

Aus der Klinik für Geriatrie und Altersmedizin  
der Medizinischen Fakultät Charité – Universitätsmedizin Berlin

DISSERTATION

Untersuchungen zur Mobilität im Alter  
zur Verbesserung des Sturzrisikoscreenings in der Physiotherapie

*Research on Mobility in Older Adults  
to Improve the Fall Risk Screening in Physiotherapy*

zur Erlangung des akademischen Grades  
Doctor rerum medicinalium (Dr. rer. medic.)

vorgelegt der Medizinischen Fakultät  
Charité – Universitätsmedizin Berlin

von

Hanna Brodowski

Datum der Promotion: 30.11.2023



## Inhaltsverzeichnis

Tabellenverzeichnis .....	iii
Abbildungsverzeichnis .....	iv
Abkürzungsverzeichnis .....	v
Zusammenfassung .....	1
Abstract .....	2
1 Einleitung.....	3
1.1 Stürze und Sturzrisiken .....	3
1.2 Sturzrisikoscreening.....	5
1.3 Rolle der Physiotherapie .....	6
1.4 Mobilität im Alter .....	6
1.4.1 Der Gang .....	7
1.4.2 Das Treppensteigen .....	8
1.4.3 Die Sturzungst .....	10
1.5 Zielsetzung und Forschungsfragen .....	13
2 Methodik .....	14
2.1 Ganganalyse mittels Machine-Learning.....	14
2.2 Treppensteigegeschwindigkeit in Stufen pro Sekunde.....	18
2.3 „Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly“-Fragebogen.....	20
3 Ergebnisse.....	23
3.1 Vorhersage von Gangparametern mittels Machine-Learning .....	23
3.2 Reliabilität und Muster der Treppensteigegeschwindigkeit .....	23
3.3 Klassifizierung der Sturzungst .....	25
4 Diskussion .....	27
4.1 Kurze Zusammenfassung der Ergebnisse.....	27

---

4.2 Ganganalyse mittels Machine-Learning – kritische Auseinandersetzung.....	27
4.2.1 Ganganalyse – Einbettung in den aktuellen Forschungsstand.....	27
4.2.2 Ganganalyse – Limitationen, Stärken und Ausblick .....	29
4.3 Treppensteigegeschwindigkeit – kritische Auseinandersetzung .....	30
4.3.1 Treppensteigegeschwindigkeit – Einbettung in den aktuellen Forschungsstand .....	30
4.3.2 Treppensteigegeschwindigkeit – Limitationen, Stärken und Ausblick.....	32
4.4 Sturzangst – kritische Auseinandersetzung .....	32
4.4.1 Klassifizierung der Sturzangst – Einbettung in den aktuellen Forschungsstand .....	32
4.4.2 Klassifizierung der Sturzangst – Limitationen, Stärken und Ausblick.....	34
4.5 Implikationen für die Praxis .....	35
5    Schlussfolgerungen.....	37
Literaturverzeichnis .....	38
Eidesstattliche Versicherung.....	56
Anteilerklärung an den erfolgten Publikationen .....	57
Auszug aus der Journal Summary List.....	58
Druckexemplar(e) der Publikation(en).....	59
Lebenslauf.....	103
Komplette Publikationsliste .....	104
Danksagung .....	106



## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Gehaufgaben zur Erhebung von Trainingsdaten	16
Tabelle 2: Ein- und Ausschlusskriterien beider Kohorten	19
Tabelle 3: 5 mögliche Antwortversionen zum Erhalt eines Sturzangstscores von 0,55	22
Tabelle 4: Gruppenbeschreibung mit den identifizierten Grenzwerten von $\leq 0,6$ und $> 1,4$ (mod. nach Brodowski et al. 2022)	26

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: schematischer SensFlooraufbau unter Parkett schwimmend (aus einem internen Dokument und mit freundlicher Genehmigung der Firma Futureshape)	16
Abbildung 2: Größenverhältnisse im APPS-Labor (aus einem internen Dokument und mit freundlicher Genehmigung der Firma Futureshape)	17
Abbildung 3: 13-stufige Testtreppe im EGZB (privates Foto H. Brodowski)	20
Abbildung 4: Bland-Altman-Plot; mittlere Treppensteigegeschwindigkeit (TSG) (zweimal treppauf und treppab) (mod. nach Brodowski et al. 2021)	24
Abbildung 5: Verteilung des Angstscores in der Kohorte (mod. nach Brodowski et al. 2022)	25

## Abkürzungsverzeichnis

ABC .....	<i>Activities-specific Balance Confidence Scale</i>
APPS-Labor .....	<i>Labor für die Auswertung physischer und psychischer Signale</i>
BBS.....	<i>Berg Balance Scale</i>
DEMMI.....	<i>de Morton Mobility Index</i>
EGZB .....	<i>Evangelisches Geriatriezentrum Berlin</i>
FAB.....	<i>Fullerton Advanced Balance Scale</i>
FES .....	<i>Falls Efficiency Scale</i>
FES-I.....	<i>Falls Efficiency Scale-International</i>
FRT.....	<i>Functional Reach Test</i>
IMU .....	<i>Inertial Measurement Unit</i>
MFP.....	<i>Manuelle Muskelfunktionsprüfung</i>
NYHA.....	<i>New York Heart Association</i>
SAFE.....	<i>Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly</i>
TUG.....	<i>Timed Up &amp; Go Test</i>
UHR-Test.....	<i>Unilateral Heel-Rise Test</i>

## Zusammenfassung

**Hintergrund** Sturzprävention ist eine gesundheitspolitische Herausforderung in einer alternden Gesellschaft. Es ist für viele Bereiche der Versorgungsforschung von hohem Interesse, Prädiktoren für Stürze zu identifizieren, um wiederum die Einleitung geeigneter Präventionsmaßnahmen zu ermöglichen und die Versorgungsqualität zu verbessern. Die vorliegende Arbeit soll einen Beitrag zum Sturzrisikoscreening bei älteren Menschen in der Physiotherapie leisten.

**Methodik** Drei Publikationen aus drei wissenschaftlichen Projekten wurden in die vorliegende Dissertation einbezogen. Methodisch folgen alle drei Ansätze einem quantitativen Verfahren. Zwei Aspekte der funktionellen Mobilität - das Treppensteigen und das Gehen in der Ebene - sowie ein psychischer Aspekt, die Sturzangst, wurden im Fokus der vorliegenden Dissertation betrachtet: Ziel des ersten Projektes war es, einen Beitrag zur Analyse von Gangmustern mittels moderner Sensortechnologie zu leisten. Hierfür wurde die grundsätzliche Eignung eines intelligenten Fußbodensensors, des SensFloor® der Firma FutureShape GmbH, für den klinischen Bereich der Ganganalyse kritisch überprüft. Junge, gesunde Proband\*innen gingen wiederholt über den SensFloor®, um ein künstliches neuronales Netzwerk mit diesen Gangdaten zu trainieren. Ziel der zweiten Studie war es, die Treppensteigegeschwindigkeit in einer Kohorte älterer stationärer Patient\*innen sowie einer Kohorte älterer Menschen ohne funktionelle Beeinträchtigungen zu untersuchen. Hierfür stiegen die Studienteilnehmer\*innen einen Treppenabsatz von 13 Stufen hinauf und wieder hinunter. In der dritten Studie wurden für den „Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly“-Fragebogen Grenzwerte für die Einteilung in niedrige, moderate und hohe Sturzangst ermittelt. Grundlage waren die Daten aus einer Kohorte 98 älterer stationärer Patient\*innen.

**Ergebnisse** Die SensFloor-Technologie ist lernfähig und geeignet, um zwischen unterschiedlichen Gangmodi zu differenzieren. Die Test-Retest-Analyse der Treppensteigegeschwindigkeit lieferte moderate bis exzellente Ergebnisse. Die Analyse des Sturzangstscores zeigte, dass die optimalen Grenzwerte zur Klassifikation niedriger, moderater und hoher Sturzangst bei 0,6 und 1,4 liegen.

**Schlussfolgerungen** Mit der Anwendung der Sensfloor-Technologie, der Treppensteigegeschwindigkeit in Stufen pro Sekunde sowie der Klassifikation der Sturzangst bietet die vorliegende Arbeit drei neue Ansätze, welche beim Sturzrisikoscreening sowohl im klinischen Setting als auch in der Forschung zukünftig eine stärkere Beachtung finden sollten.

## Abstract

**Background** *In an aging society fall prevention is a focal point in healthcare policy. It is of high interest to identify predictors of falls, in order to initiate appropriate preventive measures and to improve the quality of care. It is the purpose of this thesis to make a contribution to fall risk screening in the elderly in physical therapy.*

**Methods** *Three publications resulting from three scientific projects were included in this dissertation. Methodologically, all three approaches follow a quantitative method. Two aspects of functional mobility - stair climbing and walking on level ground - as well as a psychological aspect, fear of falling, are in the focus of the present thesis. The aim of the first publication was the examination of gait patterns using modern sensor technology. For this purpose, the eligibility of an intelligent floor, the SensFloor® by the FutureShape company, was critically reviewed for the clinical field of gait analysis. Young healthy participants walked over the SensFloor® repeatedly in order to train an artificial neural network with this gait data. The aim of the second study was to investigate stair climbing speed in a cohort of older hospitalized patients and a cohort of older adults without functional impairments. For this purpose, the participants climbed up and down a flight of 13 steps. In the third study classification schemes for low, moderate, and high fear of falling were calculated using the "Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly" (SAFE). For this, data from a cohort of 98 older hospitalized patients was analyzed.*

**Results** *The SensFloor technology is capable of learning and able to differentiate various gait modes. Test-retest analysis of stair climbing speed provided moderate to excellent results. Analysis of the fear of falling score for classifying low, moderate, and high fear of falling resulted in optimal cut-off points with .6 and 1.4.*

**Conclusions** *With the application of SensFloor technology, stair climbing speed in steps per second and classification of fear of falling, the present thesis offers three new approaches that should receive more attention in fall risk screening. The results obtained should be considered in both the clinical setting and clinical research.*

# 1 Einleitung

## 1.1 Stürze und Sturzrisiken

Ein Sturz ist definiert als „jedes Ereignis, in dessen Folge eine Person unbeabsichtigt auf dem Boden oder auf einer tieferen Ebene zum Liegen oder zum Sitzen kommt“ (Kellog International Work Group, 1987). Im Alter von über 65 Jahren stürzen ca. 30 % der Menschen mindestens einmal pro Jahr (Moreland et al., 2020; World Health Organization, 2008). Stürze sind mit kurz- und langfristigen Folgen, wie Verletzungen und Mobilitätsverlust (Stel et al., 2004), Sturzangst (MacKay et al., 2021), Morbidität und Mortalität (Katz & Shah, 2010; Kramarow et al., 2015) verbunden. Damit stellen Stürze in einer alternden Gesellschaft eine wichtige Herausforderung für unser Gesundheitssystem dar.

Die Risikofaktoren, welche ältere Menschen für einen Sturz prädisponieren, wurden in den letzten Dekaden intensiv erforscht (Deandrea et al., 2010; Gale et al., 2016). Ein Risikofaktor kann als ein Aspekt des persönlichen Verhaltens oder des Lebensstils, als ein angeborenes oder ererbtes Merkmal oder ein Umstand der Umweltbedingungen definiert werden, von denen (aufgrund epidemiologischer Evidenz) bekannt ist, dass sie mit bestimmten Gesundheitszuständen assoziiert sind, welche als wichtig für die Prävention angesehen werden beziehungsweise, welche es zu verhindern gilt (Bergland, 2012; Porta, 2008). Risikofaktoren sind somit nicht unbedingt ein kausaler Faktor, sondern vielmehr ein Marker für eine erhöhte Wahrscheinlichkeit eines bestimmten Outcomes, zum Beispiel eines Sturzes. Stürze können in synkopische und lokomotorische Ursachen unterteilt werden. Die lokomotorischen Ursachen für Stürze wiederum werden von vielen Autoren in intrinsische und extrinsische Faktoren unterteilt (Bergland, 2012; Tideiksaar, 2008; World Health Organization, 2021). Intrinsische Faktoren liegen in der Person begründet und stehen im Zusammenhang mit dem Funktions- und Gesundheitszustand jeder/jedes Einzelnen wie Komorbiditäten, funktionellen Beeinträchtigungen, Gang- und Gleichgewichtsstörungen sowie Problemen bei der Durchführung von Aktivitäten des täglichen Lebens. Auch die Sturzangst und die Beeinträchtigung von Kognition und Stimmung werden den intrinsischen Faktoren zugeordnet. Extrinsische Faktoren umfassen Umgebungsbedingungen wie schlechte Beleuchtung, ungeeignetes Schuhwerk oder unebene Gehwege, Teppichläufer als Stolperfalle, aber auch steile Treppen oder unangepasste Sitzhöhen von Stühlen. Die WHO differenziert in ihrem Risikofaktorenmodell zu

Stürzen bei älteren Menschen noch genauer und benennt diese vier Kategorien: Umgebungs- und Verhaltensfaktoren sowie sozioökonomische und biologische Faktoren (World Health Organization, 2021).

Während einige Risikofaktoren wie das Alter oder die Sturzgeschichte nicht verändert werden können, sind andere Faktoren wie beispielsweise der Kraftstatus oder die Sturzangst (potenziell) modifizierbar (American Geriatrics Society and British Geriatrics Society, 2011). Mögliche Interventionen können bewegungsbasierte, verhaltensorientierte, kulturelle, umweltbezogene oder technologische Ansätze sein (Moncada & Mire, 2017; World Health Organization, 2021).

Denn Stürze im Alter sind zwar häufig, jedoch kein unvermeidliches Nebenprodukt des Alterns (Ambrose et al., 2013). Maßnahmen zur Sturzprävention zielen darauf ab, das Risiko und die Inzidenz von Stürzen zu verringern und die vielfältigen negativen Folgen für die Gesundheit zu reduzieren. Es gibt eine starke Evidenz dafür, dass multifaktorielle Sturzpräventionsangebote dies leisten können (Ángeles et al., 2022; Senderovich et al., 2021). Ein einziges priorisiertes Konzept, welches als Goldstandard gelten kann, existiert jedoch nicht (Jansen et al., 2021).

Die Voraussetzung für ein effektives Sturzpräventionsangebot ist, diejenigen zu identifizieren, die besonders stark sturzgefährdet sind. Dies ist insofern herausfordernd, als dass Stürze selten durch einen einzigen Faktor verursacht werden, sondern das Sturzrisiko von einer Kombination unterschiedlicher Faktoren beeinflusst wird. Stürze im Alter sind multikausal (Ambrose et al., 2013) und das Risiko zu stürzen, steigt mit zunehmender Anzahl an Risikofaktoren (Tinetti et al., 1988). Über die Kausalketten - die Frage, welche Faktoren ursächlich für einen Sturz sind und welche Faktoren lediglich Folgen eines Sturzes sind - wird in der Literatur diskutiert (Friedman et al., 2002; Lavedán et al., 2018). Unumstritten ist jedoch, dass das Risiko, einen Sturz zu erleiden, für ältere Menschen, die bereits gestürzt sind, besonders hoch ist (Ganz et al., 2007). Das Risiko steigt zusätzlich, sofern sie eingeschränkte funktionelle Fähigkeiten aufweisen: Sowohl Beeinträchtigungen im Gangbild (Ganz et al., 2007) als auch in der Balance (Montero-Odasso et al., 2021) wurden wiederholt als Prädiktoren für ein hohes Sturzrisiko ermittelt. Neben den funktionellen Fähigkeiten spielt zudem die Psyche als Prädiktor für das Sturzrisiko eine wesentliche Rolle. Die Beziehung von Sturzangst einerseits und dem Auftreten von Stürzen andererseits kann als bidirektional bezeichnet werden. Ältere Menschen, die bereits gestürzt sind, weisen im Vergleich zu Personen ohne Sturzgeschichte eine höhere Sturzangst auf (Allali et al., 2017) und die Angst vor Stürzen ist wiederum mit einem erhöhten Sturzrisiko assoziiert (Delbaere, 2004).

## 1.2 Sturzrisikoscreening

Es existiert eine Vielzahl von Instrumenten zur Erhebung des Sturzrisikos. Zu diesen Assessments gehören sowohl Tests zur Bewertung funktioneller Fähigkeiten, wie die Berg Balance Scale (BBS) (Berg, 1989), der Timed Up & Go Test (TUG) (Podsiadlo & Richardson, 1991) oder der Tinetti Test (Tinetti, 1986), aber auch Fragebögen, in denen mittels Selbstauskunft die sturzassoziierte Selbstwirksamkeit (Yardley et al., 2005), das Vertrauen in das eigene Gleichgewicht (Powell & Myers, 1995) oder die Sturzangst (Lachman et al., 1998) erfragt werden. In einer von Park (2018) veröffentlichten Übersichtsarbeit überprüfte die Autorin 26 Bewertungsinstrumente zur Sturzgefahr und kam zu dem Ergebnis, dass keines der Instrumente eine ausreichend hohe prädiktive Validität besitzt, um zwischen Patient\*innen mit niedrigem und hohem Sturzrisiko unterscheiden zu können (Park, 2018). Dabei kam die Autorin zu dem Schluss, dass durch die Verwendung lediglich einzelner Instrumente die - bereits erwähnte - Multikausalität des Sturzes nicht berücksichtigt werden würde (Park, 2018). Ein einzelnes, zu priorisierendes Assessment zur Erhebung des Sturzrisikos existiert somit nicht. Dieses Ergebnis steht in Übereinstimmung mit den Inhalten klinischer Leitlinien zur Sturzprävention (American Geriatrics Society and British Geriatrics Society, 2011; National Institute for Health and Care Excellence (NICE), 2013). In ihnen wird jedem Gesundheitsdienstleister, so auch Physiotherapeut\*innen (Avin et al., 2015), ein zweistufiges Verfahren empfohlen. Im ersten Schritt soll hierbei nach einem Sturzereignis innerhalb der letzten 12 Monate (ggf. nach deren Häufigkeit) sowie nach Schwierigkeiten oder Beeinträchtigungen im Gang und der Balance gefragt werden. Bei einem positiven Ergebnis des Screenings sollte anschließend eine multifaktorielle Bewertung folgen (American Geriatrics Society and British Geriatrics Society, 2011; National Institute for Health and Care Excellence (NICE), 2013), für die wiederum unterschiedliche Assessments (ohne Priorisierung) vorgeschlagen werden. Trotz dieser eindeutigen Empfehlung eines regelmäßigen kurzen Screenings gibt es Hinweise darauf, dass das Sturzrisikoscreening in der geriatrischen Versorgung nur mangelhaft umgesetzt (Meekes et al., 2021; Van Rhyn & Barwick, 2019). Außerdem ist bekannt, dass nicht alle älteren Menschen von ihren Stürzen berichten, medizinische Versorgung beanspruchen oder ihr Sturzerleben und Sturzprävention mit einem Gesundheitsdienstleister besprechen (Stevens et al., 2012). So kann davon ausgegangen werden, dass eine große Dunkelziffer hinsichtlich der Sturzinzidenz älterer Menschen herrscht.



### 1.3 Rolle der Physiotherapie

Die Berufsgruppe der Physiotherapeut\*innen spielt in der Sturzprävention eine zentrale Rolle (Montero-Odasso et al., 2021). Dabei sieht der amerikanische Physiotherapieverband die Notwendigkeit, klinische Leitlinien speziell für die Physiotherapie zu entwickeln, welche präzise und umfassende Empfehlungen für das Risikoscreening sowie (physiotherapeutische) Assessments beinhalten (Avin et al., 2015).

Der Mobilitätsstatus wird in der klinischen Praxis erhoben, um die Fähigkeiten der Patienten zu einem definierten Zeitpunkt zu bestimmen. Dies ermöglicht es einerseits, festzustellen, ob sich diese Fähigkeiten über den Therapieverlauf verändern und andererseits, Therapieziele zu formulieren und zu überprüfen. Der weltweite Verband der Physiotherapeut\*innen „World Physiotherapy“ definiert den Auftrag der Physiotherapie wie folgt: „Physiotherapeut\*innen erbringen Dienstleistungen zur Entwicklung, Erhaltung und Wiederherstellung der maximalen Bewegungs- und Funktionsfähigkeit von Menschen. Sie können Menschen in jeder Lebensphase helfen, wenn Bewegung und Funktion durch Alter, Verletzungen, Krankheiten, Störungen, Bedingungen oder Umweltfaktoren gefährdet sind. Physiotherapeut\*innen helfen den Menschen, ihre Lebensqualität zu maximieren, indem sie sich um das körperliche, psychologische, emotionale sowie soziale Wohlbefinden kümmern. Sie arbeiten in den Bereichen Gesundheitsförderung, Prävention, Behandlung/Intervention und Rehabilitation.“ (eigene Übersetzung). Als Aspekte der Mobilität werden in dieser Schrift a) das Gehen in der Ebene, sowie b) das Treppensteigen detaillierter dargestellt, außerdem der psychische - und mit Sturzgefahr und Aktivitätsvermeidung assoziierte - Aspekt c) der Sturzangst. Diese drei Aspekte werden im folgenden Kapitel 1.4 näher erläutert.

### 1.4 Mobilität im Alter

Mobilität wird als die Fähigkeit eines Menschen definiert, sich unabhängig und sicher von einem Ort zu einem anderen Ort zu bewegen (Shumway-Cook & Woollacott, 2017). Sie ist ein Schlüsselaspekt für die Aufrechterhaltung eines ausgewogenen Lebensstils und eine der neun Domänen der Komponente „Aktivitäten und Partizipation“ der International Classification of Functioning, Disability and Health (DIMDI, 2020). Mobilität beinhaltet mehrere unterschiedliche Aufgaben des täglichen Lebens wie Transfers im/aus dem Bett, Aufstehen von einem Stuhl, das Gehen in der Ebene oder das Treppensteigen. Die Mobilität und die damit verbundene körperliche Aktivität

nehmen im Alter ab (J. P. Hughes et al., 2008). Der Verlust der Mobilität kann zu einer schlechteren Lebensqualität und einer verringerten Teilnahme am sozialen Leben (Brown & Flood, 2013) sowie zu einem erhöhten Bedarf an Pflege bis hin zur Institutionalisierung und erhöhter Mortalität (Brown et al., 2004) führen. Einschränkungen der Mobilität sind oft das erste erkennbare Zeichen für einen Funktionsverlust (Brown & Flood, 2013) und eine Beeinträchtigung der Mobilität ist mit einem höheren Sturzrisiko assoziiert (J. E. Mahoney, 1998).

