar über Platten oder Nägel, die Knochenbrüche stabilisieren, gesammelt werden könnten, könnte komplett auf Wearables verzichtet werden. Alarme könnten ausgelöst werden, wenn Kräfte bestimmte Schwellenwerte überschreiten oder wenn Lebensmusteranalysen ungünstige Muster ergeben, von denen bekannt ist, dass sie mit überhöhten Kräften oder Problemen verbunden sind. Solche Alarme könnten über eine Smartphone-App, andere Geräte oder direkt über eine Vibration am Implantat auf das Problem aufmerksam machen. Da diese Entwicklungen ein hohes Potenzial im Hinblick auf die Rehabilitation und postoperative Behandlung zu haben scheinen, sollten Datenanalysen von Sensorschuheinlagen weiter untersucht und idealerweise Details wie Algorithmen und Eigenschaften veröffentlicht werden, um eine Weiterentwicklung und breite Anwendung zu ermöglichen.

5.3 Schlussfolgerungen

In der vorliegenden Studie konnte festgestellt werden, dass Alter, Körpergröße, Körpergewicht, BMI und die Handgriffkraft die Gangzykluskurve auf charakteristische Weise beeinflussen, jedoch nur 46 Prozent der Variabilität eines Gangzyklus erklären. Es konnten zudem charakteristische Veränderungen in der plantaren Druckverteilung während der Gangzykluskurve identifiziert werden, die das Bergauf- und Bergabgehen charakterisieren. Perspektivisch könnten durch automatisierte Annotation, kontinuierliche Analysen von Gangdaten und deren Bodenreaktionskraftdaten mithilfe von Wearables verbesserte Rehabilitations- und Feedbacksysteme zur Prävention und Behandlung von Patienten entwickelt werden. Eine Kombination aus bekannten Regressionsstatistiken im Kontext der Heuristik gepaart mit Methoden der künstlichen Intelligenz sollten künftig weiterentwickelt werden, um das Potenzial dieser vielversprechenden Anwendungen auszuschöpfen.

6 Literaturverzeichnis

1. Al Kork SK, Gowthami I, Savatier X, Beyrouthy T, Korbane JA, Roshdi S (2017) Biometric database for human gait recognition using wearable sensors and a smartphone. Paper presented at: 2017 2nd International Conference on Bio-engineering for Smart Technologies (IEEE).
2. Alexander N, Strutzenberger G, Ameshofer LM, Schwameder H (2017) Lower limb joint work and joint work contribution during downhill and uphill walking at different inclinations. *Journal of biomechanics* 61:75-80
3. Alexander RM (2004) Bipedal animals, and their differences from humans. *Journal of anatomy* 204:321-330
4. Alves SA, Polzehl J, Brisson NM, Bender A, Agres AN, Damm P, Duda GN (2022) Ground reaction forces and external hip joint moments predict in vivo hip contact forces during gait. *Journal of Biomechanics* 135:111037
5. Anderson W, Choffin Z, Jeong N, Callihan M, Jeong S, Sazonov E (2022) Empirical Study on Human Movement Classification Using Insole Footwear Sensor System and Machine Learning. *Sensors* 22:2743
6. Andriacchi T, Ogle J, Galante J (1977) Walking speed as a basis for normal and abnormal gait measurements. *Journal of biomechanics* 10:261-268
7. Bachner D, Haas W, Semlitsch B, Schaffer S, Uhl C, Weiß R (2009) Evidence-based Leitlinie "Sturzprophylaxe für ältere und alte Menschen in Krankenhäusern und Langzeitpflegeeinrichtungen". Graz: Steiermärkische Krankenanstaltengesellschaft mbH 1
8. Bakker A, Blokhuis TJ, Meeks M, Hermens HJ, Holtslag HR (2014) Dynamic weight loading in older people with hip fracture. *Journal of rehabilitation medicine* 46:708-711
9. Baumgartner R (2007) Amputation und prothesenversorgung, Georg Thieme Verlag.
10. Bergen G, Stevens MR, Burns ER (2016) Falls and fall injuries among adults aged ≥ 65 years—United States, 2014. *Morbidity and Mortality Weekly Report* 65:993-998
11. Blokhuis TJ, de Bruine JH, Bramer JA, den Boer FC, Bakker FC, Patka P, Haarman HJ, Manoliu RA (2001) The reliability of plain radiography in experimental fracture healing. *Skeletal Radiol* 30:151-156
12. Bloom DE, Chatterji S, Kowal P, Lloyd-Sherlock P, McKee M, Rechel B, Rosenberg L, Smith JP (2015) Macroeconomic implications of population ageing and selected policy responses. *The Lancet* 385:649-657
13. Bogey RA, Barnes LA (2017) Estimates of individual muscle power production in normal adult walking. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 14:1-10
14. Bohannon RW (1997) Comfortable and maximum walking speed of adults aged 20—79 years: reference values and determinants. *Age and ageing* 26:15-19
15. Bös K (2017) Handbuch motorische Tests: sportmotorische Tests, motorische Funktionstests, Fragebögen zur körperlich-sportlichen Aktivität und sportpsychologische Diagnoseverfahren, Hogrefe Verlag.
16. Braun BJ, Veith NT, Hell R, Döbele S, Roland M, Rollmann M, Holstein J, Pohlemann T (2015) Validation and reliability testing of a new, fully integrated gait analysis insole. *Journal of foot and ankle research* 8:1-7
17. Braun BJ, Bushuven E, Hell R, Veith NT, Buschbaum J, Holstein JH, Pohlemann T (2016) A novel tool for continuous fracture aftercare - Clinical feasibility and first results of a new telemetric gait analysis insole. *Injury* 47:490-494
18. Braun BJ, Veith NT, Rollmann M, Orth M, Fritz T, Herath SC, Holstein JH, Pohlemann T (2017) Weight-bearing recommendations after operative fracture treatment-fact or fiction? *Int Orthop* 41:1507-1512
19. Braun BJ, Pelz P, Veith NT, Rollmann M, Klein M, Herath SC, Holstein JH, Pohlemann T (2018) Long-term pathological gait pattern changes after talus fractures—dynamic measurements with a new insole. *International orthopaedics* 42:1075-1082
20. Bundesamt S (2015). Bevölkerung Deutschlands bis 2060. 13. koordinierte Bevölkerungsvorausberechnung (Statistisches Bundesamt Wiesbaden)