#### 1.4.1 Der Gang

Patient\*innen sind in der Regel bestrebt, auch mit teils schweren Beeinträchtigungen, die Fähigkeit des Gehens zu erhalten beziehungsweise wiederzuerlangen. Verändern sich im Alter die Beweglichkeit, die Muskelausdauer und ist die funktionale Vielseitigkeit während des Gehens beeinträchtigt, so steigt die Gefahr zu stürzen (Shumway-Cook & Woollacott, 2017). Die Beurteilung des Gangbildes ist zudem ein wesentlicher Inhalt der Diagnose von neurologischen Zuständen oder orthopädischen Problemen und sie spielt eine wichtige Rolle in der Beobachtung der Entwicklung von Erkrankungen und bei der Steuerung von klinischen Entscheidungen (Shumway-Cook & Woollacott, 2017). In der Literatur ist unumstritten, dass die Beobachtung von Veränderungen der Gangparameter ein wichtiger Aspekt für die Beurteilung der Sturzgefahr (Bridenbaugh & Kressig, 2011; Mortaza et al., 2014). Zeigen sich Auffälligkeiten im Gang und der Balance, so sind dies sehr konsistente Risikofaktoren für zukünftige Stürze (Ganz et al., 2007).

Die räumlich-zeitlichen Gangparameter werden im Rahmen der physiotherapeutischen Befunderhebung im klinischen Alltag meist rein optisch untersucht. Die Physiotherapeutin und Ärztin Jaquelin Perry entwickelte hierfür in den 70ern des letzten Jahrhunderts ein Konzept zur beobachtenden Ganganalyse, welches international und insbesondere in der Physiotherapie Anwendung findet (Perry & Burnfield, 2010). Im Bereich der klinischen Forschung oder in spezialisierten Zentren und Kliniken kann die Ganganalyse außerdem als vollständige computergestützte dreidimensionale Bewegungsanalyse durchgeführt werden. Einen Überblick über die vielfältigen Technologien im Rahmen der Ganganalyse, die auch druckempfindliche Systeme, Schrittanalysatoren oder Beschleunigungsmesser beinhalten, stellen Aktharuzzaman et al. (2016) in ihrem Artikel vor, in dem sie den klinischen Nutzen und die Grenzen der einzelnen Systeme diskutieren. Aufgrund seiner Benutzerfreundlichkeit sowie der nachgewiesenen Validität (Webster et al., 2005) und Reliabilität (Menz et al., 2004) für die räumlich-zeitlichen Gangparameter wird der GAITRite-Teppich (CIR Systems Inc,

Sparta, New Jersey), sowohl in der Forschung als auch in der klinischen Anwendung, häufig eingesetzt. Gemeinsam ist dieser elektronischen Gangmatte und allen anderen Systemen, dass sie Daten zu Gangparametern liefern, welche durch das klinische Personal ausgewertet und interpretiert werden müssen.

Eine noch neue Technologie ist der SensFloor® der Firma Future-Shape GmbH. Sie verwendet kapazitive Sensoren, welche, unter dem normalen Fußboden verbaut, im Smart-Home- und Pflegebereich Schritte erkennen können. Zusätzliche Vernetzungen erlauben die Kopplung an eine Lichtanlage, um beispielsweise Orientierung in der Nacht zu bieten, oder an eine Rufanlage, um Hilfe anzufordern, falls eine Person gestürzt ist. Der Einsatz der SensFloor-Technologie soll den Anwender\*innen im privaten Sektor somit eine größere Unabhängigkeit und Sicherheit im Alter gewährleisten. Die SensFloor-Technologie ist, im Gegensatz zu den übrigen Ganganalyse-Systemen, lernfähig. Wie gut die Vorhersagefähigkeit des SensFloor® für bestimmte Ganganforderungen ist, wurde bisher nicht untersucht. Diese Lücke sollte mit der hier vorgestellten Untersuchung geschlossen werden.

#### 1.4.2 Das Treppensteigen

Ebenso wie das Gehen beinhaltet das Treppensteigen eine stereotype, reziproke und alternierende Bewegung der unteren Extremitäten (Simoneau et al., 1991). Darüber hinaus sind beide funktionelle Fähigkeiten, das Gehen wie das Treppensteigen, eine wichtige Voraussetzung für die Teilnahme am gesellschaftlichen Leben (Ruff et al., 2014). In verschiedenen Studien wurde nachgewiesen, dass das Treppensteigen, als Teil von Trainingsprogrammen und im Rahmen der Rehabilitation, positive Effekte auf die Gehfähigkeit (Bean et al., 2002), die Treppensteigekapazität (Dubé et al., 2017) und die Ruheherzfrequenz (Donath et al., 2014) hat. Neben der Wiedererlangung der Gehfähigkeit spielt somit auch die Treppensteigefähigkeit eine wichtige Rolle im Rehabilitationsprozess. Und ähnlich wie die Gehfähigkeit kann die Treppensteigefähigkeit Voraussetzung für die Rückkehr in die eigene Häuslichkeit sein. Entsprechend ist die Wiedererlangung der Treppensteigefähigkeit während der Hospitalisierungszeiten ein häufig formuliertes Ziel bei Patient\*innen mit unterschiedlichen (postoperativen) Einschränkungen und Diagnosen. Alzahrani et al. (2009) empfehlen sogar, dass die Treppensteigefähigkeit das Messinstrument der Wahl sein sollte, da diese eine höhere Vorhersagefähigkeit für körperliche Aktivität habe, als die Gehgeschwindigkeit und die Gehkapazität.

Treppensteigen ist jedoch funktionell auch anspruchsvoller als das Gehen in der Ebene und birgt die Gefahr für Stürze (Jacobs, 2016). Im Vergleich zum Gehen auf ebenem Boden erfordert das Treppensteigen einen höheren Bewegungsumfang der Gelenke der unteren Extremität (Nadeau et al., 2003) sowie höhere Anforderungen an die posturale Kontrolle (Jacobs, 2016). Zudem können auch psychische Faktoren wie die Sturzangst die Treppenambulationsfähigkeit beeinflussen (Tiedemann et al., 2007). Das Treppabsteigen ist, gemessen an der Schwere der Verletzungen und Mortalität, dreimal so gefährlich wie das Treppaufsteigen und zehnmals so gefährlich wie das Gehen in der Ebene (Startzell et al., 2000).

Die Erhebung der Treppensteigefähigkeit ist Bestandteil unterschiedlicher geriatrischer Messinstrumente und Assessmentverfahren zur Erfassung der Mobilität und zur Erhebung grundlegender Alltagsfunktionen, wie dem Barthel-Index (Mahoney & Barthel, 1965) oder dem Dynamic Gait Index (Shumway-Cook & Woollacott, 2017). Ein allgemein anerkannter Goldstandard zur Messung der Treppensteigefähigkeit existiert bislang nicht. Die Anforderungen an die Treppensteigefähigkeit, die Anzahl und Höhe der Stufen, werden sehr heterogen erfasst und häufig angepasst an die physischen Voraussetzungen der Patient\*innen. Ein systematisches Review, mit dem Ziel, die Effektivität des Treppensteigens postoperativ bei Patienten nach Hüft- und Knieprothetik zu untersuchen, schloss mit dem Fazit, dass die Studienlage zu heterogen sei und geeignete Kontrollgruppen fehlen würden, um Aussagen über optimale Treppensteigübungen als Rehabilitationsmaßnahme treffen zu können (Gavin et al., 2017). Weder existiert ein Konsens, wie das Treppensteigen im klinischen Alltag (oder in der Forschung) erhoben werden sollte (Van Iersel et al., 2003), noch existiert ein anerkanntes Bewertungsinstrument der Treppensteigefähigkeit, welches Kliniker\*innen in der Entscheidungsfindung hilft (Kloos et al., 2019). Die Vergleichbarkeit der Treppensteigefähigkeit über unterschiedliche Studiendesigns hinweg ist somit sehr gering.

Ein Aspekt zur Beschreibung der Treppensteigefähigkeit ist der Parameter „Geschwindigkeit“. So erhoben Tiedemann et al. (2007) die Treppensteigegeschwindigkeit 664 älterer Teilnehmer\*innen (M = 80.4 Jahre) mit Beeinträchtigungen in den Aktivitäten des täglichen Lebens. Hinman et al. (2014) untersuchten die Geschwindigkeit bei 54 selbständig lebenden Teilnehmer\*innen (M = 80.8 Jahre) ohne Beeinträchtigungen. Die Autoren gaben die Treppensteigegeschwindigkeit jeweils in Stufen pro Sekunde an. Ein Vorteil der so beschriebenen Treppensteigefähigkeit ist es, dass Ergebnisse aus unterschiedlichen Settings und Kohorten verglichen werden können. Zwei Fragen zur Treppensteigegeschwindigkeit sind jedoch aktuell noch unbeantwortet: Zum einen ist

nicht bekannt, ob die Treppensteigegeschwindigkeit zu verschiedenen Messzeitpunkten konstant ist (Reliabilität), und, zum anderen, ob die Geschwindigkeit ein Muster aufweist, also während eines Treppenauf- oder Treppenabstiegs konstant ist. Diese Fragen sollten mit der zweiten Studie beantwortet werden.

#### 1.4.3 Die Sturzangst

Stürze werden, neben körperlichen Folgen, auch für nachteilige psychosoziale Folgen verantwortlich gemacht. Der Oberbegriff oder das „Syndrom“ (Finch et al., 2014) für diese Folgen wird als „Sturzangst“ bezeichnet. 1982 definierten Bhala et al. in der *Physical Therapy* erstmals den Begriff „Ptophobia“ (griech. Präfix „pto“=„fallen“) als „Fear of Falling; usually associated with standing or walking“ (Bhala et al., 1982). Tinetti und Powell spezifizierten 1993 den Begriff Sturzangst als „die dauerhafte Sorge zu stürzen, die dazu führt, dass eine Person Aktivitäten vermeidet“ (eigene Übersetzung) (Tinetti & Powell, 1993).

Die in der Literatur angegebene Prävalenz von Sturzangst variiert stark. Liu et al. (2018) gaben in ihrer systematischen Übersichtsarbeit eine Spanne von 29 % bis 76 % an. Zijlstra et al. (2007) beobachteten bei 86% der älteren Menschen Sturzangst, die bereits Stürze erlitten haben und Scheffer et al. (2008) beobachteten auch bei bis zu 50 % derjenigen Sturzangst, die (noch) nicht gestürzt sind. Sturzangst wurde bereits wiederholt und deutlich als wichtiger Faktor im Zusammenhang mit Stürzen identifiziert. Sofern einer der beiden Faktoren auftritt, Sturzangst oder Stürze, besteht ein hohes Risiko auch den zweiten zu entwickeln (Friedman et al., 2002). Sturzangst wurde zudem als einer der wichtigsten - eventuell modifizierbaren - Gefahren für die Autonomie älterer Menschen identifiziert (Denkinger et al., 2015). Weitere sturzangstassoziierte Faktoren sind eingeschränkte funktionelle Fähigkeiten (Su et al., 2021), der Gebrauch von Gehhilfen und das (weibliche) Geschlecht (Denkinger et al., 2015).

Die Messinstrumente zur Erhebung von Sturzangst reichen von einfachen Single-Items mit dichotomem Antwortformat wie „Haben Sie Angst zu fallen?“ (Tinetti et al., 1990) bis hin zu detaillierteren Fragebögen. Zwar sind Single-Items einfach und schnell anwendbar - und werden daher häufiger verwendet (MacKay et al., 2021) -, sie scheinen jedoch Informationslücken zu hinterlassen (Myers et al., 1996). Aus diesem Grund gehen die Empfehlungen hin zu den komplexeren, zeitaufwendigeren Assessments (Allali et al., 2017). Diesen Assessments liegen drei sturzassoziierte psychologische Termini zugrunde: Vertrauen in das eigene Gleichgewicht („balance

confidence“), sturzassoziierte Selbstwirksamkeit („falls efficacy“) und Sturzangst („fear of falling“). Die internationale Falls Efficacy Scale (FES-I) (Yardley et al., 2005) besteht aus 16 Items und erfragt die Bedenken („keinerlei Bedenken“ bis „sehr große Bedenken“) bei der Ausführung unterschiedlicher alltäglicher Aktivitäten hinzufallen. Die 16 Items umfassende Activities-specific Balance Confidence Scale (ABC) (Powell & Myers, 1995; Schott, 2008) erhebt die Zuversichtlichkeit in einer Situation das Gleichgewicht halten zu können beziehungsweise nicht ins Wanken zu geraten („überhaupt nicht zuversichtlich“ bis „sehr zuversichtlich“). Sie wurde ursprünglich auch entwickelt, um anspruchsvollere Aktivitäten als die in der Falls Efficacy Scale (FES) zu erfragen. Beide Assessments basieren auf dem Konzept der Selbstwirksamkeitserwartung (Bandura, 1977). Der Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly-Fragebogen (SAFE) (Lachman et al., 1998) hingegen, wurde entwickelt, um den Zusammenhang zwischen Sturzangst („Wenn Sie [eine bestimmte Tätigkeit ausführen], wie besorgt sind Sie zu stürzen?“) und der - wie in der Definition zu Sturzangst beinhalteten - Aktivitätsvermeidung zu beurteilen. Im Gegensatz zu den beiden erläuterten Instrumenten FES-I und ABC, in der die Fragen hypothetisch beantwortet werden, kann mit dem SAFE unterschieden werden, ob Aktivitäten überhaupt ausgeführt werden oder nicht. So ermöglicht der Fragebogen die Erhebung eines „Aktivitätslevels“ mit einem maximalen Wert von 11. Es wird je ein Punkt vergeben, sofern die Patient\*innen angeben, eine Aktivität wie beispielsweise „Gehen Sie einkaufen?“, „Bücken Sie sich, um etwas aufzuheben?“ im Alltag auszuführen. Er ermöglicht somit die Erhebung der „Aktivitätseinschränkung“. Diese wird durch die Anzahl der Aktivitäten ermittelt, die im Vergleich zu vor fünf Jahren „weniger als sonst“ durchgeführt werden. Der Bereich liegt, wie das Aktivitätslevel, zwischen 0 und maximal 11 Punkten, wobei hier ein hoher Wert eine größere Einschränkung bedeutet. Das „Angstlevel“ ermittelt, ob die Personen „überhaupt nicht besorgt (0)“, „ein wenig besorgt (1)“, „etwas besorgt (2)“ oder „sehr besorgt (3)“ sind, bei diesen Aktivitäten zu stürzen. Pro Item variiert der Angstscore somit zwischen 0 und 3, wobei ein höherer Wert größere Angst bedeutet. Der absolute Angstwert wird als Mittelwert aller Items ermittelt. Der SAFE wurde in einer Kohorte von 270 älteren Menschen ( $\geq 62$  Jahre,  $M = 76,16$ ,  $SD = 7,91$ ) validiert und zeigte eine exzellente interne Konsistenz (Cronbach's alpha = .91) (Lachman et al., 1998).

Trotz der erläuterten Vorteile des SAFE wird er, im Vergleich zur ABC und zur FES-I, eher selten verwendet (MacKay et al., 2021). Dies könnte daran liegen, dass er viele Filterfragen beinhaltet und seine Durchführung im Vergleich zur FES-I und ABC (zeit)aufwendiger ist. Zudem existieren

zwei Vorschläge von den Autor\*innen, wie der Angstscore zu berechnen sei. Dies kann zu Unsicherheiten in der Auswertung und Interpretation des Sturzangstscores führen. Obwohl der SAFE viele Vorteile bietet, existieren keine Interpretationshilfen für die Ergebnisse, einem Angstscore zwischen 0 und 3 Punkten. Um diese Lücke zu füllen und den Einsatz des SAFE in der klinischen Praxis voranzutreiben, wurde in der vorliegenden Studie eine transparente und nachvollziehbare Methode gewählt, um Grenzwerte für niedrige, moderate und hohe Sturzangst bei älteren Menschen zu identifizieren.

## 1.5 Zielsetzung und Forschungsfragen

Das gemeinsame übergeordnete Ziel der drei Publikationen ist es, zum Risikofaktorscreening der Sturzgefahr älterer Menschen beizutragen, indem Messmethoden hinsichtlich ihrer Eignung für den Einsatz in der klinischen Praxis überprüft wurden. Abschließend sollen in dieser Arbeit begründete Empfehlungen hinsichtlich der Nutzung und der Güte der drei untersuchten Methoden formuliert werden können.

Auf Basis der in der Einleitung beschriebenen Probleme in der aktuellen Beurteilung von Sturzrisiken sowie die für eine solche Beurteilung wichtigen Parameter des Gehens, der Treppensteigefähigkeit und der Sturzangst wurden folgende Fragestellungen in Rahmen der hier vorliegenden Dissertation gestellt:

1. Ist eine moderne Technologie, der intelligente Fußbodenbelag SensFloor<sup>®</sup>, lernfähig, um zwischen unterschiedlichen Testanforderungen während des Gehens junger gesunder Proband\*innen zu differenzieren?
2. Ist die Erhebung der Treppensteigegeschwindigkeit in Stufen pro Sekunde eine geeignete Methode, um die Treppensteigefähigkeit älterer Menschen zu bewerten?
3. Welche SAFE-Grenzwerte klassifizieren geringe, moderate und hohe Sturzangst?



## 2 Methodik

In die vorliegende Dissertation wurden drei Publikationen eingeschlossen, welche (Teil)Ergebnisse aus drei wissenschaftlichen Projekten darstellen. Die erste Publikation (Hoffmann et al., 2021) entstand in der „Arbeitsgruppe Alter und Technik“ der Charité-Universitätsmedizin Berlin und in der „Arbeitsgruppe Pain and Exercise Research P.E.R.L.“ in Zusammenarbeit mit dem Institut für medizinische Informatik der Universität zu Lübeck. Die Datenerhebung fand im Labor für die Auswertung physischer und psychischer Signale (APPS-Labor) der Universität zu Lübeck statt. Die Projekte zur Treppensteigefähigkeit (Brodowski et al., 2021) und zur Sturzangst (Brodowski et al., 2022) wurden in der „Arbeitsgruppe Alter und Technik“ der Charité-Universitätsmedizin Berlin im Evangelischen Geriatriezentrum durchgeführt.

### 2.1 Ganganalyse mittels Machine-Learning

Der menschliche Gang zeigt eine Vielzahl intra- und interindividueller Charakteristika. Diese Charakteristika unterliegen nicht nur dem Alterungsprozess. Die Beeinflussung des Gangbildes durch die Veränderung der Rahmenbedingungen wurde für die erste Publikation genutzt. Unterschiedliche Gangaufgaben (Gangmodi) sollten dazu führen, das Gangbild junger gesunder Menschen zu stören, also Variationen im Gangbild zu provozieren. Das Ziel der diagnostischen Querschnittsuntersuchung, welche als Pilotstudie angelegt wurde, war es, die Fähigkeit des SensFloor® zu evaluieren, unterschiedliche Gangmodi sowie den Muskelstatus der Wadenmuskulatur zu erkennen. Somit lag in dieser Untersuchung ein fehlerfreier Referenzstandard vor, da die Zielbedingung (Anzahl der Wiederholungen im UHR-Test bzw. Gangmodus) bekannt war. Einschlusskriterien für die Proband\*innen waren ein Alter zwischen 18 und 28 Jahren sowie eine Gehfähigkeit mit Vollbelastung. Ausschlusskriterien waren Erkrankungen des muskuloskelettalen Systems, Operationen an der unteren Extremität sowie Schmerzen zum Messzeitpunkt (unabhängig von der Intensität und Lokalisation). Die Rekrutierung erfolgte an der Universität Lübeck zwischen Oktober 2020 und Januar 2021 durch die beteiligten Wissenschaftler\*innen aus dem Studiengang Physiotherapie und dem Institut für Medizinische Informatik. Für das Training des neuronalen Netzwerkes (SensFloor) gilt: je höher die Variation der Gangbilder/je mehr Input, desto besser der Lernerfolg beziehungsweise, desto exakter der Output. Da der Studienaufbau unterschiedliche Belastungen und

Gehgeschwindigkeiten forderte, ergab der Kompromiss aus Erforderlichkeit und maximaler Lernfähigkeit (künstliche Intelligenz) ca. 80 Proband\*innen als Zielgröße.

Die Proband\*innen führten insgesamt sechs Gehaufgaben durch (Tabelle 1), welche die Trainingsdaten für den SensFloor® lieferten. Diese Gehaufgaben basierten auf folgenden Überlegungen: Auch bei jüngeren Menschen wird das Gangbild durch intrinsische und extrinsische Faktoren beeinflusst. So gilt für den menschlichen Gang, dass die Dauer der Stand- und Schwungbeinphase mit der Gehgeschwindigkeit variiert. Langsames Gehen erhöht die doppelt unterstützten Gangphasen, schnelles Gehen verlängert die einfach unterstützten Gehphasen (Götz-Neumann, 2016). Sowohl bei jungen, gesunden als auch bei älteren Proband\*innen führen visuelle Einschränkungen zu Änderungen der räumlich-zeitlichen Gangparameter (Helbostad et al., 2009; Kanzler et al., 2016). Dual Tasking ist ein gemeinsames Merkmal der täglichen Aktivitäten und beinhaltet meist eine motorische und eine kognitive Aufgabe (McIsaac & Benjapalakorn, 2015). Die gleichzeitige Ausführung von zwei Aufgaben, wie dem Gehen (motorische Aufgabe) und dem Rückwärtszählen (kognitive Aufgabe), wird häufig genutzt, um Veränderungen in den räumlich-zeitlichen Gangparametern zu identifizieren (Bonetti et al., 2019; Hollman et al., 2007, 2010). In der vorliegenden Untersuchung sollen die Proband\*innen, wie in der Untersuchung von Hollmann et al. (2007) beschrieben, während des Gehens Wörter (bestehend aus fünf Buchstaben) rückwärts buchstabieren. Des Weiteren sind die Kraft und die Ausdauer des M. triceps surae für den Gang, das Gleichgewicht und damit für die Mobilität im Alltag essenziell (Götz-Neumann, 2016). Aufgrund des kurzen Hebelarmes (Abstand zwischen Muskelinsertion und Sprunggelenkszentrum) zeigen manuelle Muskelfunktionsprüfungen (MFP) des M. triceps surae bei gesunden Proband\*innen jedoch Deckeneffekte, als Ersatz wird daher der „Unilateral Heel-Rise Test“ (UHR-Test) verwendet (Lunsford & Perry, 1995). Der UHR-Test wird genutzt, um die funktionellen Fähigkeiten, die den M. triceps surae betreffen, mittels wiederholter exzentrischer und konzentrischer Muskelaktivität zu quantifizieren. Der Test erhebt deshalb die mögliche Anzahl der Wiederholungen der Plantarflexion im Stand. Das UHR-Testverfahren und die Kriterien für eine erfolgreiche Wiederholung basieren auf früheren Untersuchungen von Lunsford und Perry (1995).

Tabelle 1: Gehaufgaben zur Erhebung von Trainingsdaten

Gangmodus*	Hilfsmittel und Hilfestellung
Gehen in bevorzugter Geschwindigkeit, nicht in Eile	keine
zügiges Gehen, in Eile	keine
langsames Gehen	keine
Gehen mit geschlossenen Augen	Kommandos zum Stoppen, Drehen und ggf. Wegweisung durch das Studienpersonal (nicht standardisiert)
Dual-Tasking, Wörter rückwärts buchstabieren	Liste mit 100 Wörtern à 5 Buchstaben
Gehen nach der Durchführung des Unilateral Heel-Rise Tests	Metronom zur Durchführung des UHR-Test; Abbruch des Tests nach festgelegten Kriterien (Lunsford und Perry 1995)

\* Die genannten Gehaufgaben entsprechen der Chronologie der Untersuchung

Ein Raum mit einer Größe von 24 m<sup>2</sup> wurde nahezu vollständig mit dem SensFloor® ausgelegt. Dieser befand sich unter dem Teppich und war somit nicht sichtbar (Abbildung 1). Die gesamte Untersuchung dauerte, inklusive Erhebung der soziodemografischen Daten, der Beinlängenmessung und der Durchführung des UHR-Tests, zwischen 20 und 30 Minuten. Um die ersten und letzten Schritte der Proband\*innen durch die Sensoren nicht zu erfassen, starteten die Proband\*innen im Flur außerhalb des Raumes und traten durch die geöffnete Tür. Hier gingen sie weiter, in einer geraden Linie in Richtung der gegenüberliegenden Wand (Länge des Raumes 6,09 Meter) (Abbildung 2). Dort angekommen, drehten sie um, gingen zurück und verließen den Raum wieder durch die geöffnete Tür. Diese Wegstrecke wurde für jeden Gangmodus fünfmal direkt nacheinander ohne Pause zurückgelegt. Das Wenden am Ende des Raumes wurde, wie die ersten und letzten Schritte im Flur, nicht in die Datenanalyse einbezogen. Nach dem Dual-Tasking-Gehen wurden die Proband\*innen aufgefordert, den UHR-Test durchzuführen.

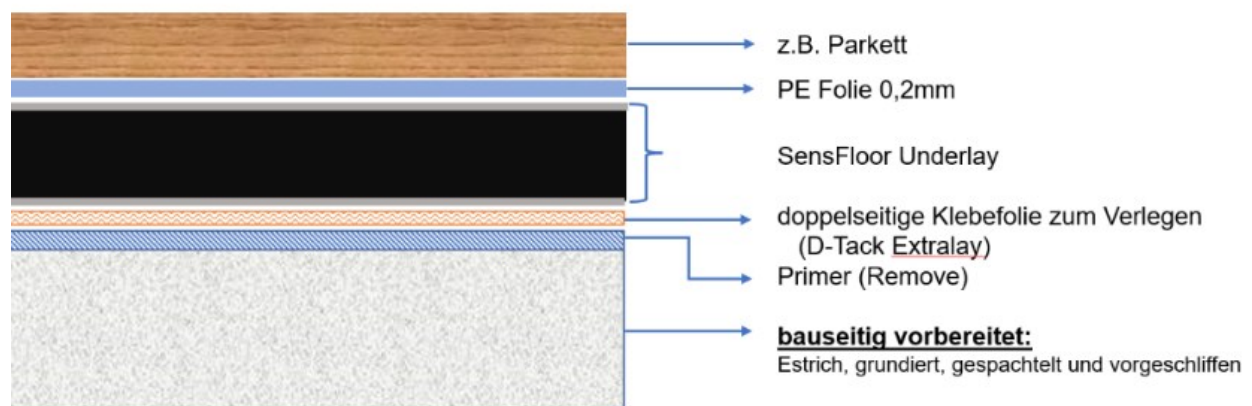


Abbildung 1: schematischer SensFlooraufbau unter Parkett schwimmend (aus einem internen Dokument und mit freundlicher Genehmigung der Firma Futureshape)

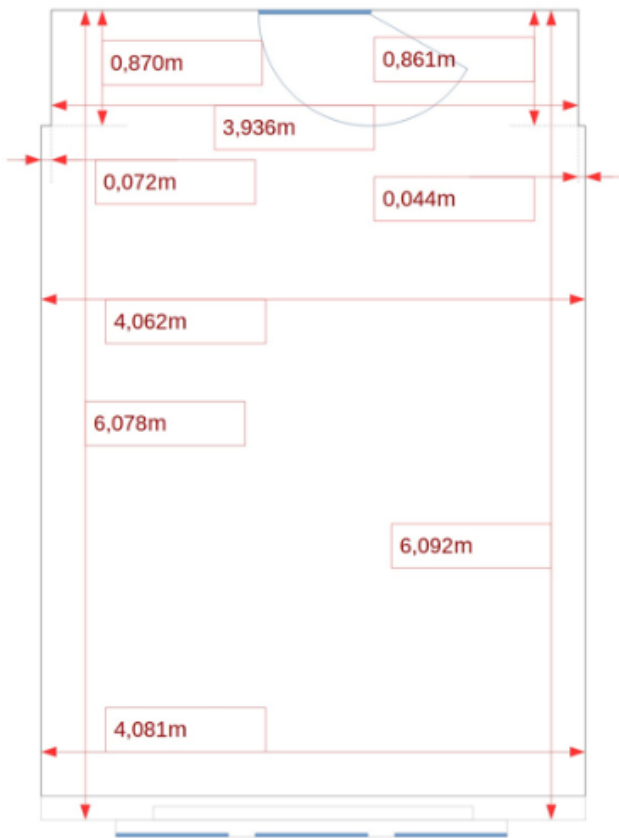


Abbildung 2: Größenverhältnisse im APPS-Labor (aus einem internen Dokument und mit freundlicher Genehmigung der Firma Futureshape)

Die Gangdaten waren Grundlage für die Methode des Maschinellen Lernens. Hierfür war das Einlernen von künstlichen neuronalen Netzwerken mittels Backpropagation notwendig (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Die Ergebnisse des UHR-Tests sowie die unterschiedlichen Gehanforderungen dienten als externer Lehrer, welcher die Antwort, beispielsweise Gang mit oder ohne Doppelaufgabe, kennt. Die Vorhersagequalität wurde mittels Kreuzvalidierung getestet. Dazu wurde die Gruppe der Proband\*innen wiederholt in Trainings- und Testmengen unterteilt, und das neuronale Netz nur mit den Trainingsdaten trainiert. Als Eingabewert fungierten die Gangbildaufnahmen mit dem SensFloor®, der Ausgabewert war das in der Trainingsphase dem Netzwerk zur Verfügung gestellte UHR-Test-Ergebnis oder die Testanforderung/Gehaufgabe. Nach Abschluss des Trainings wurde das Netz mit den ihm unbekanntem Probandenaufnahmen getestet, und das vom Netzwerk vorhergesagte Ergebnis/die Testanforderung mit dem tatsächlich ermittelten Ergebnis bzw. der tatsächlichen Testanforderung verglichen. Die SensFloor-Technologie wurde für drei unterschiedliche Aufgaben trainiert: Erst wurde das Netzwerk trainiert, zu evaluieren, ob es intraindividuelle Unterschiede im Gang der Proband\*innen erkennt. Hierbei wurde das neuronale Netzwerk mit den Daten von nur einer einzelnen Person, beziehungsweise einer nach der anderen, trainiert. Diese Aufgabe wurde binär angelegt: Erkennt das Netzwerk individuell den normalen Gang versus „geschlossene Augen“, „Dual-Task“ und „post UHR-Test“ bei einem einzelnen Probanden/einer Probandin? Als Zweites wurde allgemeiner mit den Gangdaten aller Proband\*innen trainiert, um zu evaluieren, ob ein Muster existiert, welches für alle Proband\*innen gleich gilt. Als Drittes sollte eine allgemeine Aussage für die erreichte Wiederholungszahl im UHR-Test bestimmt werden (getrennt für das rechte und linke Bein). Die Vorhersagegenauigkeit wurde dabei

Die Gangdaten waren Grundlage für die Methode des Maschinellen Lernens. Hierfür war das Einlernen von künstlichen neuronalen Netzwerken mittels Backpropagation notwendig (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Die Ergebnisse des UHR-Tests sowie die unterschiedlichen Gehanforderungen dienten als externer Lehrer, welcher die Antwort, beispielsweise Gang mit oder ohne Doppelaufgabe, kennt. Die Vorhersagequalität wurde mittels Kreuzvalidierung getestet. Dazu wurde die Gruppe der Proband\*innen wiederholt in Trainings- und Testmengen unterteilt, und das neuronale Netz nur mit den Trainingsdaten trainiert. Als Eingabewert fungierten die Gangbildaufnahmen mit dem SensFloor®, der Ausgabewert war das in der Trainingsphase dem Netzwerk zur Verfügung gestellte UHR-Test-Ergebnis oder die Testanforderung/Gehaufgabe. Nach Abschluss des Trainings

berechnet als die Anzahl der richtigen Klassifizierungen geteilt durch die Anzahl aller Vorhersagen. Eine 100-prozentige Genauigkeit entspricht 1, Raten (oder Zufall) entspricht einem Wert von 0,5.

## 2.2 Treppensteigegeschwindigkeit in Stufen pro Sekunde

Die Treppensteigefähigkeit ist, wie bereits beschrieben, Bestandteil vieler Assessments zur Erhebung der funktionellen Fähigkeiten und Mobilität. Die Vergleichbarkeit dieser funktionellen Fähigkeit über ein bestimmtes Setting hinweg ist jedoch nur möglich, sofern eine gemeinsame Sprache oder Währung, wie das Messen der mittleren Treppensteigegeschwindigkeit, verwendet wird. Aus der Anzahl der erklommenen Stufen (Zähler) geteilt durch die hierfür benötigte Zeit (Nenner) ergeben sich die Stufen pro Sekunde. Je höher dieser Wert, desto höher die Treppensteigegeschwindigkeit. Der so erhaltene Wert ermöglicht die Vergleichbarkeit der Treppensteigefähigkeit in unterschiedlichen Assessments, Studiendesigns und Kohorten. In der vorliegenden Querschnittsstudie (Bewertung zu einem Zeitpunkt) wurde die Geschwindigkeit des Treppensteigens in Schritten pro Sekunde untersucht. Diese Untersuchung fand sowohl innerhalb einer Gruppe von hospitalisierten Teilnehmer\*innen und einer Gruppe von nicht-hospitalisierten Teilnehmer\*innen ohne Einschränkungen sowie zwischen diesen beiden Gruppen statt. Ausgewertet wurde die Untersuchung daher wie eine Kohortenstudie (Stichprobe aus hospitalisierten und nicht-hospitalisierten Teilnehmer\*innen). Alle Messungen erfolgten im Evangelischen Geriatriezentrum Berlin (EGZB) und wurden während eines Messzeitpunktes durchgeführt.

Zwischen Mai und August 2014 wurden 60 Teilnehmer per E-Mail, über Mailinglisten eines Universitätsprogramms für Senioren und per Aushang in der Sport-Reha des EGZB rekrutiert (externe nicht-hospitalisierte Teilnehmer\*innen), 60 Teilnehmer\*innen waren eine Zufallsstichprobe, die während ihres Aufenthalts im EGZB in die Untersuchung aufgenommen wurde. Einschlusskriterien für alle 120 Teilnehmer\*innen waren ein Alter von mindestens 60 Jahren und ein ausreichendes Sehvermögen zum Ausfüllen eines Fragebogens. Zusätzliche Einschlusskriterien für die externen TeilnehmerInnen waren das Fehlen relevanter selbstberichteter Einschränkungen bei den Aktivitäten des täglichen Lebens (ADL) oder den instrumentellen Aktivitäten des täglichen Lebens (iADL) (Tabelle 2). Die Gesamtzeit der Datenerhebung betrug für alle Teilnehmer\*innen zwischen 30 und 45 Minuten. Eine prospektive Berechnung des Stichprobenumfangs wurde nicht durchgeführt, da beide Publikationen, die über die Treppensteigegeschwindigkeit bei älteren Menschen

berichteten (Hinman et al., 2014; Tiedemann et al., 2007) keine Reliabilitätswerte berechneten, auf denen eine Berechnung des Stichprobenumfangs hätte beruhen können. Auf der Grundlage der Tabelle von Walter et al. (1998) für eine annähernde Berechnung des Stichprobenumfangs und der Annahme einer hohen Reliabilität von mindestens 0,8 wurde eine Stichprobengröße von 60 Teilnehmern in jeder Gruppe angestrebt. Die Variablen für beide Gruppen wurden auf die gleiche Weise gemessen. Die relevanteste Variable war die Geschwindigkeit des Treppensteigens in Stufen pro Sekunde.

Tabelle 2: Ein- und Ausschlusskriterien beider Kohorten

<b>Einschlusskriterien für die externen Teilnehmer*innen</b>	<b>Einschlusskriterien für die stationären Patient*innen</b>
keine relevanten Einschränkungen in den Aktivitäten des täglichen Lebens (ADL oder instrumentelle ADL)	Treppensteigen als Teil des Rehabilitationsprogrammes während des Klinikaufenthaltes
<b>Einschlusskriterien für alle Proband*innen</b>	
unterschiedene Einwilligungserklärung; ausreichende Sehfähigkeit, um einen Fragebogen auszufüllen; 60 Jahre oder älter	
<b>Ausschlusskriterien für alle Proband*innen</b>	
Herzinsuffizienz; NYHA V; periphere arterielle Verschlusskrankheit Grad 3+; nicht fähig Treppen zu steigen; Amputation der unteren Extremität(en); ungenügendes Verständnis der deutschen Sprache; schwere kognitive oder psychische Beeinträchtigungen	

Die Datenerhebung umfasste die Ganganalyse mit dem GaitRite-System, den TUG zur Mobilität, den Functional Reach Test (FRT) für das Gleichgewicht (Duncan et al., 1990) sowie Kraftmessungen der unteren Extremität mit einem Dynamometer (Sauter FK 1k, Balingen, Germany). Direkt neben dem Untersuchungsraum befand sich das Treppenhaus. Hier wurde der erste Treppenabsatz, bestehend aus 13 Stufen (Stufentiefe 30 cm und Stufenhöhe 16 cm) genutzt, um die Treppensteigegeschwindigkeit zu erheben (Abbildung 3). Die Proband\*innen wurden aufgefordert, die 13 Stufen in einer komfortablen Geschwindigkeit hinauf- und wieder hinabzusteigen. Die Wahl der Treppensteigestrategie (beispielsweise alternierend oder im Nachstellschritt) trafen die Proband\*innen. Folgende Zwischenzeiten wurden erhoben:

1. Beginn des Treppensteigens von der unteren Plattform bis zur Hälfte der Treppe
2. Hälfte der Treppe bis zum Treppenpodest
3. Beginn vom Treppenpodest bis zur Hälfte der Treppe
4. Hälfte der Treppe bis zum Ende des Treppensteigens auf der unteren Plattform



Abbildung 3: 13-stufige Testtreppe im EGZB (privates Foto H. Brodowski)

Die Zwischenzeiten ergaben sich aus dem Moment, in dem der erste Fuß die mittlere Markierung auf der Treppe berührte, beziehungsweise sobald beide Füße die Plattform berührten. Die Messung wurde zweimal durchgeführt.

Die Intertester-Reliabilität wurde mittels des Intraklassen-Korrelationskoeffizienten (ICC) und 95 %-Konfidenzintervall (CI) ermittelt. Der ICC wurde anhand des zweifach gemischten Modells („two-way-mixed“) für jeden Treppenauf- und Abstieg separat berechnet. Dafür wurde der Typ der absoluten Übereinstimmung ausgewählt. Um die Treppensteigeigenschaften zu vergleichen und Übereinstimmungen beurteilen zu können, wurden Bland-Altman-Plots als grafische Darstellungsmethode gewählt.

## 2.3 „Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly“-Fragebogen

Die im Folgenden beschriebene Testbatterie war Teil einer größeren Querschnittuntersuchung. Die Teilnehmer\*innen wurden ebenfalls im EGZB zwischen September 2016 und März 2018 rekrutiert. Die Teilnehmer\*innen wurden ausgeschlossen, wenn sie jünger als 65 Jahre waren, eine kognitive Beeinträchtigung (Mini Mental State Examination  $<24$ ) oder depressive Symptome aufwiesen, nicht in der Lage waren selbstständig zu gehen (mit oder ohne Hilfsmittel), eine diagnostizierte schwere Herzinsuffizienz (NYHA IV) oder eine periphere Arterienerkrankung (TASC II) hatten. Da diese Studie als explorative Pilotstudie konzipiert war, wurde keine Berechnung des Stichprobenumfangs durchgeführt.

Das Studienprotokoll der dritten Studie beinhaltete die Erhebung der funktionellen Fähigkeiten wie Mobilitätstests (DEMMI, (Braun et al., 2015)) und Ganganalysen, Kraftmessungen und Gleichgewichtstests (FAB, (Rose et al., 2006)), die Sturzgeschichte, die prospektive Sturzerhebung und die Operationalisierung von Sturzangst. Innerhalb der ersten fünf Tage nach Klinikeinweisung wurden die Proband\*innen in das Forschungsprojekt aufgenommen und die soziodemografischen Daten, inklusive der Sturzgeschichte, wurden dokumentiert. Um ein möglichst hohes funktionelles Level der Proband\*innen messen zu können, wurden die Mobilitätstests und die Selbstauskunft zu den

sturzassoziierten Fragebögen am Ende des Klinikaufenthaltes, frühestens drei Tage vor der Entlassung, erhoben. Diese Datenerhebung, die jeweils von einer/einem der drei Physiotherapeut\*innen durchgeführt wurde, dauerte zwischen 60 und 90 Minuten. Aus dieser umfangreichen Testbatterie waren die Daten des SAFE (Lachman et al., 1998) als Sturzangstfragebogen sowie die ABC-Skala (Powell & Myers, 1995) als Fragebogen zum Vertrauen in das eigene Gleichgewicht die primär interessierenden Daten für die vorliegende Publikation. Beide Assessments wurden bereits im Kapitel 1.4.3 beschrieben.

Die in dieser Arbeit dargestellte Studie zur Sturzangst folgt der Einteilung, wie sie auch in der Übersichtsarbeit von Hughes et al. (2015) definiert wurde, laut der der SAFE das Konstrukt „Sturzangst“ („Fear of falling“) misst und die ABC-Skala das Konstrukt „Vertrauen in das eigene Gleichgewicht („balance confidence“).“ Damit kommt sie dem Auftrag nach, die Begrifflichkeiten zur Sturzangst genau abzugrenzen (MacKay et al., 2021).

Zur Berechnung der Grenzwerte geringer, moderater und hoher Sturzangst wurde eine von Serlin et al. (1995) etablierte statistische Methode verwendet, die auf der F-Statistik basiert. Diese Methode wurde seit 1995 bereits von vielen Autoren für die Schmerzklassifikation genutzt und sie wurde für die vorliegende Publikation und die Identifizierung der optimalen Grenzwerte für Sturzangst adaptiert. Gemäß dem Ansatz von Serlin erzeugen optimale Grenzwerte Kategorien, die die Varianz zwischen den Gruppen mithilfe eines Referenzmaßes maximieren: Basierend auf ihrem Sturzangstscore wurden die Patient\*innen in eine der drei Klassen niedrige, moderate oder hohe Sturzangst eingeteilt. Eine mögliche Einteilung war zum Beispiel die Klassifikation der Sturzangstwerte 0,1 und 0,5. Dies bedeutet, dass zur ersten Kategorie (niedrige Sturzangst) die Patient\*innen gehören, für die eine Sturzangst von 0 bis inklusive 0,1 ermittelt wurde, zur zweiten Kategorie (moderate Sturzangst) diejenigen, für die ein Wert von über 0,1 bis 0,5 ermittelt wurde und für die dritte Kategorie (hohe Sturzangst) diejenigen mit einem Wert über 0,5. Diese Einteilung wurde 69-mal, das heißt mit 69 unterschiedlichen Kombinationen für Grenzwerte, vorgenommen. Anhand dieser Einteilung wurde eine Varianzanalyse durchgeführt, bei denen die unabhängige Variable die Sturzangst war und die ABC-Skala, als Referenzwert bzw. Goldstandard, die abhängige Variable. Das heißt, abhängig von den gewählten Grenzwerten, können für jede der drei Gruppen, niedrige, moderate und hohe Angst, unterschiedliche Gruppenmittelwerte (diese ergeben sich aus dem Score der ABC-Skala) beobachtet werden. Diese Gruppenmittelwerte sind um den Gesamtmittelwert für alle Beobachtungen verteilt. Sind die Gruppenmittelwerte in der Nähe des



Gesamtmittelwerts gruppiert, ist ihre Varianz gering. Die optimalen Grenzwerte dieser 69 unterschiedlichen Grenzwertkombinationen sind diejenigen, bei der die Varianz innerhalb der einzelnen Kategorie möglichst gering ist, die Varianz zwischen diesen drei Kategorien aber möglichst hoch. Da der F-Wert der Quotient aus der "Variation zwischen Stichprobenmittelwerten" (Zähler) und der "Variation innerhalb der Stichproben" (Nenner) ist, führt eine große Varianz zwischen den Gruppen zu einem höheren F-Verhältnis und eine große Varianz, die auf Zufall zurückzuführen ist, zu einem kleineren F-Verhältnis (Serlin et al., 1995). Jede Gruppe, die durch den SAFE-Grenzwert erzeugt wurde, wurde mit dem Kolmogorov-Smirnoff-Test (KS) auf Normalverteilung getestet. Aufgrund der linksschiefen Verteilung in den meisten Niedrigangst-Gruppen wurden die ABC-Werte mithilfe der Log-Transformierung umgeformt.