21. Cancela J, Pastorino M, Tzallas AT, Tsiouras MG, Rigas G, Arredondo MT, Fotiadis DI (2014) Wearability assessment of a wearable system for Parkinson's disease remote monitoring based on a body area network of sensors. *Sensors* 14:17235-17255
22. Cates B, Sim T, Heo HM, Kim B, Kim H, Mun JH (2018) A novel detection model and its optimal features to classify falls from low-and high-acceleration activities of daily life using an insole sensor system. *Sensors* 18:1227
23. Chainani V, Shaharyar S, Dave K, Choksi V, Ravindranathan S, Hanno R, Jamal O, Abdo A, Abi Rafeh N (2016) Objective measures of the frailty syndrome (hand grip strength and gait speed) and cardiovascular mortality: a systematic review. *International journal of cardiology* 215:487-493
24. Chatzaki C, Skaramagkas V, Kefalopoulou Z, Tachos N, Kostikis N, Kanellos F, Triantafyllou E, Chroni E, Fotiadis DI, Tsiknakis M (2022) Can Gait Features Help in Differentiating Parkinson's Disease Medication States and Severity Levels? A Machine Learning Approach. *Sensors* 22:9937
25. Chen X, Liu G, Li S, Lin X, Han Z, Hu X, Wu J, Yang M (2023) Handgrip measurement method affects asymmetry but not weakness identification in community-dwelling older adults. *Journal of the American Medical Directors Association* 24:284-291. e283
26. Chiasson-Poirier L, Younesian H, Turcot K, Sylvestre J (2022) Detecting Gait Events from Accelerations Using Reservoir Computing. *Sensors* 22:7180
27. Choi H, Lim J, Lee S (2021) Body fat-related differences in gait parameters and physical fitness level in weight-matched male adults. *Clinical Biomechanics* 81:105243
28. Claes L, Cunningham JL (2009) Monitoring the mechanical properties of healing bone. *Clinical Orthopaedics and Related Research* 467:1964-1971
29. Cohen J (1988). *Statistical power analysis for the behavioural sciences* (2nd edn.). Hillsdale (NJ: Erlbaum)
30. Dabke HV, Gupta SK, Holt CA, O'Callaghan P, Dent CM (2004) How accurate is partial weightbearing? *Clin Orthop Relat Res*:282-286
31. Dahl J, Degens H, Hildebrand F, Ganse B (2019) Age-related changes of sprint kinematics. *Frontiers in physiology*:613
32. Dahl J, Degens H, Hildebrand F, Ganse B (2020) Do changes in middle-distance running kinematics contribute to the age-related decline in performance? *Journal of Musculoskeletal and Neuronal Interactions* 20:94-100
33. Durwen HF (2009) Der Sturz im Alter—Annäherung an ein geriatrisches Problem. *NeuroGeriartrie* 4:147-150
34. Elstub L, Grohowski L, Wolf D, Owen M, Noehren B, Zelik K (2022) Effect of pressure insole sampling frequency on insole-measured peak force accuracy during running. *Journal of Biomechanics* 145:111387
35. Esser T (2021) Einfluss von Laufband und Laufbanddesign auf das Gangbild gesunder Probanden sowie auf die Handhabung des Laufbandes, Imu.
36. Ewan T, Battaglia G, Patti A, Brusa J, Leonardi V, Palma A, Bellafiore M (2019) Physical activity programs for balance and fall prevention in elderly: A systematic review. *Medicine (Baltimore)* 98:e16218
37. Firoozabadi R, Morshed S, Engelke K, Prevrhal S, Fierlinger A, Miclau TI, Genant HK (2008) Qualitative and Quantitative Assessment of Bone Fragility and Fracture Healing Using Conventional Radiography and Advanced Imaging Technologies-Focus on Wrist Fracture. *Journal of Orthopaedic Trauma* 22:S83-S90
38. Florence CS, Bergen G, Atherly A, Burns E, Stevens J, Drake C (2018) Medical costs of fatal and nonfatal falls in older adults. *Journal of the American Geriatrics Society* 66:693-698
39. Franz JR, Kram R (2013) How does age affect leg muscle activity/coactivity during uphill and downhill walking? *Gait & posture* 37:378-384
40. Ganse B, Kleerekoper A, Knobe M, Hildebrand F, Degens H (2020) Longitudinal trends in master track and field performance throughout the aging process: 83,209 results from Sweden in 16 athletics disciplines. *GeroScience* 42:1609-1620