Für die dichotomen Variablen (Geschlecht, Sturz und wiederholte Stürze in den letzten 12 Monaten sowie erneuter Sturz sechs Monate nach Entlassung und Verwendung von Gehhilfen) wurden Binomialverteilungstests durchgeführt, um mögliche Unterschiede zwischen den drei identifizierten Gruppen zu ermitteln. Interkorrelationsanalysen wurden verwendet, um die den Zusammenhang zwischen Sturzangst (SAFE), Aktivität (SAFE), Aktivitätseinschränkung (SAFE), Vertrauen in das eigene Gleichgewicht (ABC), Mobilität (DEMMI) und Gleichgewichtsfähigkeit (FAB) zu beschreiben. Aufgrund der nicht-normalverteilten DEMMI Scores wurde die Spearman's-Korrelation verwendet.

Tabelle 3: 5 mögliche Antwortversionen zum Erhalt eines Sturzangstscores von 0,55

Sturz- angstscore 6/11=0,55	Anzahl der genannten Antwortkategorien			
	„überhaupt nicht besorgt (0)“	„ein wenig besorgt (1)“	„etwas besorgt (2)“	„sehr besorgt (3)“
Version 1	9	-	-	2
Version 2	8	-	3	-
Version 3	8	1	1	1
Version 4	5	3	-	3
Version 5	8	2	2	-

Ein Sturzangstscore von 0 wird erhalten, wenn die Patient\*innen jede einzelne der 11 Fragen mit „überhaupt nicht besorgt“ - gewertet mit 0 - beantworten. Da alle 11 Antworten summiert werden und

durch die Anzahl der Bewertungen der 11 Fragen dividiert werden, ergibt dies jeweils einen Sturzangstscore mit zwei Nachkommastellen. Zur besseren Lesbarkeit wurde jeder Sturzangstscore auf eine Stelle hinter dem Komma gerundet. Um einen Angstscore von 0,6, genauer 0,55, zu erhalten, gibt es beispielsweise fünf Möglichkeiten, wie die Patient\*innen den gesamten SAFE beantworten könnten (Tabelle 3).

### 3 Ergebnisse

#### 3.1 Vorhersage von Gangparametern mittels Machine-Learning

42 junge gesunde Proband\*innen zwischen 19 und 31 Jahren ( $M = 25,2$  Jahre,  $N = 29$  weiblich) nahmen zwischen Oktober 2020 und Januar 2021 an der Untersuchung teil (Hoffmann et al., 2021). Das neuronale Netzwerk konnte zwischen den verschiedenen Gangmodi unterscheiden. Die intraindividuelle Vorhersagefähigkeit für die Gangmodi war mit  $M = 0,68$  ( $SD = 0,16$ ) für den Vergleich des normalen Gehens und des Gehens mit geschlossenen Augen am höchsten (idiosynkratische Analyse) und am geringsten für den Vergleich zwischen dem normalen Gehen und dem Post-UHR-Test ( $M = 0,52$ ,  $SD = 0,15$ ). Insgesamt zeigten sich bei der personenabhängigen Analyse für einzelne Proband\*innen die besten Vorhersageergebnisse. Auch bei der Vorhersagegenauigkeit für die gesamte Kohorte erreichte der Vergleich zwischen dem normalen Gehen und dem Gehen mit geschlossenen Augen die höchste Genauigkeit ( $M = 0,77$ ) und wiederum die geringste für den Vergleich zwischen dem normalen Gehen und dem Post-UHR-Test ( $M = 0,50$ ) (Hoffmann et al., 2021). Die Kraftausdauer der Wadenmuskulatur im UHR-Test ergab für die gesamte Kohorte einen Mittelwert von 25,7 Wiederholungen ( $SD = 7,8$ ) für das rechte Bein ( $Min = 10$  und  $Max = 45$ ) und 24,3 Wiederholungen ( $SD = 7,9$ ) für das linke Bein ( $Min = 13$  und  $Max = 45$ ). Das neuronale Netzwerk war nach Abschluss des Trainings nicht in der Lage, die Kraftausdauer der Wadenmuskulatur, die Anzahl der Wiederholungen des UHR-Tests, zuverlässig vorherzusagen (Hoffmann et al., 2021).

#### 3.2 Reliabilität und Muster der Treppensteigegeschwindigkeit

Insgesamt konnten 120 Proband\*innen rekrutiert werden. Nach Ausschluss von Ausreißern wurden die Daten von 57 stationären Patient\*innen und 56 älteren Proband\*innen ohne Einschränkungen ihrer Aktivitäten im täglichen Leben (Activity of Daily Living) untersucht (Brodowski et al., 2021). Die Kohorte der stationären Patient\*innen war mit  $M = 77,3$  Jahren älter als die der (externen) nicht eingeschränkten Proband\*innen ( $M = 70,3$  Jahre), sie wiesen langsamere Zeiten im TUG auf, eine geringere Reichweite im FRT sowie eine geringere Kraft der Knieextensoren. Außerdem zeigte die Ganganalyse eine geringere Schrittlänge und Kadenz und dementsprechend eine langsamere Gehgeschwindigkeit. Auch die Treppensteigegeschwindigkeit war geringer: Die älteren

stationären Menschen wiesen eine Treppensteigegeschwindigkeit von 0,93 Stufen/Sekunde treppauf und 0,78 Stufen/Sekunde treppab auf, die nicht eingeschränkten Proband\*innen eine Geschwindigkeit von 1,86 Stufen/Sekunde treppauf und 1,89 Stufen/Sekunde treppab (Brodowski et al., 2021). Die Differenzen der Treppensteigegeschwindigkeiten sind in Abbildung 4 visualisiert.

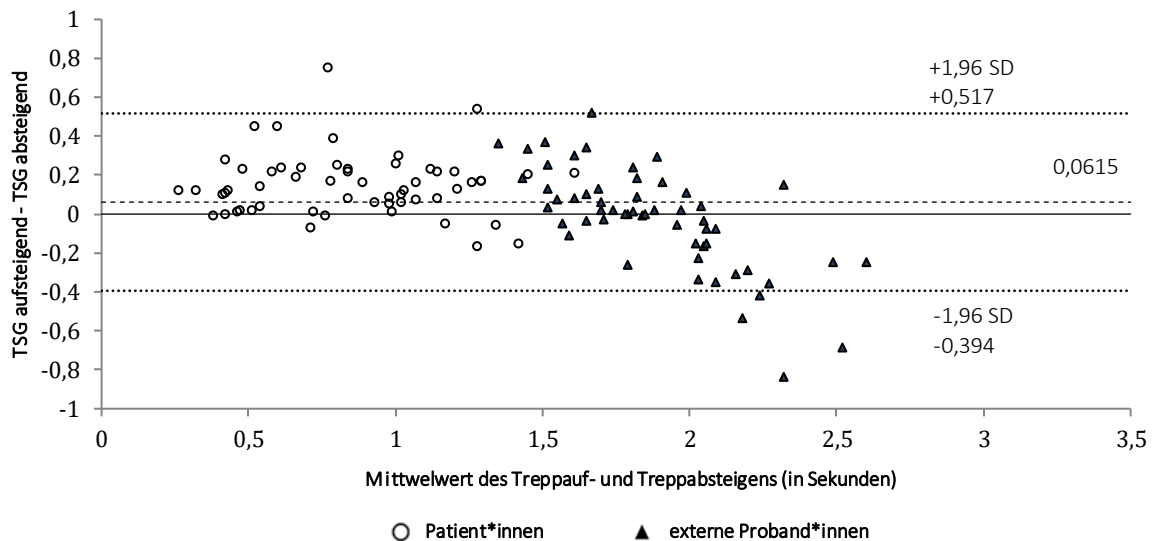


Abbildung 4: Bland-Altman-Plot; mittlere Treppensteigegeschwindigkeit (TSG) (zweimal treppauf und treppab) (mod. nach Brodowski et al. 2021)

Die Test-Retest-Reliabilität für die erste und zweite Messung ergab für die stationären Patient\*innen mit einem ICC von 0,87 (95 % CI 0,79–0,93) bis 0,94 (95% CI 0,91–0,97) und einem ICC von 0,90 (95 % CI 0,83–0,94) bis 0,95 (95 % CI 0,92–0,97) beim Vergleich der ersten und zweiten Hälfte jedes Durchlaufs eine exzellente Übereinstimmung. Der Vergleich der ersten und zweiten Messung bei den externen Proband\*innen ergab einen ICC von 0,58 (95% CI 0,37–0,73) bis 0,76 (95% CI 0,63–0,85). Der Vergleich der ersten und zweiten Hälfte jedes Durchlaufs ergab ICC-Werte von 0,78 (95% CI 0,65–0,87) bis 0,92 (95% CI 0,87–0,95) (Brodowski et al., 2021). Dies ist als moderate bis exzellente Reliabilität zu interpretieren.

Der gruppeninterne Vergleich des Treppauf- und Treppabsteigens zeigte zudem, dass die stationären Patient\*innen statistisch signifikant länger für den Abstieg als für den Aufstieg brauchten (paired sample t-test,  $p < 0,001$ ) (Brodowski et al., 2021). Insgesamt konnte eine Zunahme der Geschwindigkeit während des Treppensteigens beobachtet werden, insbesondere bei den externen Proband\*innen, die in ihren funktionellen Fähigkeiten nicht eingeschränkt sind.

### 3.3 Klassifizierung der Sturzangst

Insgesamt wurden die Daten von 98 Patient\*innen ( $M = 80,09$  Jahre,  $SD = 6$ ) ausgewertet, von denen insgesamt 58% innerhalb der letzten 12 Monate einen Sturz erlitten hatten und 26% mehrmals gestürzt waren (Brodowski et al., 2022). Der Sturzangstscore des SAFE für diese Kohorte lag bei  $M = 0,76$  ( $SD = 0,58$ ), mit einer Spannweite zwischen 0 und 2,36 (Abbildung 5). Für die ABC-Skala (mit einem Range von 0 bis 48) lag der niedrigste Wert bei 6 Punkten und der höchste Wert bei 47 Punkten.

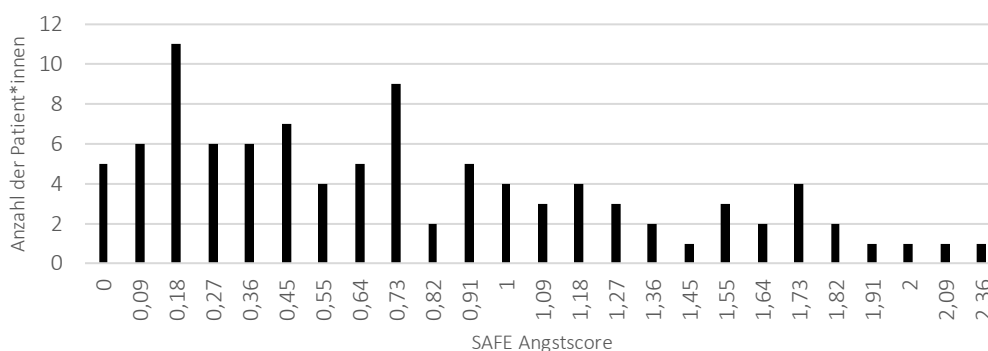


Abbildung 5: Verteilung des Angstscores in der Kohorte (mod. nach Brodowski et al. 2022)

0,6 und 1,4 wurden als optimale Grenzwerte innerhalb der vorliegenden Stichprobe für die drei Sturzangstklassen des SAFE identifiziert (Tabelle 4). Diese Cut-off-Punkte führten zum höchsten F-Wert von 43,569. Post-hoc-Tests zeigten statistisch signifikante Unterschiede der ABC-Werte für alle drei Sturzangstgruppen ( $p < 0,001$ ). Die Balancefähigkeit unterschied sich statistisch signifikant zwischen allen drei Gruppen (Welch's  $F(2, 59,55) = 32,58$ ,  $p < 0,001$ ). Die Games-Howell post-hoc Analysen zeigten, dass die Balancefähigkeit (Fullerton Advanced Balance Scale, Rose et al., 2006) in der moderaten Sturzangstgruppe besser als in der hohen Sturzangstgruppe ( $5,36$ , 95%-CI[0,84, 9,88]) ( $p = 0,016$ ), in der hohen Sturzangstgruppe besser als in der moderaten Gruppe ( $6,49$ , 95%-CI[2,38, 10,6]) ( $p < 0,001$ ) sowie in der hohen Sturzangstgruppe besser als in der niedrigen Angstgruppe ( $11,85$ , 95%-CI[8,28, 15,42]) ( $p < 0,001$ ) ist. Auch die Mobilität (DeMorton Mobility Index, (Braun et al., 2015)) unterschied sich statistisch signifikant (Chi square=12,511,  $p = 0,002$ ,  $df = 2$ ), wobei die Gruppe mit niedriger Sturzangst eine höhere Mobilität zeigte als die Gruppe mit moderater Sturzangst ( $z = 2,807$ ,  $p = 0,015$ ) und als die Gruppe mit großer Sturzangst ( $z = 2,986$ ,  $p = 0,008$ ) (Bonferroni post-hoc Analyse). Das Alter unterschied sich, mit 78,6 Jahren ( $SD = 5,8$ ) in der

Niedrigsturzangstgruppe, 81,2 Jahren (SD = 6,2) in der moderaten Gruppe und 81,8 Jahren (SD = 5,2) in der hohen Sturzangstgruppe, nicht, die retrospektiv und prospektiv erhobene Sturzinzidenz zwischen den Gruppen ebenfalls nicht (Brodowski et al., 2022).

Tabelle 4: Gruppenbeschreibung mit den identifizierten Grenzwerten von  $\leq 0,6$  und  $> 1,4$  (mod. nach Brodowski et al. 2022)

N=98	niedrige Sturzangst N=45	moderate Sturzangst N=37	hohe Sturzangst N=16
Alter M (SD)	78,6 (5,8)	81,2 (6,2)	81,8 (5,2)
Geschlecht, weiblich (N)	64% (29)	68% (25)	81% (13)
alleinlebend	73% (33)	76% (28)	81% (13)
Stürze retrospektiv (N)	56% (25)	54% (20)	75% (12)
Stürze > 1 retrospektiv (N)	16% (7)	30% (11)	50% (8)
Stürze während Follow Up (N) N=88*	20% (8)	35% (13)	31% (5)
Stürze > 1 während Follow Up (N) N=88*	4% (2)	19% (7)	19% (3)
Gehhilfsmittel (N)	56% (25)	73% (27)	88% (14)
Sturzangst, SAFE M (SD)	0,26 (0,17)	0,9 (0,23)	1,8 (0,23)
Aktivität, SAFE M (SD)	8,2 (1,8)	7,1 (1,8)	4,6 (2,0)
Aktivitätseinschränkung, SAFE MW (SD)	2,7 (2,3)	4,7 (2,6)	7,2 (2,5)
Vertrauen in das eigene Gleichgewicht, ABC M (SD)	35,5 (7,9)	25,3 (6,8)	17,4 (5,8)
Gleichgewicht, FAB M (SD)	19,2 (8)	13,9 (8,9)	7,4 (3,5)
Mobilität, DEMMI Median (M)	67 (69,1)	62 (60,2)	57 (56,7)

## 4 Diskussion

### 4.1 Kurze Zusammenfassung der Ergebnisse

Im Sinne einer Weiter- und Neuentwicklung von Methoden des überwachten Maschinellen Lernens wie künstlichen neuronalen Netzen wurde die Sensitivität eines intelligenten Fußbodenbelags in einer Kohorte junger, gesunder Proband\*innen getestet. Mit der hier beschriebenen Sens-Floorstudie konnte nachgewiesen werden, dass es der Technologie möglich ist, bei jungen gesunden Menschen zwischen verschiedenen Gangmodi zu unterscheiden.

Ziel der beschriebenen Studie zur Treppensteigefähigkeit war es, die Treppensteiggeschwindigkeit in Stufen pro Sekunde als Parameter für die Funktionsfähigkeit älterer Erwachsener zu untersuchen. Die Treppensteiggeschwindigkeit konnte in der vorgestellten Untersuchung einerseits als reliabler Test zur Messung der Treppensteigefähigkeit identifiziert werden, und andererseits bestätigte sich, dass die Erhebung sowohl das Treppabsteigen als auch das Treppaufsteigen umfassen sollte, da eine Zunahme der Treppensteiggeschwindigkeit treppab ein Indikator für eine insgesamt gute Treppensteigeleistung zu sein scheint.

Eine Kategorisierung des SAFE Sturzangsscores in geringe, moderate und hohe Sturzangst wurde bisher nicht vorgenommen. Diese Lücke wurde mit der vorliegenden Arbeit geschlossen. Mit der hier dargestellten Studie konnte erstmals gezeigt werden, dass Personen, die mindestens die Hälfte des maximalen Sturzangsscores erreichen, als Personen mit hoher Sturzangst eingestuft werden sollten.

### 4.2 Ganganalyse mittels Machine-Learning – kritische Auseinandersetzung

#### 4.2.1 Ganganalyse – Einbettung in den aktuellen Forschungsstand

Wie bereits einleitend beschrieben, kann die Ganganalyse mit oder ohne (sensorische) Hilfsmittel durchgeführt werden. Eine objektive Methode zur Erfassung von Gangparametern und -mustern ist der Einsatz technischer Sensoren. Sensoren, die in diesem Zusammenhang aktuell und vermehrt zum Einsatz kommen, sind Multikamera-Tracking-Systeme, hochauflösende Druckmessplatten, aber auch die neue Anwendung der tragbaren Sensoren (Saboor et al., 2020).

In der aktuellen Forschungsliteratur zur Ganganalyse kommen insbesondere die IMUs häufig zum Einsatz (Caldas et al., 2017). So konnten Caramia et al. (2018) bereits nachweisen, dass aus IMU-

Daten extrahierte Gangparameter mit Methoden maschinellen Lernens zwischen Parkinson-Patient\*innen und gesunden Patient\*innen unterscheiden können.

Alharthi et al. überprüften in ihrer Übersichtsarbeit (Alharthi et al., 2019) die etablierten künstlichen neuronalen Netzarchitekturen für maschinelles Lernen, welche für die Ganganalyse eingesetzt werden. Sie zeigten, dass Bodensensordaten nicht nur für eine direkte Parameterextraktion zur weiteren statistischen Analyse verwendet werden können, sondern auch als Input für maschinelle Lernaufgaben für Klassifikations- und Regressionsaufgaben. Der in dieser Untersuchung verwendete Sensorboden Sensfloor® ist in der Forschungsliteratur zur Ganganalyse und maschinellern Lernen unterrepräsentiert und wird in der Arbeit von Alharthi et al. nicht aufgeführt.

Frühere Forschungen mit dem Sensfloor® konzentrierten sich bisher auf die Verfolgung und Identifizierung von Personen (Sousa et al., 2013) oder Anwendungen in einem Umfeld des betreuten Wohnens und der intensiven Altenpflege (Steinhage & Lauterbach, 2013). Zwei kleinere und als Pretests zu bezeichnende Studien überprüften, ob die Sensfloortechnologie zwischen Personen mit niedrigem und hohem Sturzrisiko unterscheiden (Hoffmann et al., 2016) und das Alter von Proband\*innen schätzen kann (Hoffmann et al., 2018). Da die Ergebnisse dieser beiden Arbeiten hinsichtlich der Ergebnisse der Technologie überzeugend waren, wurde die hier vorgestellte Untersuchung durchgeführt. Es war zu erwarten, dass die Unterschiede in den Gangmustern sehr subtil sein würden, da die Proband\*innen sehr viel jünger waren als diejenigen in den genannten Studien (2018 und 2016). Daher wurde für die vorliegende Studie eine hochauflösende Version des Sensors entwickelt.

Die zum aktuellen Zeitpunkt einzig vergleichbare Studie, welche eine große Ähnlichkeit zum hier dargestellten Studienaufbau zeigt, ist die Untersuchung von Alharthi et al. (2021). Sie verwendeten ebenfalls einen Bodensensor und ein neuronales Netz, um anhand unterschiedlicher Gehaufgaben Personen (N=21 im Alter zwischen 20 und 40 Jahren) zu identifizieren. Für den Untersuchungsaufbau von Alharthi et al. ist einschränkend zu bemerken, dass die zurückzulegende Strecke lediglich zwei Meter betrug, was sehr kurz für eine Ganganalyse ist (Suppé, 2013). Alharthi et al. konnten lediglich zwei Gangzyklen aufnehmen und erhielten entsprechend weniger Gangdaten als in der vorliegenden Sensflooruntersuchung. Dennoch konnten sie nachweisen, dass die durch Bodensensoren ermittelten Gangdaten zur Identifizierung von Personen genutzt werden können.

#### 4.2.2 Ganganalyse – Limitationen, Stärken und Ausblick

Im Vergleich zu Kameras und IMUs haben alle Bodensensortypen, so auch der Sensfloor<sup>®</sup>, den Nachteil, dass sie lediglich Informationen liefern können, welche aus den Schrittpositionen abgeleitet werden. Alle weiteren Aspekte des Gangbildes wie lineare und rotatorische Beschleunigungen sowie Bewegungen der Funktionseinheiten Passagier (obere Körperhälfte und Becken) und Lokomotor (Becken und Beine) können nicht gemessen werden.

Der deutliche Vorteil von Bodensensoren ist jedoch, dass sie die unauffälligste Art zur Ganganalyse bieten, da sie Teil der Umgebung werden. Dies ist insofern relevant, als bei älteren Menschen bereits nachgewiesen werden konnte, dass sich überwachte Gangparameter in kontrollierten Umgebungen erheblich von den nicht überwachten Gangparametern unterscheiden, welche im „wirklichen Leben“ gemessen werden (Van Ancum et al., 2019). Bodensensoren sind zudem am einfachsten zu handhaben: Weder müssen Sensoren, wie bei den IMUs, an den Patient\*innen fixiert werden, noch müssen Sichtachsen und Lichtverhältnisse wie bei Kameras beachtet werden. Zudem sind Kameras, da sie Gesichter und Körperhaltungen aufnehmen, die Datenquelle mit dem geringsten Schutz der Privatsphäre. Dies mag im klinischen Kontext weniger problematisch sein, da strenge Datenschutzbestimmungen gelten. Für Anwendungen, bei denen es vorteilhaft sein könnte, den Gang kontinuierlich zu überwachen, wie in Pflegeheimen oder im häuslichen Umfeld, werden Kameras von den Bewohner\*innen jedoch als zu aufdringlich erachtet (Arning & Ziefle, 2015).