41. Ganse B, Drey M, Hildebrand F, Knobe M, Degens H (2021) Performance declines are accelerated in the oldest-old track and field athletes 80 to 94 years of age. *Rejuvenation Research* 24:20-27
42. Gray FB, Gray C, McClanahan JW (1998) Assessing the accuracy of partial weight-bearing instruction. *Am J Orthop (Belle Mead NJ)* 27:558-560
43. Hak DJ, Fitzpatrick D, Bishop JA, Marsh JL, Tilp S, Schnettler R, Simpson H, Alt V (2014) Delayed union and nonunions: epidemiology, clinical issues, and financial aspects. *Injury* 45:3-7
44. Harris EJ, Khoo I-H, Demircan E (2022) A survey of human gait-based artificial intelligence applications. *Frontiers in Robotics and AI* 8:749274
45. Hayes WC, Myers ER, Morris JN, Gerhart TN, Yett HS, Lipsitz LA (1993) Impact near the hip dominates fracture risk in elderly nursing home residents who fall. *Calcified tissue international* 52:192-198
46. Heckmann D, Gola P (2022) Datenschutz-Grundverordnung VO (EU) 2016/679, Bundesdatenschutzgesetz: DS-GVO/BDSG.
47. Henz T, Jagusch G (2016) *Pfade durch die Theoretische Mechanik 1*, Springer.
48. Herssens N, Verbecque E, Hallems A, Vereeck L, Van Rompaey V, Saeys W (2018) Do spatiotemporal parameters and gait variability differ across the lifespan of healthy adults? A systematic review. *Gait & posture* 64:181-190
49. Hortobágyi T, Mizelle C, Beam S, DeVita P (2003) Old adults perform activities of daily living near their maximal capabilities. *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences* 58:M453-M460
50. Ireland A, Maden-Wilkinson T, Ganse B, Degens H, Rittweger J (2014) Effects of age and starting age upon side asymmetry in the arms of veteran tennis players: a cross-sectional study. *Osteoporosis International* 25:1389-1400
51. Jacob ME, O'Donnell A, Samra J, Gonzales M, Satizabal C, Pase M, Murabito J, Beiser A, Seshadri S (2022) Grip strength, gait speed and plasma markers of neurodegeneration in asymptomatic middle-aged and older adults. *The Journal of frailty & aging* 11:291-298
52. Janczyk M, Pfister R (2013) *Inferenzstatistik verstehen*, Springer.
53. Jeschke D (1998) Sportartspezifische Leistungsdiagnostik: energetische Aspekte; Bericht über das Symposium am 13. und 14. Juni 1997 in München, Lehrstuhl und Poliklinik für Präventive und Rehabilitative Sportmedizin der Technischen Universität München, Sport u. Buch Strauß.
54. Joslin C, Eastaugh-Waring S, Hardy J, Cunningham JL (2008) Weight bearing after tibial fracture as a guide to healing. *Clinical biomechanics* 23:329-333
55. Kannus P, Sievänen H, Palvanen M, Järvinen T, Parkkari J (2005) Prevention of falls and consequent injuries in elderly people. *The Lancet* 366:1885-1893
56. Kim B, Youm C, Park H, Lee M, Choi H (2022) Association of Muscle Mass, Muscle Strength, and Muscle Function with Gait Ability Assessed Using Inertial Measurement Unit Sensors in Older Women. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19:9901
57. Kirtley C, Whittle MW, Jefferson R (1985) Influence of walking speed on gait parameters. *Journal of biomedical engineering* 7:282-288
58. Klöpfer-Krämer I, Augat P (2015) Instrumentelle Ganganalyse. *Trauma und Berufskrankheit* 17:10-14
59. Ko S-u, Tolea MI, Hausdorff JM, Ferrucci L (2011) Sex-specific differences in gait patterns of healthy older adults: results from the Baltimore Longitudinal Study of Aging. *Journal of biomechanics* 44:1974-1979
60. Konz L, Hill A, Banaei-Kashani F (2022) ST-DeepGait: A Spatiotemporal Deep Learning Model for Human Gait Recognition. *Sensors* 22:8075
61. Kraus M, Saller MM, Baumbach SF, Neuerburg C, Stumpf UC, Böcker W, Keppler AM (2022) Prediction of physical frailty in orthogeriatric patients using sensor insole-based gait analysis and machine learning algorithms: cross-sectional study. *JMIR Medical Informatics* 10:e32724

62. Kucuk U, Kucuk HO, Eyuboglu M, Dogan M (2016) eComment. The importance of choosing a proper predictor variable selection method in logistic regression analyses. *Interactive cardiovascular and thoracic surgery* 22:258-258
63. Kwon M-S, Kwon Y-R, Park Y-S, Kim J-W (2018) Comparison of gait patterns in elderly fallers and non-fallers. *Technology and health care* 26:427-436
64. Larsen AH, Puggaard L, Hämäläinen U, Aagaard P (2008) Comparison of ground reaction forces and antagonist muscle coactivation during stair walking with ageing. *Journal of Electromyography and Kinesiology* 18:568-580
65. Leutgeb ML (2020) Vergleich von kinematischen und kinetischen Gangparametern beim Gehen auf einem Laufband und einer Rampenkonstruktion bei unterschiedlich geneigten Ebenen.
66. Linder SM, Baron E, Learman K, Koop MM, Penko A, Espy D, Streicher M, Alberts JL (2022) An 8-week aerobic cycling intervention elicits improved gait velocity and biomechanics in persons with Parkinson's disease. *Gait & Posture* 98:313-315
67. Lohmann R, Haid K, Stöckle U, Raschke M (2007) Epidemiologie und Perspektiven der Alterstraumatologie. *Der Unfallchirurg* 110:553-562
68. Macri F, Marques L, Backer R, Santos M, Belangero W (2012) Validation of a standardised gait score to predict the healing of tibial fractures. *The Journal of Bone and Joint Surgery British Volume* 94:544-548
69. Maktouf W, Durand S, Boyas S, Pouliquen C, Beaune B (2020) Interactions among obesity and age-related effects on the gait pattern and muscle activity across the ankle joint. *Experimental Gerontology* 140:111054
70. Malatesta D, Canepa M, Menendez Fernandez A (2017) The effect of treadmill and overground walking on preferred walking speed and gait kinematics in healthy, physically active older adults. *European Journal of Applied Physiology* 117:1833-1843
71. Marcante A, Di Marco R, Gentile G, Pellicano C, Assogna F, Pontieri FE, Spalletta G, Macchiusi L, Gatsios D, Giannakis A, Chondrogiorgi M, Konitsiotis S, Fotiadis DI, Antonini A (2021) Foot Pressure Wearable Sensors for Freezing of Gait Detection in Parkinson's Disease. *Sensors* 21:128
72. Mikos V, Yen S-C, Tay A, Heng C-H, Chung CLH, Liew SHX, Tan DML, Au WL (2018) Regression analysis of gait parameters and mobility measures in a healthy cohort for subject-specific normative values. *PloS one* 13:e0199215
73. Mittlmeier T, Rosenbaum D (2005) Klinische Ganganalyse. *Der Unfallchirurg* 108:614-629
74. Montgomery JR, Grabowski AM (2018) The contributions of ankle, knee and hip joint work to individual leg work change during uphill and downhill walking over a range of speeds. *Royal Society open science* 5:180550
75. Moreira L, Figueiredo J, Cerqueira J, Santos CP (2022) A Review on Locomotion Mode Recognition and Prediction When Using Active Orthoses and Exoskeletons. *Sensors* 22:7109
76. Moticon ReGo AG (2022a). <https://moticon.com/opengo/software> (Stand: 23.02.2022)
77. Moticon ReGo AG (2022b). Sensor Insoles <https://www.moticon.de/opengo/sensor-insoles> (Stand: 20.02.2022)
78. Moticon ReGo AG (2022c). <https://moticon.com/opengo/app> (Stand: 24.02.2022)
79. Moticon ReGo AG (2022d). <https://moticon.com/wp-content/uploads/2021/09/OpenGo-Sensor-Insole-Specification-A4SQ-RGB-EN-03.02.pdf> (Stand: 24.02.2022)
80. Murray MP, Drought AB, Kory Rc (1964) Walking Patterns of Normal Men. *JBJS* 46:335-360
81. Nachtigall C, Wirtz M (2006) Wahrscheinlichkeitsrechnung und Inferenzstatistik. *Statistische Methoden für Psychologen Teil 2* (Weinheim: Juventa).
82. Neumann KG (2006). *Gehen verstehen-Ganganalyse in der Physiotherapie* (Stuttgart. Germany (Translation copyright 2008 Yeong Mun publishing company ...)
83. Niederer D, Engeroff T, Fleckenstein J, Vogel O, Vogt L (2021) The age-related decline in spatiotemporal gait characteristics is moderated by concerns of falling, history of falls