Ursprünglich sollte die Technologie transparent und nachvollziehbar trainiert werden, um die Vorhersagefähigkeit des SensFloor<sup>®</sup> für das Sturzrisiko bei älteren Patient\*innen (65 Jahre und älter) zu überprüfen. Aufgrund der andauernden Corona-Pandemie war es zum Zeitpunkt der Datenerhebung (Ende 2020/Anfang 2021) jedoch nicht möglich, die Untersuchung mit älteren Patient\*innen durchzuführen. Vorausblickend sollte es daher das Ziel für die Entwickler der SensFloor-Technologie sein, das System mit den Daten älterer Proband\*innen, sturzgefährdeten und nicht sturzgefährdeten, zu trainieren. Hierbei sollten als Trainingsparameter Daten von validierten Assessments der funktionellen Fähigkeiten und der Mobilität sowie Sturzangstinstrumente herangezogen werden, um das Sturzrisiko zu klassifizieren. Auch die Treppensteigegeschwindigkeit und die Erhebung der Sturzangst wären dabei mögliche zu erhebende Variablen. Insgesamt wäre es dabei auch notwendig, die Stürze der Proband\*innen nicht nur retrospektiv, sondern zwingend prospektiv zu erheben. Wie im Studienprotokoll zur Sturzangst geschehen, sollten die Proband\*innen auch



nach dem Gang über den SensFloor® monatlich zu Stürzen befragt werden, sodass die Technologie zusätzlich mit diesen Daten trainiert werden könnte. Die anvisierte Fallzahl von ca. 80 Proband\*innen konnte nicht erreicht werden. Konsequenz hieraus ist, dass der Technologie weniger Trainingsdaten zur Verfügung standen. Je mehr Daten die Technologie erhält, desto präziser wird sie. Die spezifischen Gangparameter wie Schrittlänge, Spurbreite oder Kadenz wurden in der beschriebenen Studie nicht analysiert. Daher sollte eine Validierung der vom SensFloor® berechneten Gangparameter mit dem aktuellen Goldstandard, dem GaitRite-Teppich angestrebt werden, um zu überprüfen, inwiefern die generierten Rohdaten des SensFloor® für den Forschungsbereich und den klinischen Bereich der Ganganalyse geeignet sind.

### **4.3 Treppensteigegeschwindigkeit – kritische Auseinandersetzung**

#### 4.3.1 Treppensteigegeschwindigkeit – Einbettung in den aktuellen Forschungsstand

Das Treppensteigen ist eine anspruchsvollere Aktivität des täglichen Lebens und kann funktionelle Schwierigkeiten daher leichter aufzeigen als das Gehen in der Ebene (Jacobs, 2016). In der aktuellen Forschungsliteratur rückt die Bewältigung des Treppensteigens als Untersuchungsgegenstand daher vermehrt in den Vordergrund. So werden neben den bereits seit vielen Jahren intensiv erforschten Gangparametern in der Ebene zunehmend Gangparameter des Treppensteigens extrahiert. Hierfür werden insbesondere Technologien wie beispielsweise Infrarotkamarasysteme und Bodenkraftmessplatten (Ackermans et al., 2021), aber auch Methoden maschinellen Lernens genutzt (Roth et al., 2021). Ein einzelner Gangparameter des Treppensteigens, welcher spätere Gefährdungsereignisse wie einen Treppensturz vorhersagt, konnte bisher jedoch nicht identifiziert werden (Dubbeldam et al., 2023).

Die Messung der Treppensteigegeschwindigkeit als Parameter wird international auffällig selten untersucht. Die in der vorliegenden Studie festgestellte Treppensteigegeschwindigkeit der älteren stationären Patient\*innen mit 0,93 Stufen/Sekunde treppauf und 0,78 Stufen/Sekunde treppab sowie die der externen Proband\*innen mit 1,86 Stufen/Sekunde treppauf und 1,89 Stufen/Sekunde treppab sind lediglich mit den Ergebnissen sehr viel älterer Studien vergleichbar. Tiedemann et al. (2007) fanden eine geringfügig niedrigere mittlere Treppensteigegeschwindigkeit mit 1,6 Stufen/Sekunde für das Treppaufgehen und 1,7 Stufen/Sekunde für das Treppabgehen als in der in dieser Arbeit vorgestellten Gruppe externer Proband\*innen. Hinman et al. (2014) haben die Treppensteigegeschwindigkeit in einer Kohorte von älteren Erwachsenen ohne bekannte

Pathologien untersucht. Sie berichteten Werte von 1,33 Stufen/Sekunde für das Treppaufgehen und 1,32 Stufen/Sekunde für das Treppabgehen. Mehrere Faktoren könnten für die Unterschiede der mittleren Treppensteigegeschwindigkeit verantwortlich sein. Erstens sind die Kohorten von Tiedemann et al. (2007) und Hinman et al. (2014) und der in dieser Arbeit dargestellten Studie aufgrund der unterschiedlichen Messansätze und Merkmale der eingeschlossenen Teilnehmer nur bedingt vergleichbar. So wurde bei Tiedemann im Gegensatz zu dem hier vorgestellten Ansatz die maximale Treppensteigegeschwindigkeit gemessen. Zweitens wurden spezifische Informationen über die Treppencharakteristika von den Autoren nur unvollständig berichtet. In der Kohorte von Tiedemann et al. legten die Teilnehmer acht Stufen mit einer Höhe von 15 cm und einer Tiefe von 27,5 cm zurück. Hinman et al. berichteten, dass ihre Teilnehmer entweder acht oder zehn Stufen überwand, machten aber keine Angaben zur Höhe oder Tiefe der Stufen. Die Stufenhöhe kann jedoch die Fähigkeit zum Treppensteigen und damit auch die Geschwindigkeit beim Treppensteigen beeinflussen (Foster et al., 2019).

Bislang ist die hier vorgestellte Studie die erste, welche zusätzlich zur Treppensteigegeschwindigkeit auch die Variabilität der Geschwindigkeit während des Treppensteigens untersucht. Frühere Forschungen basierten hauptsächlich auf der Annahme, dass die Fähigkeit zum Treppensteigen in einem einzigen Maß abgebildet werden könne (Nightingale et al., 2014). Die vorliegenden Ergebnisse zeigen, dass dies nicht der Fall ist. Wenn nur das Gesamtergebnis berichtet wird, gehen die spezifischen Informationen über das Treppensteigemuster wie eine Zunahme der Geschwindigkeit während des Treppensteigens verloren.

Die Datenerhebung mittels Stoppuhr, wie sie in der in der vorliegenden Treppenstudie durchgeführt wurde, fand in einer (einzigen) aktuelleren Publikation Anwendung. In ihrer Untersuchung wiesen Callisaya und Verghese (2018) nach, dass das Treppensteigen die einzige Variable war, die mit der Sturzgeschichte ihrer 424 älterer Proband\*innen ( $M = 77,8$  Jahre,  $SD = 6,4$ ) assoziiert war. Im Gegensatz zu dem in dieser Arbeit verwendeten Studiendesign nutzten sie allerdings eine Treppe mit lediglich drei Stufen und dokumentierten die Bewältigung der Treppe in absoluter Zeit (Sekunden).

#### 4.3.2 Treppensteigegeschwindigkeit – Limitationen, Stärken und Ausblick

Welche Kriterien an eine (volle) Treppensteigefähigkeit gestellt werden beziehungsweise ab wann bei Patient\*innen keine mobilitätsbezogene Beeinträchtigung mehr besteht, wird im klinischen Alltag nicht einheitlich bewertet. Inwiefern die Prädiktivität der Treppensteigegeschwindigkeit in Stufen pro Sekunde und auch das Treppensteigemuster als Parameter geeignet sind, um Stürze auf der Treppe oder andere Ereignisse wie die Rückerlangung der Selbstständigkeit nach Rehabilitation vorherzusagen, muss nun in zukünftigen Studien untersucht werden. Dementsprechend werden in zukünftigen Studien mehr Informationen über die Faktoren benötigt, welche die Treppensteigegeschwindigkeit beeinflussen. Um dies zu erreichen, ist eine größere Anzahl von Teilnehmer\*innen erforderlich als die in der hier dargestellten Studie enthaltene Stichprobe. Zudem wird aus den vorliegenden Ergebnissen die Hypothese abgeleitet, dass es nicht nur wichtig ist, ob eine ältere Person die Geschwindigkeit beim Treppensteigen erhöht, sondern auch, ab welchem Punkt: zum Beispiel ab welcher Anzahl der Stufen. Hierfür ist eine genauere Analyse der Veränderungen in der Treppensteigegeschwindigkeit erforderlich als die in der vorliegenden Studie (lediglich) „halbierte“ Treppensteigegeschwindigkeit. Die Frage nach einer detaillierteren Geschwindigkeitsentwicklung könnte unter Verwendung von Sensoren und neueren Technologien beantwortet werden.

Die für die vorliegende Untersuchung verwendete Methodik ist im Vergleich zur Anwendung neuer Technologien simpel, sowohl in der Anwendung als auch in der Auswertung. Aber gerade dies kann der Vorteil der Methodik sein. Sie ist niederschwellig und kann unabhängig von einem Untersuchungslabor und ohne großen Aufwand im klinischen Alltag angewendet werden.

### 4.4 Sturzangst – kritische Auseinandersetzung

#### 4.4.1 Klassifizierung der Sturzangst – Einbettung in den aktuellen Forschungsstand

In der vorliegenden Untersuchung haben 58 % der TeilnehmerInnen innerhalb der letzten 12 Monate einen Sturz erlitten. Dieses Ergebnis bestätigt die hohe Prävalenz von Stürzen im höheren Alter. Die Prävalenz der Sturzangst bei älteren Menschen wird in der Literatur mit einer sehr hohen Spanne zwischen 29 und 76 % angegeben (Liu et al., 2018). In der vorliegenden Untersuchung wurden von 98 Proband\*innen 37 Proband\*innen in die Kategorie „moderate Sturzangst“

eingeteilt und 16 Proband\*innen in die Kategorie „hohe Sturzangst“. Dies entspräche insgesamt 54 % und kann für die vorliegende Kohorte als eine erwartbare Prävalenz interpretiert werden.

Die statistischen Analysen der Charakteristika der drei Sturzangstgruppen bestätigen, was bereits vielfach in der Forschungsliteratur festgestellt wurde: Dass ein Zusammenhang zwischen der Sturzangst und der Balancefähigkeit sowie Mobilität existiert (Drummond et al., 2022). Dieser Einfluss besteht bekanntermaßen selbst dann, und auch dies konnte in der vorliegenden Kohorte beobachtet werden, wenn keine Sturzgeschichte vorliegt (Makino et al., 2017).

Sturzangst erhöht das Sturzrisiko (Garbin & Fisher, 2023). Und niedrigere Sturzangst kann ein niedrigeres Sturzrisiko erklären (Rodrigues et al., 2023). Ein deutlicher Zusammenhang zwischen der Prävalenz von Stürzen und der Klassifizierung von Sturzangst war in der vorliegenden Studie jedoch nicht zu erkennen. Diese Ergebnisse sind insofern jedoch nicht überraschend, als dass sie die unklare Assoziation von Sturzangst mit früheren Stürzen bestätigen (Denkinger et al., 2015; Dos Santos et al., 2023).

Der Sturzangstscore des SAFE für die vorliegende Kohorte lag bei  $M = 0,76$  ( $SD = 0,58$ ), mit einer Spannweite zwischen 0 und 2,36. Ein Vergleich mit dem in dieser Untersuchung ermitteltem Sturzangstscore und der neueren wissenschaftlichen Literatur ist insofern schwierig, als der Fragebogen in aktueller Forschung zwar hinsichtlich seiner Gütekriterien überprüft und auch in Kohorten mit älteren Menschen eingesetzt wird (Liu & Ng, 2019), Angaben zum ermitteltem Sturzangstscore jedoch fehlen. Die bereits in der Einleitung angeklungenen Unsicherheiten bezüglich der SAFE Score-Berechnung zeigen sich in der von Liu & Ng (2019) publizierte Untersuchung zum Angstvermeidungsverhalten bei 108 älteren Patientinnen ( $M = 60,37$  Jahre,  $SD = 6,3$ ) nach einem Schlaganfall. Die Autoren geben hier einen mittleren Sturzangstscore von 9,75 an. Dieser Wert ist die Summe aus den 11 verwendeten SAFE-Items. Der interessierende Quotient wäre allerdings 0,89 (Dividend 9,75 und Divisor 11) und entspräche damit der hier in der vorliegenden Arbeit klassifizierten „moderaten Sturzangstgruppe“.

Eine frühere Untersuchung von Hornyak et al. (2013) hatte zum Ziel, Zusammenhänge zwischen Sturzangst und der täglichen Gesamtaktivität bei älteren Menschen zu beschreiben. Sie verwendeten den SAFE und bezeichneten ihre Kohorte mit 78 älteren PatientInnen ( $M = 77,6$  Jahre,  $SD = 5,9$ ) als „low fear sample“, wobei sie insgesamt einen mittleren SAFE Angstscore von 0,39 ( $SD = 0,42$ ) berichteten. Die Originalautoren Lachman et al. (1998) ermittelten etwas höhere Werte als Hornyak et al. und etwas niedrigere als in der aktuellen Stichprobe, mit 0,24 ( $SD = 0,32$ ) für die

"gar nicht ängstliche" Gruppe, einem Mittelwert von 0,66 (SD = 0,58) für die „ängstliche Gruppe ohne Einschränkungen“ und einem Mittelwert von 1,27 (SD = 0,71) für die „ängstliche Gruppe mit Einschränkungen“ (Lachman et al., 1998). Im Gegensatz zu Lachman et al. weisen die drei klassifizierten Gruppen mit 0,26 sowie 0,9 und 1,8 somit etwas höhere mittlere Angstwerte auf. Die Ursachen für die höheren Angstwerte in der aktuellen Stichprobe können durch die Studienpopulation erklärt werden, in der bei 58 % der Teilnehmer\*innen eine Sturzgeschichte vorlag und 67 % ein Hilfsmittel benutzten. Zudem befanden sich die Teilnehmer\*innen im stationären Aufenthalt und wiesen eine relativ niedrige Mobilität (de Morton Mobility Index) und niedrige Balancefähigkeiten (Fullerton Advanced Balance Scale Werte) auf. Des Weiteren wurden im Gegensatz zu Lachman et al. alle 11 Antworten zu allen Aktivitäten in die Berechnung einbezogen, unabhängig davon, ob die Aktivitäten von einem Teilnehmer ausgeführt wurden oder nicht. Laut den Originalautoren kann der Wert für die Sturzangst im Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly abgeleitet werden, indem a) die durchschnittliche Sturzangst über alle 11 Aktivitäten verwendet wird (Li et al., 2003) oder b) indem nur die Aktivitäten verwendet werden, die von dem einzelnen Teilnehmer ausgeführt werden (Hornyak et al., 2013). Für die vorliegende Studie wurde die durchschnittliche Angst über alle Aktivitäten hinweg verwendet, was, wie bereits beschrieben, zu einem Wert von 0,76 (SD = 0,58, Min-Max 0-2,36) führte. Der Sturzangstscore der gesamten Kohorte wäre niedriger gewesen, wenn die nicht ausgeführten Aktivitäten ausgeschlossen worden wären (M=0,47, SD = 0,52).

#### 4.4.2 Klassifizierung der Sturzangst – Limitationen, Stärken und Ausblick

Kritik an der dargestellten Vorgehensweise könnte lauten, dass die Kategorisierung von kontinuierlichen Variablen Probleme birgt, wie der Verlust der statistischen Aussagekraft, dem Risiko einer zu starken Vereinfachung oder der Unterschätzung des Ausmaßes der Unterschiede zwischen den Gruppen. Aus rein statistisch-analytischer Sicht ist sicherlich der Gesamtscore relevant und auch sensibler als die in der vorliegenden Publikation vorgenommene Kategorisierung in drei Gruppen. Für die klinische Entscheidungsfindung hilft es jedoch, sich mithilfe der Kategorisierung in den nächsten Behandlungsschritten leiten zu lassen. Drei Gruppen sind einfacher zu interpretieren und zu handhaben als der Gesamtscore des SAFE von 0 bis 3. In der Kommunikation zwischen Therapeut\*innen und Patient\*innen hilft eine Kategorisierung dabei, über die Sturzangst zu sprechen und deren Höhe einzuordnen. Zudem trägt die Kategorisierung zu einem aussagekräftigen

Ergebnis in klinischen Studien bei, beispielsweise wenn untersucht werden sollte, bei wie vielen der Patient\*innen eine hohe Sturzangst durch eine Intervention, wie beispielsweise die Teilnahme an einem Sturzpräventionskurs, zu moderater oder niedriger Sturzangst reduziert werden konnte. Inwiefern die in der beschriebenen Studie berechneten Grenzwerte von 0,6 und 1,4 auf andere Kohorten und Settings übertragbar sind, muss in zukünftigen Untersuchungen geprüft und anhand einer größeren Stichprobe bewiesen werden.

#### 4.5 Implikationen für die Praxis

Vor dem Hintergrund, dass es ein Sturzrisikoscreening bei älteren Menschen ermöglicht, geeignete Strategien für die Prävention von Stürzen einzuleiten und so die vielfältigen sturzbedingten Folgen zu verringern, betrachtete die vorliegende Arbeit Aspekte des Sturzrisikoscreenings speziell aus dem Blickwinkel der Physiotherapie. Die dargestellten Untersuchungen beschäftigten sich dabei thematisch mit Methoden, welche vorwiegend intrinsische Sturzrisikofaktoren wie die Sturzangst und Mobilität fokussieren, die wiederum potenziell modifizierbar sind.

Die Verlegung des SensFloors setzt geeignete Räumlichkeiten voraus und ist mit (hohen) Kosten verbunden. Für die Wartung und das Training der Technologie wird zudem die Expertise der Entwickler benötigt. Der große Vorteil im klinischen Alltag bleibt jedoch, dass ein kurzes Screening durch den SensFloor®, eine erste Klassifizierung von sturzgefährdeten und nicht-sturzgefährdeten älteren Personen, zeitliche und personelle Ressourcen sparen würde. Das System ist im Vergleich zu allen anderen Bodensensoren sehr robust und damit geeignet in der Praxis eingesetzt zu werden - selbst im klinischen Alltag, wo wenig Raum zur Rücksichtnahme auf fragile Sensoren vorhanden ist. Das unauffällige Erscheinungsbild sorgt zudem dafür, dass das System die Patient\*innen während der Gangaufzeichnung nicht stört, da keine Teile des Systems sichtbar sind.

Die Erhebung der Treppensteigegeschwindigkeit mit der Stoppuhr eines Smartphones ist einfach umsetzbar und erzeugt keinen Mehraufwand für die Therapeut\*innen. Ganz im Gegenteil, die Erhebung fügt sich nahtlos in die Befunderhebung und Behandlung der Patient\*innen ein und bietet quantitative Daten zur Treppensteigefähigkeit.

Gleiches gilt für die Erhebung der Sturzangst mit dem SAFE-Fragebogen, mit dem, innerhalb weniger Minuten, der persönliche Bereich der Sturzangst ermittelt werden kann. Der regelmäßige Einsatz des SAFE ist aus physiotherapeutischer Sicht besonders sinnvoll, um den Verlauf der Sturzangst mit ihren negativen gesundheitlichen Folgen zu erfassen und um individuell intervenieren

zu können. Anzumerken ist, dass der SAFE zwar als Selbstauskunftsfragebogen angelegt ist, sich in der Untersuchung jedoch herausgestellt hat, dass dieser aufgrund seiner Komplexität besser in einem face-to-face-Interview angewendet werden sollte.

Beides, die Erhebung der Treppensteigegeschwindigkeit und die Erhebung der Sturzangst, können ohne großen zeitlichen oder finanziellen Mehraufwand in den Klinikalltag integriert werden. Sie sind als Hilfsmittel zu verstehen, deren Relevanz für die Entscheidungsfindung in der Physiotherapie zurzeit mutmaßlich noch unterschätzt wird.

## 5 Schlussfolgerungen

Das Treppensteigen und der Gang in der Ebene als wichtige Aspekte der Mobilität sowie die Sturzangst, die dazu führt, dass ältere Menschen Aktivitäten vermeiden, stehen in einem unumstritten engen Zusammenhang mit der Sturzgefahr. Mit den hier beschriebenen Studien konnten neue Erkenntnisse zu diesen drei Aspekten gewonnen werden. Nun gilt es erstens, die Gütekriterien der SensFloor-Technologie weiterzuerforschen und die Vorteile der künstlichen Intelligenz für die Ganganalyse zu nutzen sowie zweitens, die Erhebung der Treppensteigegeschwindigkeit in die klinische Praxis zu überführen sowie ihre externe Validität und ihre Vorhersagefähigkeit für das Eintreten von Stürzen zu überprüfen. Drittens sollte die Sturzangst, auch im Sinne des bio-psycho-sozialen Modelles, weiter in den Fokus der Gesundheitsdienstleister\*innen gerückt werden.