- & diseases, and sociodemographic-anthropometric characteristics in 60–94 years old adults. *European review of aging and physical activity* 18:1-10
84. North K, Kubiak EN, Hitchcock RW (2012) Sensor packaging design for continuous underfoot load monitoring. *Biomedical microdevices* 14:217-224
 85. Oerbekke MS, Stukstette MJ, Schütte K, de Bie RA, Pisters MF, Vanwanseele B (2017) Concurrent validity and reliability of wireless instrumented insoles measuring postural balance and temporal gait parameters. *Gait & posture* 51:116-124
 86. Pau M, Capodaglio P, Leban B, Porta M, Galli M, Cimolin V (2021) Kinematics adaptation and inter-limb symmetry during gait in obese adults. *Sensors* 21:5980
 87. Perry J, Burnfield JM (1992) *Gait analysis: normal and pathological function*. Slack. Inc, Thorofare, NJ
 88. Peters E, Pritzkeleit R, Beske F, Katalinic A (2010) [Demographic change and disease rates: a projection until 2050]. *Bundesgesundheitsblatt Gesundheitsforschung Gesundheitsschutz* 53:417-426
 89. Ramirez-Bautista JA, Huerta-Ruelas JA, Chaparro-Cárdenas SL, Hernández-Zavala A (2017) A review in detection and monitoring gait disorders using in-shoe plantar measurement systems. *IEEE reviews in biomedical engineering* 10:299-309
 90. Rao SS (2005) Prevention of falls in older patients. *American family physician* 72:81-88
 91. Sauter A (2022). <https://www.kern-sohn.com/de/MAP> (Stand: 20.02.2022)
 92. Scherbov S, Spitzer S, Steiber N (2022) Thresholds for clinical practice that directly link handgrip strength to remaining years of life: estimates based on longitudinal observational data. *BMJ open* 12:e058489
 93. Schwameder H, Lindenhofer E, Müller E (2005) Walking: effect of walking speed on lower extremity joint loading in graded ramp walking. *Sports biomechanics* 4:227-243
 94. Schwendimann R (1998) *Häufigkeit und Umstände von Sturzereignissen im Akutspital: Eine Pilotstudie, Vol 11* (Bern, Huber).
 95. Sedlmeier P, Renkewitz F (2018) *Forschungsmethoden und Statistik für Psychologen und Sozialwissenschaftler*, Pearson Deutschland GmbH.
 96. Senden R, Meijer K, Heyligers I, Savelberg H, Grimm B (2012) Importance of correcting for individual differences in the clinical diagnosis of gait disorders. *Physiotherapy* 98:320-324
 97. Sharma D, Davidson P, Müller P, Piché R (2021) Indirect estimation of vertical ground reaction force from a body-mounted INS/GPS using machine learning. *Sensors* 21:1553
 98. Sherrington C, Fairhall NJ, Wallbank GK, Tiedemann A, Michaleff ZA, Howard K, Clemson L, Hopewell S, Lamb SE (2019) Exercise for preventing falls in older people living in the community. *Cochrane Database of Systematic Reviews*
 99. Sica M, Tedesco S, Crowe C, Kenny L, Moore K, Timmons S, Barton J, O'Flynn B, Komaris D-S (2021) Continuous home monitoring of Parkinson's disease using inertial sensors: A systematic review. *PLoS One* 16:e0246528
 100. Sloot LH, Malheiros S, Truijen S, Saeys W, Mombaur K, Hallemsans A, Van Criekinghe T (2021) Decline in gait propulsion in older adults over age decades. *Gait & Posture* 90:475-482
 101. Stacoff A, Diezi C, Luder G, Stüssi E, Kramers-de Quervain IA (2005) Ground reaction forces on stairs: effects of stair inclination and age. *Gait & posture* 21:24-38
 102. Stöggl T, Martiner A (2017) Validation of Moticon's OpenGo sensor insoles during gait, jumps, balance and cross-country skiing specific imitation movements. *J Sports Sci* 35:196-206
 103. Strobl W, Abel C, Pitz E, Schikora N (2021) *Therapeutisches Arbeiten in der Neuroorthopädie: Multiprofessionelle Teamarbeit und transdisziplinäres Denken*, Springer.
 104. Strutzenberger G, Leutgeb L, Claußen L, Schwameder H (2022) Gait on slopes: Differences in temporo-spatial, kinematic and kinetic gait parameters between walking on a ramp and on a treadmill. *Gait & Posture* 91:73-78