## Literaturverzeichnis

- Ackermans, T., Francksen, N., Lees, C., Papatzika, F., Arampatzis, A., Baltzopoulos, V., Lisboa, P., Hollands, M., O'Brien, T., & Maganaris, C. (2021). Prediction of Balance Perturbations and Falls on Stairs in Older People Using a Biomechanical Profiling Approach: A 12-Month Longitudinal Study. *The Journals of Gerontology: Series A*, 76(4), 638–646. <https://doi.org/10.1093/gerona/glaa130>
- Akhtaruzzaman, Shafie, A. A., & Khan, R. (2016). GAIT ANALYSIS: SYSTEMS, TECHNOLOGIES, AND IMPORTANCE. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 16(07), 1630003. <https://doi.org/10.1142/S0219519416300039>
- Alharthi, A. S., Casson, A. J., & Ozanyan, K. B. (2021). Spatiotemporal Analysis by Deep Learning of Gait Signatures From Floor Sensors. *IEEE Sensors Journal*, 21(15), 16904–16914. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3078336>
- Alharthi, A. S., Yunas, S. U., & Ozanyan, K. B. (2019). Deep Learning for Monitoring of Human Gait: A Review. *IEEE Sensors Journal*, 19(21), 9575–9591. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2928777>
- Allali, G., Ayers, E. I., Holtzer, R., & Verghese, J. (2017). The role of postural instability/gait difficulty and fear of falling in predicting falls in non-demented older adults. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 69, 15–20. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2016.09.008>
- Alzahrani, M. A., Dean, C. M., & Ada, L. (2009). Ability to negotiate stairs predicts free-living physical activity in community-dwelling people with stroke: An observational study. *Australian Journal of Physiotherapy*, 55(4), 277–281. [https://doi.org/10.1016/S0004-9514\(09\)70008-X](https://doi.org/10.1016/S0004-9514(09)70008-X)

- 
- Ambrose, A. F., Paul, G., & Hausdorff, J. M. (2013). Risk factors for falls among older adults: A review of the literature. *Maturitas*, 75(1), 51–61. <https://doi.org/10.1016/j.maturitas.2013.02.009>
- American Geriatrics Society and British Geriatrics Society. (2011). Summary of the Updated American Geriatrics Society/British Geriatrics Society Clinical Practice Guideline for Prevention of Falls in Older Persons: AGS/BGS CLINICAL PRACTICE GUIDELINE FOR PREVENTION OF FALLS. *Journal of the American Geriatrics Society*, 59(1), 148–157. <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.2010.03234.x>
- Ángeles, C.-M. M., Laura, A.-M., Consuelo, C.-S. M., Manuel, R.-R., Eva, A.-C., & Covadonga, G.-P. A. (2022). The effect that the Otago Exercise Programme had on fear of falling in community dwellers aged 65–80 and associated factors. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 99, 104620. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2022.104620>
- Arning, K., & Ziefle, M. (2015). “Get that Camera Out of My House!” Conjoint Measurement of Preferences for Video-Based Healthcare Monitoring Systems in Private and Public Places. In A. Geissbühler, J. Demongeot, M. Mokhtari, B. Abdulrazak, & H. Aloulou (Hrsg.), *Inclusive Smart Cities and e-Health* (Bd. 9102, S. 152–164). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-19312-0\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-319-19312-0_13)
- Avin, K. G., Hanke, T. A., Kirk-Sanchez, N., McDonough, C. M., Shubert, T. E., Hardage, J., & Hartley, G. (2015). Management of Falls in Community-Dwelling Older Adults: Clinical Guidance Statement From the Academy of Geriatric Physical Therapy of the American Physical Therapy Association. *Physical Therapy*, 95(6), 815–834. <https://doi.org/10.2522/ptj.20140415>

- 
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change. *Psychological Review*, *84*(2), 191–215. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.84.2.191>
- Bean, Jonathan., Herman, Seth., Kiely, Dan K., Callahan, Damian., Mizer, Kelly., Frontera, Walter R., & Fielding, Roger A. (2002). Weighted Stair Climbing in Mobility-Limited Older People: A Pilot Study. *Journal of the American Geriatrics Society*, *50*(4), 663–670. <https://doi.org/10.1046/j.1532-5415.2002.50160.x>
- Berg, K. (1989). Measuring balance in the elderly: Preliminary development of an instrument. *Physiotherapy Canada*, *41*(6), 304–311. <https://doi.org/10.3138/ptc.41.6.304>
- Bergland, A. (2012). Fall risk factors in community-dwelling elderly people. *Norsk Epidemiologi*, *22*(2). <https://doi.org/10.5324/nje.v22i2.1561>
- Bhala, R. P., O'Donnell, J., & Thoppil, E. (1982). Ptophobia. *Physical Therapy*, *62*(2), 187–190. <https://doi.org/10.1093/ptj/62.2.187>
- Bonetti, L. V., Hassan, S. A., Kasawara, K. T., & Reid, W. D. (2019). The effect of mental tracking task on spatiotemporal gait parameters in healthy younger and middle- and older aged participants during dual tasking. *Experimental Brain Research*, *237*(12), 3123–3132. <https://doi.org/10.1007/s00221-019-05659-z>
- Braun, T., Schulz, R.-J., Hoffmann, M., Reinke, J., Tofaute, L., Urner, C., Krämer, H., Bock, T., De Morton, N., & Grüneberg, C. (2015). Deutsche Version des De Morton Mobility Index: Erste klinische Ergebnisse aus dem Prozess der interkulturellen Adaptation. *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie*, *48*(2), 154–163. <https://doi.org/10.1007/s00391-014-0648-3>
- Bridenbaugh, S. A., & Kressig, R. W. (2011). Laboratory Review: The Role of Gait Analysis in Seniors' Mobility and Fall Prevention. *Gerontology*, *57*(3), 256–264. <https://doi.org/10.1159/000322194>

- 
- Brodowski, H., Andres, N., Gumny, M., Eicher, C., Steinhagen-Thiessen, E., Tannen, A., & Kiselev, J. (2021). Reliability of stair-climbing speed in two cohorts of older adults. *International Journal of Therapy and Rehabilitation*, *28*(11), 1–15. <https://doi.org/10.12968/ijtr.2020.0137>
- Brodowski, H., Strutz, N., Mueller-Werdan, U., & Kiselev, J. (2022). Categorizing fear of falling using the survey of activities and fear of falling in the elderly questionnaire in a cohort of hospitalized older adults: A cross-sectional design. *International Journal of Nursing Studies*, *126*, 104152. <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2021.104152>
- Brown, C. J., & Flood, K. L. (2013). Mobility Limitation in the Older Patient: A Clinical Review. *JAMA*, *310*(11), 1168. <https://doi.org/10.1001/jama.2013.276566>
- Brown, C. J., Friedkin, R. J., & Inouye, S. K. (2004). Prevalence and Outcomes of Low Mobility in Hospitalized Older Patients: PREVALENCE AND OUTCOMES OF LOW MOBILITY. *Journal of the American Geriatrics Society*, *52*(8), 1263–1270. <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.2004.52354.x>
- Caldas, R., Mundt, M., Potthast, W., Buarque De Lima Neto, F., & Markert, B. (2017). A systematic review of gait analysis methods based on inertial sensors and adaptive algorithms. *Gait & Posture*, *57*, 204–210. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2017.06.019>
- Callisaya, M. L., & Verghese, J. (2018). The Association of Clinic-Based Mobility Tasks and Measures of Community Performance and Risk. *PM&R*, *10*(7), 704-711.e1. <https://doi.org/10.1016/j.pmrj.2017.12.008>
- Caramia, C., Torricelli, D., Schmid, M., Munoz-Gonzalez, A., Gonzalez-Vargas, J., Grandas, F., & Pons, J. L. (2018). IMU-Based Classification of Parkinson's Disease From Gait: A Sensitivity Analysis on Sensor Location and Feature Selection. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, *22*(6), 1765–1774. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2018.2865218>

- 
- Deandrea, S., Lucenteforte, E., Bravi, F., Foschi, R., La Vecchia, C., & Negri, E. (2010). Risk Factors for Falls in Community-dwelling Older People: A Systematic Review and Meta-analysis. *Epidemiology, 21*(5), 658–668. <https://doi.org/10.1097/EDE.0b013e3181e89905>
- Delbaere, K. (2004). Fear-related avoidance of activities, falls and physical frailty. A prospective community-based cohort study. *Age and Ageing, 33*(4), 368–373. <https://doi.org/10.1093/ageing/afh106>
- Denkinger, M. D., Lukas, A., Nikolaus, T., & Hauer, K. (2015). Factors Associated with Fear of Falling and Associated Activity Restriction in Community-Dwelling Older Adults: A Systematic Review. *The American Journal of Geriatric Psychiatry, 23*(1), 72–86. <https://doi.org/10.1016/j.jagp.2014.03.002>
- DIMDI. (2020). *ICD-10-GM Version 2020, Systematisches Verzeichnis, Internationale statistische Klassifikation der Krankheiten und verwandter Gesundheitsprobleme, 10. Revision, Stand: 20. September 2019.*
- Donath, L., Faude, O., Roth, R., & Zahner, L. (2014). Effects of stair-climbing on balance, gait, strength, resting heart rate, and submaximal endurance in healthy seniors: Stair-climbing in healthy seniors. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports, 24*(2), e93–e101. <https://doi.org/10.1111/sms.12113>
- Dos Santos, E. P. R., Ohara, D. G., Patrizzi, L. J., De Walsh, I. A. P., Silva, C. D. F. R., Da Silva Neto, J. R., Oliveira, N. G. N., Matos, A. P., Iosimuta, N. C. R., Pinto, A. C. P. N., & Pegorari, M. S. (2023). Investigating Factors Associated with Fear of Falling in Community-Dwelling Older Adults through Structural Equation Modeling Analysis: A Cross-Sectional Study. *Journal of Clinical Medicine, 12*(2), 545. <https://doi.org/10.3390/jcm12020545>

- Drummond, F. M. M., Lourenço, R. A., & Lopes, C. S. (2022). Association between fear of falling and spatial and temporal parameters of gait in older adults: The FIBRA-RJ study. *European Geriatric Medicine, 13*(2), 407–413. <https://doi.org/10.1007/s41999-021-00601-5>
- Dubbeldam, R., Lee, Y. Y., Pennone, J., Mochizuki, L., & Le Mouel, C. (2023). Systematic review of candidate prognostic factors for falling in older adults identified from motion analysis of challenging walking tasks. *European Review of Aging and Physical Activity, 20*(1), 2. <https://doi.org/10.1186/s11556-023-00312-9>
- Dubé, B.-P., Houle-Péloquin, M., Sauvageau, B., Lalande-Gauthier, M., & Poirier, C. (2017). Stair-Climbing Capacity as a Marker of Improvement Following Pulmonary Rehabilitation. *Journal of Cardiopulmonary Rehabilitation and Prevention, 37*(3), 229–233. <https://doi.org/10.1097/HCR.0000000000000214>
- Duncan, P. W., Weiner, D. K., Chandler, J., & Studenski, S. (1990). Functional Reach: A New Clinical Measure of Balance. *Journal of Gerontology, 45*(6), M192–M197. <https://doi.org/10.1093/geronj/45.6.M192>
- Finch, T. L., Bamford, C., Deary, V., Sabin, N., & Parry, S. W. (2014). Making sense of a cognitive behavioural therapy intervention for fear of falling: Qualitative study of intervention development. *BMC Health Services Research, 14*(1), 436. <https://doi.org/10.1186/1472-6963-14-436>
- Foster, R. J., Maganaris, C. N., Reeves, N. D., & Buckley, J. G. (2019). Centre of mass control is reduced in older people when descending stairs at an increased riser height. *Gait & Posture, 73*, 305–314. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2019.08.004>
- Friedman, S. M., Munoz, B., West, S. K., Rubin, G. S., & Fried, L. P. (2002). Falls and Fear of Falling: Which Comes First? A Longitudinal Prediction Model Suggests Strategies for Primary and

- Secondary Prevention. *Journal of the American Geriatrics Society*, 50(8), 1329–1335.  
<https://doi.org/10.1046/j.1532-5415.2002.50352.x>
- Gale, C. R., Cooper, C., & Aihie Sayer, A. (2016). Prevalence and risk factors for falls in older men and women: The English Longitudinal Study of Ageing. *Age and Ageing*, 45(6), 789–794.  
<https://doi.org/10.1093/ageing/afw129>
- Ganz, D. A., Bao, Y., Shekelle, P. G., & Rubenstein, L. Z. (2007). Will My Patient Fall? *JAMA*, 297(1), 77. <https://doi.org/10.1001/jama.297.1.77>
- Garbin, A. J., & Fisher, B. E. (2023). The Interplay Between Fear of Falling, Balance Performance, and Future Falls: Data From the National Health and Aging Trends Study. *Journal of Geriatric Physical Therapy*, 46(2), 110–115. <https://doi.org/10.1519/JPT.0000000000000324>
- Gavin, J. P., Immins, T., & Wainwright, T. (2017). Stair negotiation as a rehabilitation intervention for enhancing recovery following total hip and knee replacement surgery. *International Journal of Orthopaedic and Trauma Nursing*, 25, 3–10.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijotn.2016.10.001>
- Götz-Neumann, K. (2016). *Gehen verstehen: Ganganalyse in der Physiotherapie* (4. Auflage). Georg Thieme Verlag.
- Helbostad, J. L., Vereijken, B., Hesseberg, K., & Sletvold, O. (2009). Altered vision destabilizes gait in older persons. *Gait & Posture*, 30(2), 233–238. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2009.05.004>
- Hinman, M. R., O'Connell, J. K., Dorr, M., Hardin, R., Tumlinson, A. B., & Varner, B. (2014). Functional Predictors of Stair-Climbing Speed in Older Adults. *Journal of Geriatric Physical Therapy*, 37(1), 1–6. <https://doi.org/10.1519/JPT.0b013e318298969f>

- 
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Hoffmann, R., Brodowski, H., Steinhage, A., & Grzegorzec, M. (2021). Detecting Walking Challenges in Gait Patterns Using a Capacitive Sensor Floor and Recurrent Neural Networks. *Sensors*, 21(4), 1086. <https://doi.org/10.3390/s21041086>
- Hoffmann, R., Lauterbach, C., Conradt, J., & Steinhage, A. (2018). Estimating a person's age from walking over a sensor floor. *Computers in Biology and Medicine*, 95, 271–276. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2017.11.003>
- Hoffmann, R., Lauterbach, C., Techmer, A., Conradt, J., & Steinhage, A. (2016). Recognising Gait Patterns of People in Risk of Falling with a Multi-layer Perceptron. In E. Piętka, P. Badura, J. Kawa, & W. Wieclawek (Hrsg.), *Information Technologies in Medicine* (Bd. 472, S. 87–97). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-39904-1\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-319-39904-1_8)
- Hollman, J. H., Childs, K. B., McNeil, M. L., Mueller, A. C., Quilter, C. M., & Youdas, J. W. (2010). Number of strides required for reliable measurements of pace, rhythm and variability parameters of gait during normal and dual task walking in older individuals. *Gait & Posture*, 32(1), 23–28. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2010.02.017>
- Hollman, J. H., Kovash, F. M., Kubik, J. J., & Linbo, R. A. (2007). Age-related differences in spatio-temporal markers of gait stability during dual task walking. *Gait & Posture*, 26(1), 113–119. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2006.08.005>
- Hornyak, V., Brach, J. S., Wert, D. M., Hile, E., Studenski, S., & VanSwearingen, J. M. (2013). What Is the Relation Between Fear of Falling and Physical Activity in Older Adults? *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 94(12), 2529–2534. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2013.06.013>



- 
- Hughes, C. C., Kneebone, I. I., Jones, F., & Brady, B. (2015). A theoretical and empirical review of psychological factors associated with falls-related psychological concerns in community-dwelling older people. *International Psychogeriatrics*, 27(7), 1071–1087. <https://doi.org/10.1017/S1041610214002701>
- Hughes, J. P., McDowell, M. A., & Brody, D. J. (2008). Leisure-Time Physical Activity Among US Adults 60 or More Years of Age: Results From NHANES 1999–2004. *Journal of Physical Activity and Health*, 5(3), 347–358. <https://doi.org/10.1123/jpah.5.3.347>
- Jacobs, J. V. (2016). A review of stairway falls and stair negotiation: Lessons learned and future needs to reduce injury. *Gait & Posture*, 49, 159–167. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.06.030>
- Jansen, C.-P., Gross, M., Kramer-Gmeiner, F., Blessing, U., Becker, C., & Schwenk, M. (2021). Empfehlungspapier für das körperliche Gruppentraining zur Sturzprävention bei älteren, zu Hause lebenden Menschen: Aktualisierung des Empfehlungspapiers der Bundesinitiative Sturzprävention von 2009. *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie*, 54(3), 229–239. <https://doi.org/10.1007/s00391-021-01876-w>
- Kanzler, C. M., Barth, J., Klucken, J., & Eskofier, B. M. (2016). Inertial sensor based gait analysis discriminates subjects with and without visual impairment caused by simulated macular degeneration. *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 4979–4982. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7591845>
- Katz, R., & Shah, P. (2010). The Patient Who Falls: Challenges for Families, Clinicians, and Communities. *JAMA*, 303(3), 273. <https://doi.org/10.1001/jama.2009.2016>

- Kellogg International Work Group. (1987). The prevention of falls in later life. A report of the Kellogg International Work Group on the Prevention of Falls by the Elderly. *Danish Medical Bulletin*, *34 Suppl 4*, 1–24.
- Kloos, A. D., Kegelmeyer, D. A., Ambrogi, K., Kline, D., McCormack-Mager, M., Schroeder, B., & Kostyk, S. K. (2019). The Step Test Evaluation of Performance on Stairs (STEPS): Validation and reliability in a neurological disorder. *PLOS ONE*, *14*(3), e0213698. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0213698>
- Kramarow, E., Chen, L.-H., Hedegaard, H., & Warner, M. (2015). Deaths from unintentional injury among adults aged 65 and over: United States, 2000-2013. *NCHS Data Brief*, *199*, 199.
- Lachman, M. E., Howland, J., Tennstedt, S., Jette, A., Assmann, S., & Peterson, E. W. (1998). Fear of Falling and Activity Restriction: The Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly (SAFE). *The Journals of Gerontology Series B: Psychological Sciences and Social Sciences*, *53B*(1), P43–P50. <https://doi.org/10.1093/geronb/53B.1.P43>
- Lavedán, A., Viladrosa, M., Jürschik, P., Botigué, T., Nuín, C., Masot, O., & Lavedán, R. (2018). Fear of falling in community-dwelling older adults: A cause of falls, a consequence, or both? *PLOS ONE*, *13*(3), e0194967. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194967>
- Li, F., Fisher, K. J., Harmer, P., McAuley, E., & Wilson, N. L. (2003). Fear of Falling in Elderly Persons: Association With Falls, Functional Ability, and Quality of Life. *The Journals of Gerontology Series B: Psychological Sciences and Social Sciences*, *58*(5), P283–P290. <https://doi.org/10.1093/geronb/58.5.P283>
- Liu, T.-W., Ng, G. Y. F., Chung, R. C. K., & Ng, S. S. M. (2018). Cognitive behavioural therapy for fear of falling and balance among older people: A systematic review and meta-analysis. *Age and Ageing*, *47*(4), 520–527. <https://doi.org/10.1093/ageing/afy010>

- Liu, T.-W., & Ng, S. S. M. (2019). The reliability and validity of the Survey of Activities and Fear of Falling in the Elderly for assessing fear and activity avoidance among stroke survivors. *PLOS ONE*, *14*(4), e0214796. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0214796>
- Lunsford, B. R., & Perry, J. (1995). The Standing Heel-Rise Test for Ankle Plantar Flexion: Criterion for Normal. *Physical Therapy*, *75*(8), 694–698. <https://doi.org/10.1093/ptj/75.8.694>
- MacKay, S., Ebert, P., Harbidge, C., & Hogan, D. B. (2021). Fear of Falling in Older Adults: A Scoping Review of Recent Literature. *Canadian Geriatrics Journal*, *24*(4), 379–394. <https://doi.org/10.5770/cgj.24.521>
- Mahoney, Fl., & Barthel, DW. (1965). FUNCTIONAL EVALUATION: THE BARTHEL INDEX. *Maryland State Medical Journal*, *14*, 61–65.
- Mahoney, J. E. (1998). Immobility and falls. *Clinics in Geriatric Medicine*, *14*(4), 699–726.
- Makino, K., Makizako, H., Doi, T., Tsutsumimoto, K., Hotta, R., Nakakubo, S., Suzuki, T., & Shimada, H. (2017). Fear of falling and gait parameters in older adults with and without fall history: Fear of falling and gait parameters. *Geriatrics & Gerontology International*, *17*(12), 2455–2459. <https://doi.org/10.1111/ggi.13102>
- Mclsaac, T. L., & Benjapalakorn, B. (2015). Allocation of attention and dual-task effects on upper and lower limb task performance in healthy young adults. *Experimental Brain Research*, *233*(9), 2607–2617. <https://doi.org/10.1007/s00221-015-4333-6>
- Meekes, W. M. A., Leemrijse, C. J., Weesie, Y. M., Van De Goor, I. A. M., Donker, G. A., & Korevaar, J. C. (2021). Falls prevention at GP practices: A description of daily practice. *BMC Family Practice*, *22*(1), 190. <https://doi.org/10.1186/s12875-021-01540-7>
- Menz, H. B., Latt, M. D., Tiedemann, A., Mun San Kwan, M., & Lord, S. R. (2004). Reliability of the GAITRite® walkway system for the quantification of temporo-spatial parameters of gait in

- young and older people. *Gait & Posture*, 20(1), 20–25. [https://doi.org/10.1016/S0966-6362\(03\)00068-7](https://doi.org/10.1016/S0966-6362(03)00068-7)
- Moncada, L. V. V., & Mire, L. G. (2017). Preventing Falls in Older Persons. *American Family Physician*, 96(4), 240–247.
- Montero-Odasso, M. M., Kamkar, N., Pieruccini-Faria, F., Osman, A., Sarquis-Adamson, Y., Close, J., Hogan, D. B., Hunter, S. W., Kenny, R. A., Lipsitz, L. A., Lord, S. R., Madden, K. M., Petrovic, M., Ryg, J., Speechley, M., Sultana, M., Tan, M. P., Van Der Velde, N., Verghese, J., ... Kobusingye, O. (2021). Evaluation of Clinical Practice Guidelines on Fall Prevention and Management for Older Adults: A Systematic Review. *JAMA Network Open*, 4(12), e2138911. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2021.38911>
- Moreland, B., Kakara, R., & Henry, A. (2020). Trends in Nonfatal Falls and Fall-Related Injuries Among Adults Aged  $\geq 65$  Years—United States, 2012–2018. *MMWR. Morbidity and Mortality Weekly Report*, 69(27), 875–881. <https://doi.org/10.15585/mmwr.mm6927a5>
- Mortaza, N., Abu Osman, N. A., & Mehdikhani, N. (2014). Are the spatio-temporal parameters of gait capable of distinguishing a faller from a non-faller elderly? *European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine*, 50(6), 677–691.
- Myers, A. M., Powell, L. E., Maki, B. E., Holliday, P. J., Brawley, L. R., & Sherk, W. (1996). Psychological Indicators of Balance Confidence: Relationship to Actual and Perceived Abilities. *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences*, 51A(1), M37–M43. <https://doi.org/10.1093/gerona/51A.1.M37>
- Nadeau, S., McFadyen, B. J., & Malouin, F. (2003). Frontal and sagittal plane analyses of the stair climbing task in healthy adults aged over 40 years: What are the challenges compared to

- level walking? *Clinical Biomechanics*, 18(10), 950–959. [https://doi.org/10.1016/S0268-0033\(03\)00179-7](https://doi.org/10.1016/S0268-0033(03)00179-7)
- National Institute for Health and Care Excellence (NICE). (2013). *Falls: Assessment and Prevention of Falls in Older People*. National Institute for Health and Care Excellence (NICE). <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK258885/>
- Nightingale, E. J., Pourkazemi, F., & Hiller, C. E. (2014). Systematic review of timed stair tests. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 51(3), 335–350. <https://doi.org/10.1682/JRRD.2013.06.0148>
- Park, S.-H. (2018). Tools for assessing fall risk in the elderly: A systematic review and meta-analysis. *Aging Clinical and Experimental Research*, 30(1), 1–16. <https://doi.org/10.1007/s40520-017-0749-0>
- Perry, J., & Burnfield, J. M. (2010). *Gait Analysis. Normal and Pathological Function, Second Edition*. (2. Auflage). SLACK Incorporated.
- Podsiadlo, D., & Richardson, S. (1991). The Timed “Up & Go”: A Test of Basic Functional Mobility for Frail Elderly Persons. *Journal of the American Geriatrics Society*, 39(2), 142–148. <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.1991.tb01616.x>
- Porta, M. S. (Hrsg.). (2008). *A dictionary of epidemiology* (5th ed). Oxford University Press.
- Powell, L. E., & Myers, A. M. (1995). The Activities-specific Balance Confidence (ABC) Scale. *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences*, 50A(1), M28–M34. <https://doi.org/10.1093/gerona/50A.1.M28>
- Rodrigues, F., Monteiro, A. M., Forte, P., & Morouço, P. (2023). Effects of Muscle Strength, Agility, and Fear of Falling on Risk of Falling in Older Adults. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(6), 4945. <https://doi.org/10.3390/ijerph20064945>

- 
- Rose, D. J., Lucchese, N., & Wiersma, L. D. (2006). Development of a Multidimensional Balance Scale for Use With Functionally Independent Older Adults. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 87*(11), 1478–1485. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2006.07.263>
- Roth, N., Küderle, A., Prossel, D., Gassner, H., Eskofier, B. M., & Kluge, F. (2021). An Inertial Sensor-Based Gait Analysis Pipeline for the Assessment of Real-World Stair Ambulation Parameters. *Sensors, 21*(19), 6559. <https://doi.org/10.3390/s21196559>
- Ruff, R. R., Rosenblum, R., Fischer, S., Meghani, H., Adamic, J., & Lee, K. K. (2014). Associations between building design, point-of-decision stair prompts, and stair use in urban worksites. *Preventive Medicine, 60*, 60–64. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2013.12.006>
- Saboor, A., Kask, T., Kuusik, A., Alam, M. M., Le Moullec, Y., Niazi, I. K., Zoha, A., & Ahmad, R. (2020). Latest Research Trends in Gait Analysis Using Wearable Sensors and Machine Learning: A Systematic Review. *IEEE Access, 8*, 167830–167864. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3022818>
- Scheffer, A. C., Schuurmans, M. J., Van Dijk, N., Van Der Hooft, T., & De Rooij, S. E. (2008). Fear of falling: Measurement strategy, prevalence, risk factors and consequences among older persons. *Age and Ageing, 37*(1), 19–24. <https://doi.org/10.1093/ageing/afm169>
- Schott, N. (2008). Deutsche Adaptation der “Activities-Specific Balance Confidence (ABC) Scale,, zur Erfassung der sturzassozierten Selbstwirksamkeit. *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie, 41*(6), 475–485. <https://doi.org/10.1007/s00391-007-0504-9>
- Senderovich, H., Bayeva, N., Montagnese, B., & Yendamuri, A. (2021). Managing Fall Prevention through Exercise in Older Adults Afflicted by Cognitive and Strength Impairment. *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders, 50*(6), 507–518. <https://doi.org/10.1159/000521140>

- 
- Serlin, R. C., Mendoza, T. R., Nakamura, Y., Edwards, K. R., & Cleeland, C. S. (1995). When is cancer pain mild, moderate or severe? Grading pain severity by its interference with function. *Pain, 61*(2), 277–284. [https://doi.org/10.1016/0304-3959\(94\)00178-H](https://doi.org/10.1016/0304-3959(94)00178-H)
- Shumway-Cook, A., & Woollacott, M. H. (2017). *Motor control: Translating research into clinical practice* (5th ed). Wolters Kluwer Health/Lippincott Williams & Wilkins.
- Simoneau, G. G., Cavanagh, P. R., Ulbrecht, J. S., Leibowitz, H. W., & Tyrrell, R. A. (1991). The Influence of Visual Factors on Fall-related Kinematic Variables During Stair Descent by Older Women. *Journal of Gerontology, 46*(6), M188–M195. <https://doi.org/10.1093/geronj/46.6.M188>
- Sousa, M., Techmer, A., Steinhage, A., Lauterbach, C., & Lukowicz, P. (2013). Human tracking and identification using a sensitive floor and wearable accelerometers. *2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, 166–171. <https://doi.org/10.1109/PerCom.2013.6526728>
- Startzell, J. K., Owens, D. A., Mulfinger, L. M., & Cavanagh, P. R. (2000). Stair Negotiation in Older People: A Review. *Journal of the American Geriatrics Society, 48*(5), 567–580. <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.2000.tb05006.x>
- Steinhage, A., & Lauterbach, C. (2013). SensFloor® and NaviFloor®: Robotics Applications for a Large-Area Sensor System. *International Journal of Intelligent Mechatronics and Robotics, 3*(3), 43–59. <https://doi.org/10.4018/ijimr.2013070104>
- Stel, V. S., Smit, J. H., Pluijm, S. M. F., & Lips, P. (2004). Consequences of falling in older men and women and risk factors for health service use and functional decline. *Age and Ageing, 33*(1), 58–65. <https://doi.org/10.1093/ageing/afh028>

- Stevens, J. A., Ballesteros, M. F., Mack, K. A., Rudd, R. A., DeCaro, E., & Adler, G. (2012). Gender Differences in Seeking Care for Falls in the Aged Medicare Population. *American Journal of Preventive Medicine, 43*(1), 59–62. <https://doi.org/10.1016/j.amepre.2012.03.008>
- Su, Q., Gao, Y., Zhang, J., Tang, J., Song, M., Song, J., Mao, Y., & Pi, H. (2021). Prevalence of Fear of Falling and Its Association With Physical Function and Fall History Among Senior Citizens Living in Rural Areas of China. *Frontiers in Public Health, 9*, 766959. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2021.766959>
- Suppé, B. (2013). Standardisiertes Assessment zur Durchführung der Ganganalyse nach FBL Functional Kinetics. In B. Suppé & M. Bongartz (Hrsg.), *FBL Klein-Vogelbach Functional Kinetics praktisch angewandt* (S. 109–115). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-22076-0\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-642-22076-0_11)
- Tideiksaar, R. (2008). *Stürze und Sturzprävention: Assessment - Prävention - Management ; mit dem Expertenstandard Sturzprophylaxe in der Pflege des DNQP* (T. Dassen & R. Schwendimann, Hrsg.; 2., vollst. überarb. und erw. Aufl). Huber.
- Tiedemann, A. C., Sherrington, C., & Lord, S. R. (2007). Physical and Psychological Factors Associated With Stair Negotiation Performance in Older People. *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences, 62*(11), 1259–1265. <https://doi.org/10.1093/gerona/62.11.1259>
- Tinetti, M. E. (1986). Performance-Oriented Assessment of Mobility Problems in Elderly Patients. *Journal of the American Geriatrics Society, 34*(2), 119–126. <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.1986.tb05480.x>



- 
- Tinetti, M. E., & Powell, L. (1993). 4 Fear of Falling and Low Self-efficacy: A Cause of Dependence in Elderly Persons. *Journal of Gerontology*, 48(Special\_Issue), 35–38. [https://doi.org/10.1093/geronj/48.Special\\_Issue.35](https://doi.org/10.1093/geronj/48.Special_Issue.35)
- Tinetti, M. E., Richman, D., & Powell, L. (1990). Falls Efficacy as a Measure of Fear of Falling. *Journal of Gerontology*, 45(6), P239–P243. <https://doi.org/10.1093/geronj/45.6.P239>
- Tinetti, M. E., Speechley, M., & Ginter, S. F. (1988). Risk Factors for Falls among Elderly Persons Living in the Community. *New England Journal of Medicine*, 319(26), 1701–1707. <https://doi.org/10.1056/NEJM198812293192604>
- Van Ancum, J. M., Van Schooten, K. S., Jonkman, N. H., Huijben, B., Van Lummel, R. C., Meskers, C. G. M., Maier, A. B., & Pijnappels, M. (2019). Gait speed assessed by a 4-m walk test is not representative of daily-life gait speed in community-dwelling adults. *Maturitas*, 121, 28–34. <https://doi.org/10.1016/j.maturitas.2018.12.008>
- Van Iersel, M. B., Rikkert, M. G. O., & Mulley, G. P. (2003). Is stair negotiation measured appropriately in functional assessment scales? *Clinical Rehabilitation*, 17(3), 325–333. <https://doi.org/10.1191/0269215502cr628oa>
- Van Rhyn, B., & Barwick, A. (2019). Health Practitioners' Perceptions of Falls and Fall Prevention in Older People: A Metasynthesis. *Qualitative Health Research*, 29(1), 69–79. <https://doi.org/10.1177/1049732318805753>
- Walter, S. D., Eliasziw, M., & Donner, A. (1998). Sample size and optimal designs for reliability studies. *Statistics in Medicine*, 17(1), 101–110. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1097-0258\(19980115\)17:1<101::aid-sim727>3.0.co;2-e](https://doi.org/10.1002/(sici)1097-0258(19980115)17:1<101::aid-sim727>3.0.co;2-e)

- 
- Webster, K. E., Wittwer, J. E., & Feller, J. A. (2005). Validity of the GAITRite® walkway system for the measurement of averaged and individual step parameters of gait. *Gait & Posture*, 22(4), 317–321. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2004.10.005>
- World Health Organization. (2008). WHO global report on falls prevention in older age. *Ageing and Life Course, Family and Community Health : WHO Global Report on Falls Prevention in Older Age*. <https://apps.who.int/iris/handle/10665/43811>
- World Health Organization. (2021). *Step Safely: Strategies for preventing and managing falls across the life-course*. <https://apps.who.int/iris/handle/10665/340962>.
- Yardley, L., Beyer, N., Hauer, K., Kempen, G., Piot-Ziegler, C., & Todd, C. (2005). Development and initial validation of the Falls Efficacy Scale-International (FES-I). *Age and Ageing*, 34(6), 614–619. <https://doi.org/10.1093/ageing/afi196>
- Zijlstra, G. A. R., Van Haastregt, J. C. M., Van Eijk, J. Th. M., Van Rossum, E., Stalenhoef, P. A., & Kempen, G. I. J. M. (2007). Prevalence and correlates of fear of falling, and associated avoidance of activity in the general population of community-living older people. *Age and Ageing*, 36(3), 304–309. <https://doi.org/10.1093/ageing/afm021>

## Eidesstattliche Versicherung

„Ich, Hanna Brodowski, versichere an Eides statt durch meine eigenhändige Unterschrift, dass ich die vorgelegte Dissertation mit dem Thema: Untersuchungen zur Mobilität im Alter zur Verbesserung des Sturzrisikoscreenings in der Physiotherapie/*Research on Mobility in Older Adults to Improve the Fall Risk Screening in Physiotherapy* selbstständig und ohne nicht offengelegte Hilfe Dritter verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel genutzt habe.

Alle Stellen, die wörtlich oder dem Sinne nach auf Publikationen oder Vorträgen anderer Autoren/innen beruhen, sind als solche in korrekter Zitierung kenntlich gemacht. Die Abschnitte zu Methodik (insbesondere praktische Arbeiten, Laborbestimmungen, statistische Aufarbeitung) und Resultaten (insbesondere Abbildungen, Graphiken und Tabellen) werden von mir verantwortet.

Ich versichere ferner, dass ich die in Zusammenarbeit mit anderen Personen generierten Daten, Datenauswertungen und Schlussfolgerungen korrekt gekennzeichnet und meinen eigenen Beitrag sowie die Beiträge anderer Personen korrekt kenntlich gemacht habe (siehe Anteilserklärung). Texte oder Textteile, die gemeinsam mit anderen erstellt oder verwendet wurden, habe ich korrekt kenntlich gemacht.

Meine Anteile an etwaigen Publikationen zu dieser Dissertation entsprechen denen, die in der untenstehenden gemeinsamen Erklärung mit dem/der Erstbetreuer/in, angegeben sind. Für sämtliche im Rahmen der Dissertation entstandenen Publikationen wurden die Richtlinien des ICMJE (International Committee of Medical Journal Editors; [www.icmje.org](http://www.icmje.org)) zur Autorenschaft eingehalten. Ich erkläre ferner, dass ich mich zur Einhaltung der Satzung der Charité – Universitätsmedizin Berlin zur Sicherung Guter Wissenschaftlicher Praxis verpflichte.

Weiterhin versichere ich, dass ich diese Dissertation weder in gleicher noch in ähnlicher Form bereits an einer anderen Fakultät eingereicht habe.

Die Bedeutung dieser eidesstattlichen Versicherung und die strafrechtlichen Folgen einer unwahren eidesstattlichen Versicherung (§§156, 161 des Strafgesetzbuches) sind mir bekannt und bewusst.“

Datum

Unterschrift

## Anteilerklärung an den erfolgten Publikationen

Hanna Brodowski hatte folgenden Anteil an den folgenden drei Publikationen:

### Publikation 1

Hoffmann, R., **Brodowski, H.**, Steinhage, A., Grzegorzec, M. (2021). Detecting Walking Challenges in Gait Patterns Using a Capacitive Sensor Floor and Recurrent Neural Networks. In: Sensors (Basel, Switzerland) 21 (4). DOI: 10.3390/s21041086.

**IF 3.576** (2020)

Ich habe anteilig das Kapitel „1. Introduction“, sowie „5. Discussion“ und „6. Conclusions“ geschrieben. Das Kapitel „2.1 Gait Patterns, Interventions and the Unilateral Heel-Rise Test“ wurde ausschließlich von mir geschrieben.

### Publikation 2

**Brodowski, H.**, Andres, N., Gumny, M., Eicher, C., Steinhagen-Thiessen, E., Tannen, A., Kiselev, J. (2021). Reliability of stair-climbing speed in two cohorts of older adults. In: International Journal of Therapy and Rehabilitation 28 (11), S. 1–15. DOI: 10.12968/ijtr.2020.0137.

**IF 0.368** (2021-2022)

Sämtliche Ergebnisse und dazugehörige Abbildungen (1-3) sowie Tabellen (1-4) in der Publikation gingen aus meiner statistischen Analyse hervor und wurden von mir erstellt. Die Kapitel „Methods“, „Measurements“, „Statistical analysis“, „Limitations“ und „Conclusions“ wurden ausschließlich von mir geschrieben. Die Kapitel „Introduction“, „Results“ und „Discussion“ wurden federführend von mir geschrieben. Im Rahmen des Reviewprozesses habe ich das Manuskript maßgeblich überarbeitet.

### Publikation 3

**Brodowski, H.**, Strutz, N., Mueller-Werdan, U., Kiselev, J. (2022). Categorizing fear of falling using the survey of activities and fear of falling in the elderly questionnaire in a cohort of hospitalized older adults: A cross-sectional design. In: International Journal of Nursing Studies 126 (1), S. 104152. DOI: 10.1016/j.ijnurstu.2021.104152.

**IF 5.837** (2020-2021)

Sämtliche Ergebnisse und dazugehörige Abbildungen (1) sowie Tabellen (1-4) in der Publikation gingen aus meiner statistischen Analyse hervor und wurden von mir erstellt. Die Kapitel 2, 3 und 5, sowie die Zusammenfassung und der Abschnitt „What is already known“, sowie „What this paper adds“ wurden ausschließlich von mir geschrieben. Die Kapitel 1 und 4 wurden federführend von mir geschrieben. Im Rahmen des Reviewprozesses habe ich das Manuskript maßgeblich überarbeitet.

---

Unterschrift, Datum und Stempel der erstbetreuenden Hochschullehrerin

---

Unterschrift der Doktorandin

## Auszug aus der Journal Summary List

Die Zeitschriften „Sensors“ und „International Journal of Therapy and Rehabilitation“ sind nicht in der Journal Summary List aufgeführt. Das „International Journal of Nursing Studies“ ist das Top-Journal der Kategorie „Nursing“ (siehe Abbildung).

Journal Data Filtered By: **Selected JCR Year: 2019** Selected Editions: SCIE,SSCI  
 Selected Categories: **“NURSING”** Selected Category Scheme: WoS  
**Gesamtanzahl: 243 Journale**

Rank	Full Journal Title	Total Cites	Journal Impact Factor	Eigenfactor Score
1	INTERNATIONAL JOURNAL OF NURSING STUDIES	10,451	3.783	0.013390
1	INTERNATIONAL JOURNAL OF NURSING STUDIES	10,451	3.783	0.013390
3	NURSING OUTLOOK	2,092	2.833	0.002940
3	NURSING OUTLOOK	2,092	2.833	0.002940
5	BIRTH-ISSUES IN PERINATAL CARE	2,440	2.705	0.002500
5	BIRTH-ISSUES IN PERINATAL CARE	2,440	2.705	0.002500
7	JOURNAL OF NURSING	3,029	2.655	0.003370

Abbildung: Auszug aus der Journal Summary List

## Druckexemplar(e) der Publikation(en)

### Publikation 1

Hoffmann, R., Brodowski, H., Steinhage, A., Grzegorzec, M. (2021). Detecting Walking Challenges in Gait Patterns Using a Capacitive Sensor Floor and Recurrent Neural Networks. In: Sensors (Basel, Switzerland) 21 (4). DOI: 10.3390/s21041086.

Article

# Detecting Walking Challenges in Gait Patterns Using a Capacitive Sensor Floor and Recurrent Neural Networks

 Raoul Hoffmann <sup>1,2,\*</sup> , Hanna Brodowski <sup>3,4</sup> , Axel Steinhage <sup>1</sup> and Marcin Grzegorzec <sup>2</sup> 
<sup>1</sup> SensProtect GmbH, 85635 Höhenkirchen-Siegertsbrunn, Germany; axel.steinhage@future-shape.com

<sup>2</sup> Institute of Medical Informatics, University of Lübeck, 23538 Lübeck, Germany; grzegorzec@imi.uni-luebeck.de

<sup>3</sup> Institute of Health Sciences, Department of Physiotherapy, Pain and Exercise Research Lübeck (P.E.R.L.), University of Lübeck, 23538 Lübeck, Germany; hanna.brodowski@uni-luebeck.de

<sup>4</sup> Geriatrics Research Group, Charité-Universitätsmedizin Berlin, 13347 Berlin, Germany

\* Correspondence: raoul.hoffmann@future-shape.com

**Abstract:** Gait patterns are a result of the complex kinematics that enable human two-legged locomotion, and they can reveal a lot about a person's state and health. Analysing them is useful for researchers to get new insights into the course of diseases, and for physicians to track the progress after healing from injuries. When a person walks and is interfered with in any way, the resulting disturbance can show up and be found in the gait patterns. This paper describes an experimental setup for capturing gait patterns with a capacitive sensor floor, which can detect the time and position of foot contacts on the floor. With this setup, a dataset was recorded where 42 participants walked over a sensor floor in different modes, inter alia, normal pace, closed eyes, and dual-task. A recurrent neural network based on Long Short-Term Memory units was trained and evaluated for the classification task of recognising the walking mode solely from the floor sensor data. Furthermore, participants were asked to do the Unilateral Heel-Rise Test, and their gait was recorded before and after doing the test. Another neural network instance was trained to predict the number of repetitions participants were able to do on the test. As the results of the classification tasks turned out to be promising, the combination of this sensor floor and the recurrent neural network architecture seems like a good system for further investigation leading to applications in health and care.

**Keywords:** gait patterns; gait analysis; machine learning; feature learning; time series analysis; recurrent neural network; artificial neural network; sensor floor; SensFloor; long short-term memory; unilateral heel-rise test; dual-task



**Citation:** Hoffmann, R.; Brodowski, H.; Steinhage, A.; Grzegorzec, M. Detecting Walking Challenges in Gait Patterns Using a Capacitive Sensor Floor and Recurrent Neural Networks. *Sensors* **2021**, *21*, 1086. <https://doi.org/10.3390/s21041086>

Academic Editor: Maria de Fátima Domingues

Received: 31 December 2020

Accepted: 30 January 2021

Published: 5 February 2021

Corrected: 24 June 2022

**Publisher's Note:** MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



**Copyright:** © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

Evaluating gait patterns is an essential resource in diagnosing neurological states or orthopedic problems. They play an important role in monitoring the development of diseases and controlling clinical and therapeutic decisions [1], and can be used to track the progress after healing from an injury. By identifying the properties of gait patterns that deviate from the norm values, it is possible to decide on a precisely targeted therapy as an intervention back towards a more normal gait. Gait patterns can be picked up with all kinds of sensors, by measuring motion as in accelerations and rotations, or tracking locations of limbs or footfalls. For some of that, one can use sensors that are below the floor and which deliver the time and location of steps—the specific sensor floor model that was used for this study, SensFloor<sup>®</sup>, achieves this by detecting changes in the electric capacitance on a grid of sensor fields. The sensor floor is easy to install and integrates well with the environment as it is hidden below common flooring types. SensFloor allows collecting the most intensively researched parameters in this field of gait analysis like cadence, step width and step length, or the timings of the stance and swing phases that are found in human gait [2]. These parameters can then be used to identify asymmetries or for comparing

them with tables of normal parameters for a person's physique. Alternatively, gait can be analysed by formulating a task of interest as a classification or regression problem and train a machine learning model, which is the approach we chose for this project. This is useful when working with sensors, where patterns can be found directly in the data stream without a detour of calculating intermediate, semantically meaningful or descriptive parameters or features. In a pilot study [3] it was shown that the data generated by the sensor floor is suitable to train an artificial neural network to recognise if persons have a high risk of falling, or not. The study described here evaluated if this sensor technology is also capable of recognising very subtle changes in walking patterns. For this, data from a young and healthy cohort was collected and examined, which was expected to show only very small differences in the gait patterns within the cohort, and also in test-retest for every individual person. To induce changes in the gait patterns, extra requirements were set for the participants to be fulfilled while walking, like putting on a blindfold or performing a dual-task like spelling backwards [4,5]. These tasks were chosen as it was expected that they generate the very small variations in the gait patterns which were needed for the system evaluation. The detection of these subtle changes is a step towards applying the method in the future to applications such as the detection of changes in gait caused by neurological or orthopaedic diseases. The main contribution of this paper is in the methodological setup, which is a combination of using the floor sensor hardware for recording gait patterns, processing the raw data with its unique properties, and the application of machine learning models for the analysis tasks on the specific kind of data that was gathered. A trained system that automatically delivers relevant hints or predicts parameters which are of high clinical interest would save a lot of time and work in everyday clinical practice as it could help in identifying those patients who may benefit from targeted interventions.