105. Stüssi E, Debrunner HU (1980) Parameter-Analyse des menschlichen Ganges. *Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik* 25:222-224
106. Subramaniam S, Faisal AI, Deen MJ (2022a) Wearable sensor systems for fall risk assessment: A review. *Frontiers in digital health* 4
107. Subramaniam S, Majumder S, Faisal AI, Deen MJ (2022b) Insole-based systems for health monitoring: Current solutions and research challenges. *Sensors* 22:438
108. Swart E, Bezhani H, Greisberg J, Vosseller JT (2015) How long should patients be kept non-weight bearing after ankle fracture fixation? *Injury* 46:1127-1130
109. Vilzmann R (2020) Moticon SCIENCE Sensor-Einlegesohle Total Force Validierungsstudie.
110. Voigt P, Von dem Bussche A (2018) EU-Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO): Praktikerhandbuch, Springer-Verlag.
111. Winter DA (1984) Kinematic and kinetic patterns in human gait: variability and compensating effects. *Human movement science* 3:51-76
112. Winter DA (1991) *Biomechanics and motor control of human gait: normal, elderly and pathological*, Waterloo Biomechanics; 2nd edition (1 Dec. 1991).
113. WMA-Generalversammlung World Medical Association I (2013). https://www.bundesaeztekammer.de/fileadmin/user_upload/_old-files/downloads/pdf-Ordner/International/Deklaration_von_Helsinki_2013_20190905.pdf (Stand: 20.05.2022)
114. Wolff C, Steinheimer P, Warmerdam E, Dahmen T, Slusallek P, Schlinkmann C, Chen F, Orth M, Pohlemann T, Ganse B (2023) Effects of age, body height, body weight, body mass index and handgrip strength on the trajectory of the plantar pressure stance-phase curve of the gait cycle. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology* 11:1110099
115. Xu Z-y, Gao D-F, Xu K, Zhou Z-q, Guo Y-K (2021) The effect of posture on maximum grip strength measurements. *Journal of Clinical Densitometry* 24:638-644
116. Zhang Q, Jin T, Cai J, Xu L, He T, Wang T, Tian Y, Li L, Peng Y, Lee C (2022) Wearable triboelectric sensors enabled gait analysis and waist motion capture for IoT-based smart healthcare applications. *Advanced Science* 9:2103694
117. Zheng Q, Chen H (2017). A monitoring system for walking rehabilitation after THR or TKR surgeries. Paper presented at: 2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (IEEE).
118. Zhu T, Wang Y, Tian F, Wang W, Zhong R, Zhai H, Wang S (2022) Clinical assessments and gait analysis for patients with Trimalleolar fractures in the early postoperative period. *BMC Musculoskeletal Disorders* 23:1-10

7 Tabellenverzeichnis

	<u>Seite</u>
Tabelle 1: Zusammenfassende Darstellung der linearen Korrelationsanalyse der Gangzyklusparameter und der anthropometrischen Daten (WOLFF et al., 2023).....	30
Tabelle 2: Probandendaten Steigung und Neigung.....	33
Tabelle 3: Mittelwerte und SD der analysierten Parameter für jede Neigungsstufe (absolute Werte).....	34
Tabelle 4: Lineare Regressionssteigungen und R ² -Werte für die in Abbildung 13 dargestellten Kurven.	36

8 Abbildungsverzeichnis

	<u>Seite</u>
Abbildung 1: Einwilligungserklärung, die von Proband und Arzt nach der Aufklärung unterschrieben wurde.	14
Abbildung 2: Flow-Chart eingeschlossener Probanden und Studienablauf	16
Abbildung 3: Größen der verwendeten Sensorschuheinlagen (Moticon Insole 3™).....	18
Abbildung 4: Handgriffkraftmesser (KernMap DHD-1 Hand Dynamometer, KERN & SOHN GmbH) Quelle: Eigene Abbildung (SAUTER, 2022).....	20
Abbildung 5: Typische Form eines Gangzyklus während der Standphase inkl. der Gangparameter welche anhand der Gangzykluskurve erhoben werden. Quelle: Modifizierte Darstellung in Anlehnung an <i>Larsen et al. (2008)</i>	22
Abbildung 6: Laufband zur Ganganalyse mit unterschiedlichen Neigungswinkeln einer Gangebene.....	23
Abbildung 7: Alter Probanden in Jahren	27
Abbildung 8: Körpergröße Probanden in cm.....	28
Abbildung 9: BMI-Probanden in kg/m ²	28
Abbildung 10: Maximale Handgriffkraft Probanden [kg].....	29
Abbildung 11: Charakteristische Unterschiede in der Standphasenkurve (WOLFF et al., 2023). Zur Unterscheidung der Subgruppen wurden jeweils die 18 Probanden mit dem höchsten Alter (A), der größten Körpergröße (B), dem höchsten BMI (C) bzw. der höchsten Handgriffkraft (D) von den restlichen 19 Probanden getrennt	32
Abbildung 12: Charakteristische Unterschiede in der Standphasenkurve je nach Änderung der Neigung/Steigung der Gangebene. A: zeigt die mittleren Kurvenverläufe der Standphasenkurve für jede der untersuchten Neigungs-/Steigungsstufen. B: zeigt die mittleren Kurvenverläufe und das 95 %-Konfidenzintervall für -20, 0 und 20 % Neigung/Steigung.....	35
Abbildung 13: Für jede Neigungs-/Steigungsstufe wird der Mittelwert jedes Parameters in Prozent des horizontalen Gehens angegeben (alle Werte sind über alle Teilnehmer gemittelt).....	36

9 Publikationen

Die Daten der vorliegenden Arbeit wurden bisher wie folgt veröffentlicht:

Originalarbeiten:

Wolff C, Steinheimer P, Warmerdam E, Dahmen T, Slusallek P, Schlinkmann C, Chen F, Orth M, Pohlemann T, Ganse B (2023) Effects of age, body height, body weight, body mass index and handgrip strength on the trajectory of the plantar pressure stance-phase curve of the gait cycle. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology* 11:1110099

Wolff C, Steinheimer P, Warmerdam E, Dahmen T, Slusallek P, Schlinkmann C, Chen F, Orth M, Pohlemann T, Ganse B
Wolff C, Steinheimer P, Warmerdam E, Dahmen T, Slusallek P, Schlinkmann C, Chen F, Orth M, Pohlemann T, Ganse B
Characteristic changes of the stance-phase plantar pressure curve when walking uphill and downhill – implications for long-term monitoring of gait patterns via insoles for smart healthcare. Aktueller Status zum Zeitpunkt der Abgabe: under review

Publizierter Vortrag:

Deutscher Kongress für Orthopädie und Unfallchirurgie 2023:

Ganse B, Wolff C, Steinheimer P, Warmerdam E, Dahmen T, Slusallek P, Schlinkmann C, Chen F, Orth M, Pohlemann T (2023) Monitoring of gait via instrumented insoles - influence of age, body height, body weight, body mass index and handgrip strength, as well as walking on a slope on the plantar pressure curve in the stance phase. DOI: 10.3205/23dkou257

10 Danksagung

„Jemand sitzt im Schatten, weil dort jemand vor langer Zeit einen Baum gepflanzt hatte.“
Warren Edward Buffet (30. August 1930 in Omaha, Nebraska).

An dieser Stelle danke ich allen Personen, die mich beim anfertigen der vorliegenden Arbeit unterstützt haben:

Prof. Dr. med. Tim Pohlemann, mein Doktorvater, der Türöffner meiner wissenschaftlichen und studierenden Tätigkeit, danke für die Überantwortung des Forschungsthema, den ausgezeichneten Rahmenbedingungen und den Rückhalt, um das Ganze zu bearbeiten.

Prof. Dr. med. Bergita Ganse, die Lehrstuhlinhaberin, stetig dynamisierende Person, welche bei der Forschung außerordentlich produktive Ansätze und Ergänzungen beigetragen hat. Danke für die Bereitstellung der Räumlichkeiten und Gerätschaften, die intensiven Gespräche und das magnetisierende Interesse an der Forschung.

PD Dr. med. M. Orth, mein Betreuer, der mir geduldig und großmütig zur Seite stand. Eine Person, welche mich immer unterstützt hat. Ohne seine herausragenden Kenntnisse und Fähigkeiten in seinem Fachgebiet und im Umgang mit Menschen, wäre die Durchführung kaum möglich gewesen.

Herr C. Wolff, der Programmierer und Zahlenkünstler, ohne ihn wäre die Auswertung der Datenmassen in verwertbare Daten nicht möglich gewesen. Danke für die intensiven Einblicke in die Datenannotation und Softwareentwicklung.

J. Orth & A. Gökten, die Study Nurses, welche mir den Eintritt in den Klinikalltag boten, mich bei der Forschung dauerhaft unterstützt, sowie direkt in das Netzwerk der Unfallchirurgie aufgenommen haben.

Isabelle Miriam Steinheimer, meiner Frau, die mir wie ein Fels in der Brandung zur Seite stand und regelmäßige Herausforderungen trotzdem gekonnt umschiffte. Ohne dich hätte ich die Dissertation nicht zu Ende gebracht. Du hast mich in schweren Phasen motiviert, den Rücken gestärkt und musstest in dieser intensiven Zeit viel Geduld aufbringen.

Meinen Eltern, welche mir mit den gegebenen Rahmenbedingungen mein Studium ermöglichten und darauf aufbauend den Weg zur Promotion zugänglich machten.

Eidesstattliche Versicherung

Anlage 1 zur Promotionsordnung der Medizinischen Fakultät

(Erklärung gemäß § 7 Absatz 1 Nr. 2 – Eidesstattliche Versicherung)

Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit ohne unzulässige Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus anderen Quellen direkt oder indirekt übernommenen Daten und Konzepte sind unter Angabe der Quelle gekennzeichnet.

Bei der Auswahl und Auswertung folgenden Materials haben mir die nachstehend aufgeführten Personen in der jeweils beschriebenen Weise

unentgeltlich geholfen:

1. Prof. Dr. med. T. Pohlemann
2. Prof. Dr. med. B. Ganse
3. PD Dr. med. M. Orth
4. Herr C. Wolff

Weitere Personen waren an der inhaltlich-materiellen Erstellung der vorliegenden Arbeit nicht beteiligt. Insbesondere habe ich nicht die entgeltliche Hilfe von Vermittlungs- bzw. Beratungsdiensten (Promotionsberaterinnen/Promotionsberater oder anderer Personen) in Anspruch genommen. Außer den Angegebenen hat niemand von mir unmittelbar oder mittelbar geldwerte Leistungen für Arbeiten erhalten, die im Zusammenhang mit dem Inhalt der vorgelegten Dissertation stehen.

Die Arbeit wurde bisher weder im Inland noch im Ausland in gleicher oder in ähnlicher Form in einem anderen Verfahren zur Erlangung des Doktorgrades einer anderen Prüfungsbehörde vorgelegt.

Ich versichere an Eides statt, dass ich nach bestem Wissen die Wahrheit gesagt und nichts

verschwiegen habe.

Die Bedeutung der eidesstattlichen Erklärung und die strafrechtlichen Folgen einer unrichtigen oder unvollständigen eidesstattlichen Erklärung sind mir bekannt.

Rodgau, 08.01.2024

Unterschrift der/des Promovierenden

Eidesstattliche Versicherung

Belehrung

Die Medizinische Fakultät der Universität des Saarlandes verlangt eine Eidesstattliche Versicherung über die Eigenständigkeit der erbrachten wissenschaftlichen Leistungen. Weil der Gesetzgeber der Eidesstattlichen Versicherung eine besondere Bedeutung beimisst und sie erhebliche Folgen haben kann, hat der Gesetzgeber die Abgabe einer falschen eidesstattlichen Versicherung unter Strafe gestellt. Bei vorsätzlicher (also wissentlicher) Abgabe einer falschen Erklärung droht eine Freiheitsstrafe bis zu drei Jahren oder eine Geldstrafe. Eine fahrlässige Abgabe (also Abgabe, obwohl Sie hätten erkennen müssen, dass die Erklärung nicht den Tatsachen entspricht) kann eine Freiheitsstrafe bis zu einem Jahr oder eine Geldstrafe nach sich ziehen. Die entsprechenden Strafvorschriften sind in § 156 StGB (falsche Versicherungen an Eides Statt) und in § 161 StGB (fahrlässiger Falscheid, fahrlässige falsche Versicherung an Eides Statt) wiedergegeben.

§ 156 StGB: Falsche Versicherung an Eides Statt

Wer vor einer zur Abnahme einer Versicherung an Eides Statt zuständigen Behörde eine solche Versicherung falsch abgibt oder unter Berufung auf eine solche Versicherung falsch aussagt, wird mit Freiheitsstrafe bis zu drei Jahren oder mit Geldstrafe bestraft.

§ 161 StGB: Fahrlässiger Falscheid, fahrlässige falsche Versicherung an Eides Statt:

(1) Wenn eine der in den § 154 bis 156 bezeichneten Handlungen aus Fahrlässigkeit begangen worden ist, so tritt Freiheitsstrafe bis zu einem Jahr oder Geldstrafe ein.

(2) Strafflosigkeit tritt ein, wenn der Täter die falsche Angabe rechtzeitig berichtigt. Die Vorschriften des § 158 Abs. 2 und 3 gelten entsprechend.