## 2. Related Work

### 2.1. Gait Patterns, Interventions and the Unilateral Heel-Rise Test

The study protocol included different speeds of walking as well as walking challenges. These conditions were derived from findings in the research of gait analysis, which suggest that these walking modes should influence individuals' gait parameters. It is generally known that the stance phase and swing phase in human gait vary due to gait speed. Slow walking speed leads to an increase of double limb support, while fast walking speed increases single limb support [2]. Further, it has already been demonstrated in young healthy adults as well as in older adults that visual impairments lead to changes in spatial and temporal parameters [6,7], thus one of our conditions was to let participants walk with closed eyes. Moreover, dual-tasking is a common feature in activities of daily living, generally including a motor and cognitive task [8]. The combination of walking with a mental tracking task, like spelling backwards (the task we chose), is often used to evaluate the effect in spatiotemporal gait parameters in older and in younger adults [5,9–11]. Finally, power and endurance of the calf muscles, especially M. triceps surae, is essential for human gait, balance and for mobility in everyday activities [2]. The importance of calf muscle strength in static and dynamic balance has been identified in several studies [12–14]. A standard test of muscle strength is a manual muscle testing with the examiner providing the resistance. Due to the short lever of ankle plantar flexors (M. triceps surae) this technique could affect ceiling effects. For this, a standing Unilateral Heel-Rise test (UHR test) that uses body weight as the resistance has been substituted [15]. The UHR test was used in combination with sensor analysis before [16]. In the current study, adults without lower-limb lesions performed as many unilateral heel rise repetitions as possible. The UHR-test procedure and the criteria for application are based on previous examinations [15,17]. It has not been examined yet if and how muscle calf endurance and strength affect spatiotemporal parameters in younger healthy adults.



## 2.2. Sensors for Gait and Behaviour Analysis

Depending on what one is interested in, different sensors can be used to collect different aspects of gait patterns. The historically first sensor that was used in gait analysis as early as in the 19th century was the camera [18,19]. In a modern form, it is still in use as cameras are widely available, and algorithms to process images are ever advancing [20]. Camera images can either be processed directly by extracting limb positions and joint angles, or by learning features with machine learning algorithms. Cameras are also often used in a motion capture approach, with markers reflecting infrared light, which are tracked in three dimensions with a very high precision and sample rate. Adding a spatial dimension to the camera image is possible with RGB-D cameras (Red-Green-Blue-Depth), like the Microsoft Kinect<sup>®</sup>, which was for example used previously for gait analysis in a classification problem in patients with Parkinson's disease [21,22] or Multiple Sclerosis [23]. Further research using Kinect sensor was conducted in gait analysis of children with ataxia [24] or cerebral palsy [25].

Another very common type of sensors used in gait analysis are Wearable Inertial Measurement Units (IMUs). They are easy to handle, and gather motion data such as linear and rotational accelerations, as well as absolute orientation in the room via magnetometers and barometers, all of that in three dimensions and with a very high precision. In gait recording setups, they get attached to the limbs of the person who is being recorded. By varying the number of IMUs and their position, one can easily focus the data gathering process on aspects of the gait for a certain purpose.

A different, very direct way of measuring the timing and positioning of feet on the floor is to put the sensing elements directly onto or into the floor. There are a few measuring techniques that are suitable for this. Typically these systems either use force or pressure sensors, or exploit the fact that humans, with their high share of water in the body, influence electric fields and the electric capacitance. A common system for the purpose of gait analysis is the model GAITRite<sup>®</sup>. This system is a pressure-sensitive sensor with a very high spatial and temporal resolution. It is extensively used in gait research, and its validity and reliability has been demonstrated in several papers [26–30]. Other sensor floor projects that rely on measuring force are for instance described in [31] using pressure sensors, and [32] with a piezoelectric polymer. A completely different class of floor sensors relies on the measurement of electric field properties instead of force or pressure. The first type of these floor sensors measures the impedance of electric field couplings for an array of sensor plates, which is also called near field imaging [33]. A second type measures the electric capacitance, like the ELSI<sup>®</sup> Smart Floor by Mari Mills [34,35], or SensFloor<sup>®</sup> by Future-Shape [3,36–43]. The latter one was used for the data acquisition here, and is described in more detail later-on.

Each class of sensors has their own unique advantages. On the one hand, the advantage of pressure-sensitive floors is that they directly deliver information about forces applied to the floor. Given a high enough spatial resolution, one can even get a distribution of pressure that the foot exerts on the floor, which is a useful gait parameter in itself and which can give hints about malpositioning of the feet or a disturbed foot roll-over behaviour. This is hard to achieve with contactless measurement systems that measure capacitances or perturbations of the electric field, as they actually react on a combination of area and distance to the sensing units, but not necessarily forces. The contactless and forceless sensors, on the other hand, can be used under nearly all kind of flooring layers, as long as they are not conductive. This is not the case for pressure sensors, which need to be used with either no flooring layer on top, or a soft one that propagates the forces adequately. Generally, sensors that measure electric properties are therefore suitable to be used in larger areas like whole rooms and building floors, and they can be built to be more robust. There is no mechanical wear and they are protected and shielded by a common flooring layer that are often themselves engineered to last up to several decades. Generally speaking, floor sensors are more unobtrusive than other sensors. The anonymous and privacy-conserving way of tracking people with a sensor floor, especially when compared to camera-based

approaches opens for instance the possibility to track customers in stores [44]. When using cameras, the environment usually has to be controlled for lighting and obstacles in the line of sight, and there are often a lot of cables running, which makes them unsuitable for some use cases, especially for a day-to-day practical use in a doctor's office or hospital. Furthermore, the use of cameras comes with highly sensitive video data of individuals which can hardly be anonymised. This introduces questions of data privacy that have to be handled appropriately. For the application of IMUs, sensors have to be attached to the patient, which may be experienced as burdensome or uncomfortable, and takes some time that might not be available in the hospital routines. However, both camera and IMU sensors are very convenient and useful for research, where there are less concerns of practicality and robustness of the setup. Pressure sensor floors are convenient to use, but take up a lot of space that cannot be used otherwise. Plus, they can easily get damaged, for example when rolling a very heavy hospital bed with wheels over them. Capacitance based sensor floors have the same level of convenience in daily use and do not take up space, but come at the cost of significant changes to the premises on installation, as they have to be put below the flooring. In the prospect of practical applications they seem to be the most promising sensor for many use cases, given that the necessary construction work at the time of installation is tolerable.

### 2.3. Recurrent Neural Networks for Time Series Analysis

Machine Learning Models, and more specifically Artificial Neural Networks are a class of algorithms that were successfully applied to a wide variety of classification and regression tasks. The different neural network architectures have in common that they are usually used in a Supervised Learning manner, meaning that they are presented with inputs and correct outputs (or targets) in a training phase. In the training phase, internal weights are adjusted to minimise the error between the network output and the true output. The weight adjusting is done by Backpropagation of Errors [45,46]. By this, the network builds up an internal model of the inputs to outputs relation. For time series data, as are produced by the sensor floor used in this project, Recurrent Neural Networks (RNNs) showed to be especially powerful [47]. Recurrent neural networks stand in contrast to feedforward neural networks as they include internal feedback connections which carry neuron activations from previously seen inputs and internal states. This enables recurrent neural networks to have a memory of past inputs and activations, which is the reason for them being very useful for learning on time series data. They show very good results for instance in audio analysis applications like speech recognition [48–50] or handwriting recognition [51]. A very common variant of RNNs is the Long Short-Term Memory (LSTM) model [46]. The LSTM model was designed by combining internal input, output and forget gates with adjustable weights. Giving a general view on the function of these elements of a LSTM cell, the input gate controls the amount of new information that is processed at a time step inside the LSTM unit, while the output gate controls the amount of information that is forwarded to subsequent layers of the network. The forget gate controls how much and which information is kept or dropped (forgotten) from the previous timesteps. LSTM networks can be trained by backpropagation of errors, and they are less prone to problems like vanishing gradients, which is often the case with more basic Recurrent Neural Network architectures. Its special structure enables a fine-grained self-control over which values to remember in the training phase in sequence learning. This is also the architecture that we used here, followed by some densely connected layers, or Multi-Layer Perceptron [52,53]. The Multi-Layer Perceptron is a structure of several layers of neurons between the input and output layer. All outputs of the neurons of one layer are connected to all inputs of the neurons of the next layer, which is why they are also called densely connected layers. These connections consist of weights that are adjusted in the training phase by backpropagation of errors. Multi-Layer Perceptrons can be used in combination with LSTM layers. Generally, the major strength of artificial neural networks in regression and classification problems is that they will find relevant features in the input



patterns autonomously in the training phase. Furthermore, once a good architecture is found for a certain type of input signal, it can be re-used for similar problems by training a new instance with other target labels—taking the current study as an example, the same network architecture was trained for different walking modes as targets.

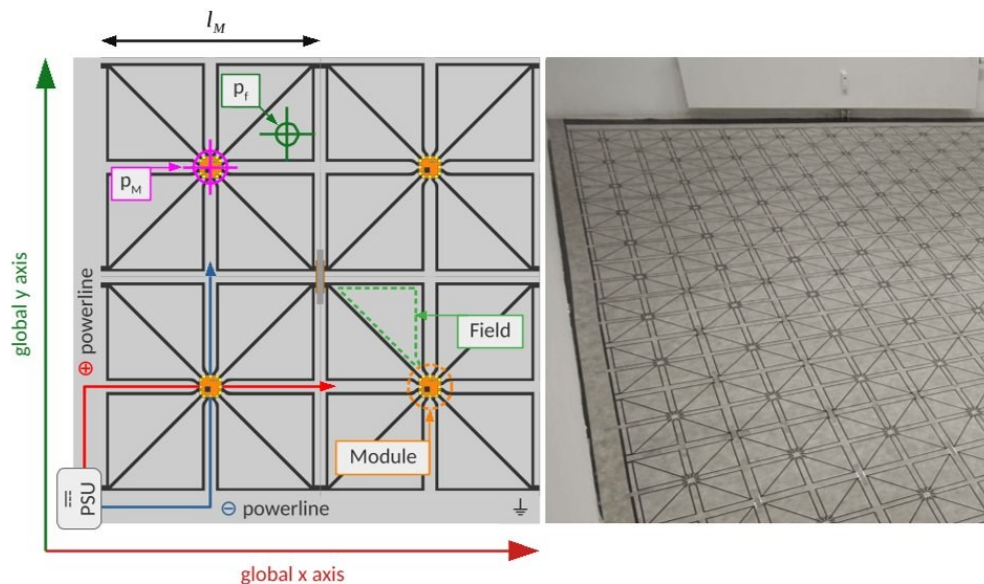
### 3. Methods

#### 3.1. Capacitive Floor Sensor

The floor sensor used for the data acquisition in this project is called SensFloor® and is developed and produced by the company Future-Shape GmbH [37,38]. This system is of the type that makes use of measurements of the electric capacitance. The sensors can be installed in all indoor environments under common flooring materials, which enables many types of applications. Most commonly, the system is used in elderly care facilities for fall detection [40], but also for ambient assisted living at home [42]. Various approaches exist to extract gait parameters from the sensor data, for instance with an automatic step detection algorithm [36]. The SensFloor base material is a three-layered composite, with a thin aluminium foil at the bottom, a polyester fleece in the middle with a height of 3 mm, and a thin top layer of polyester fleece which is metal-coated and thereby electrically conductive. The floor sensor is organised as a grid of independently operating modules. Each module has a microcontroller board in the center of it, which is connected to power supply lines and eight triangular sensor shapes. Both the power supply lines and sensor shapes are created by cutting the conductive top layer of the base material and removing intermediate material. By doing this, the top layer can work in a similar way as a printed circuit board. For covering the floor of a room, the modules are put next to each other, and the power supply lines of adjacent modules are electrically connected with textile stripes of the same material as the top layer.

The topological advantage of using a triangular grid for the sensor fields is that it doubles the number of sensitive areas as compared to a rectangular grid of the same edge length. Most rooms have their walls meeting at right angles, therefore it is most convenient to engineer the outline of the whole module to have a rectangular shape. This way, the rectangular modules can reasonably be placed next to each other, aligned to all the walls for covering the whole room. By choosing a triangular shape for the sensor fields inside the module, one can connect eight instead of four sensor fields to every microcontroller board, thereby making better use of the microcontroller capabilities and increasing the spatial resolution. The installation is typically powered by a single power supply unit delivering 12 V, which can be connected at any position along the edges of the room. A schematic of how SensFloor is composed, and a photo of a real arrangement of modules after installation is shown in Figure 1. To accommodate for peculiarities of the ground plan such as columns or non-rectangular corners, the modules can even be cut into better fitting shapes (as long as the microcontroller circuit board remains undamaged). SensFloor comes in three different standard shapes which translate into three different spatial resolutions. The Low Resolution type means every module is a rectangle of size 1 m × 0.5 m (area of 0.031 m<sup>2</sup>), resulting in a spatial resolution of 16 sensor triangles per square meter. High Resolution modules have a square shape of size 0.5 m × 0.5 m (area of 0.031 m<sup>2</sup>) or 32 sensors per square meter, and Gait Resolution is the highest resolution: 0.38 m × 0.38 m (area of 0.018 m<sup>2</sup>) with approximately 55 sensors per square meter. For special applications, other resolutions and shapes can be produced by cutting the top layer respectively. The microcontrollers measure the electric capacitance of the eight sensor fields that are connected to it. When someone steps on a sensor field, the foot acts as the second plate of the capacitor system, increasing the measured capacitance. If, incidentally, both feet touch the same sensor field, the capacitance is increased further as a result from the increased covered area. The capacitance measurement is done with a sample rate of 10 Hz. However, the system does not report the measurements in a fixed-rate mode. Instead, consecutive measurements of the capacitance of a sensor field are compared to each other, and only if they differ by a certain amount for at least one sensor field of a module, a sensor message is generated. This

behaviour is called event-based and has the advantage that there is less excess information generated by the sensor system at a very early stage in the sensor data processing pipeline. Sensor Messages are sent out by the modules over radio on the Industrial, Scientific, and Medical Band (ISM) on 868 Mhz or 920 Mhz (depending on the region and jurisdiction). A central transceiver collects the wireless sensor messages in a connection-less mode. As the radio range is quite high for this indoor use case (approximately 20 m), there is usually only one single transceiver needed per room. For very large rooms, multiple transceivers can be used. Due to the event-based nature of the sensor system, the data rate depends more on the number of people on the floor and how active they are (walking or standing) than on the floor area of the sensors. This makes it possible to install the sensor in rooms or buildings up to several hundreds of square meters. In the scope of behaviour and gait analysis, SensFloor was previously used for identifying persons in a sensor fusion setup together with wearable accelerometers [39]. It was also shown that it is possible to discern if a cat or human walks over the floor [41]. Using a multi layer perceptron with a feature extraction preprocessing step made it possible to distinguish between humans with a low or high risk of falling due to unstable gait [3] or to (roughly) estimate a walking person's age [43].



**Figure 1.** Left side: Schematic of SensFloor. On the bottom left module, the power transmission ways are shown (PSU = Power Supply Unit). The top left module shows the coordinates of a module center ( $p_M$ ) and a sensor field ( $p_f$ ). The module length is typically  $l_M = 0.38$  m for Gait Analysis. The electric capacitance is measured on the sensor fields which are shaped as triangles. Right side: SensFloor sensor modules in the study lab. This photo was taken during the installation of the sensors. Afterwards, a carpet was laid on top of the modules, concealing them completely.

### 3.2. From Sensfloor Messages to the State of Electric Capacitances

The sensor floor is built up of modules that operate independently. Every module is attached to eight sensor fields on which the electric capacitance is measured (see Figure 1). If one or more of the field capacitances changes a certain amount compared to the previous measurement for that field, a message is sent out via radio. The message contains the unique id of the module, and the current capacitance values of all eight fields, indexed by



*j*. On the receiver side, these messages appear as a stream of messages over time which can be recorded. The measurements of the capacitances that are communicated by one received message are valid until there is a new message received from the same module. For this reason, past messages need to be remembered until they are invalidated by a new message concerning the same sensor fields. This is done by introducing a data structure that is updated with every arriving sensor message, which is called the sensor state (of electric capacitances at time  $t$ )  $S_t$ . From the module id that is contained in the message, and the ordered numbering of the sensor fields of a module, a new id can be generated, which uniquely identifies a single sensor field. This id is called field id  $id_f$ . For every sensor field, their number being  $n$  in a sensor floor installation, there is one entry in the sensor state at any time. The entries contain the field id  $id_f$ , the position of the field centroid  $p_f = (p_{f,x}, p_{f,y})$  in 2D coordinates on the floor, the time of the last measurement of this field  $t_f$  as the time since the start of the recording, and the electric capacitance  $c_f \in [0, 1]$  that was measured within the measurement range. In Figure 1, it is shown where  $p_f$  is located in a SensFloor setup. When having the length of the module edge as  $l_M$ , and approximating the sensor field as right-angled triangles, one can get the eight field centroid positions from the module center position  $p_{M,i \in n}$  (which is known at installation time) by adding/subtracting  $\frac{2}{3}(\frac{1}{2}l_M)$  and  $\frac{1}{3}(\frac{1}{2}l_M)$ , respectively (centroid position in any right-angle triangle). At the start of any recording, the initial state  $S_{t=0}$  is initialised with capacitances  $c_{f,t=0}$  and measurement times  $t_{f,t=0}$  all zero.

$$\text{Sensor State } S_t = \{\{id_{f,i}, \mathbf{p}_{f,i}, t_{f,i}, c_{f,i}\} | i \in [1 \dots n]\}$$

For updating the previous state  $S_{t-1}$  to get the new state  $S_t$  when a new message  $\mathcal{M}_t$  arrives at time  $t$ , it is convenient to handle a SensFloor message as a set of updates on individual sensorfields. The state is updated by replacing the capacitances and update times of the sensor fields that are part of the message.

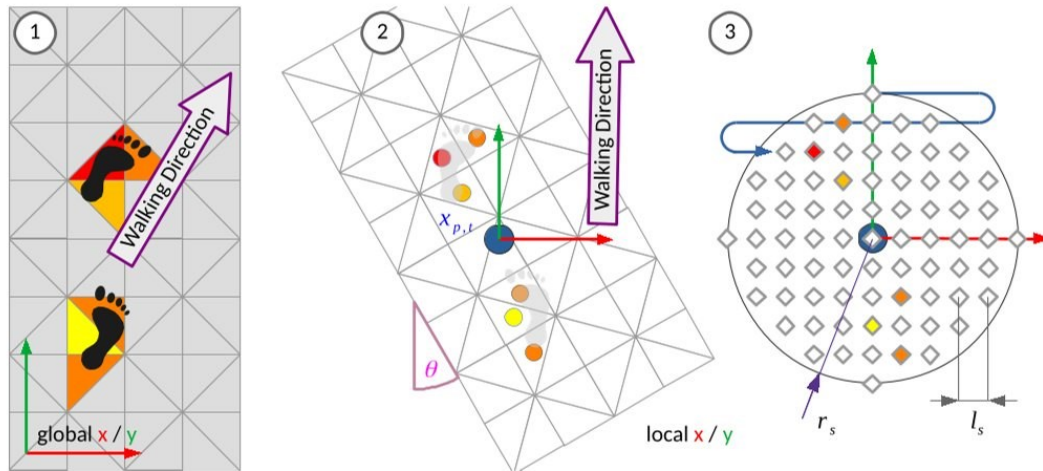
$$\begin{aligned} \text{Message } \mathcal{M}_t &= \{t_m, id_{mod}, c_{m1}, c_{m2}, c_{m3}, c_{m4}, c_{m5}, c_{m6}, c_{m7}, c_{m8}\} \\ &\equiv \{\{id_{f,j}, \mathbf{p}_{f,j}, t_m, c_{f,j}\} | j \in [1 \dots 8]\} \\ \text{Updated State } S_t &= (S_{t-1} \setminus \{\{id_f, \mathbf{p}_f, t_f, c_f\} \in S_{t-1} | id_f \in \mathcal{M}_t\}) \cup \mathcal{M}_t \end{aligned}$$

The sensor state  $S_t$  can be interpreted as a discrete-time dynamical system. In this analogy, the message  $\mathcal{M}_t$  would be the only input to the system. The sensor state is similar to a camera image as it is a snapshot of the capacitances at one point in time. Processing the time series of these states makes it possible to track persons moving on the floor over time, or extracting foot positions for gait parameter calculation. Here, we directly use the time series of states as input to an artificial neural network after applying a geometric transformation and resampling.

### 3.3. Transformation to Local Coordinates

The sensor floor delivers data as a time series of capacitance measurements in a two-dimensional coordinate system that is aligned with the floor. The sensor can be used in arbitrary dimensions and shapes, following the ground plan of a building, and expanding to extremely large areas of floor. It is therefore not useful to take the sensor data and process it in the global x/y coordinates it is delivered in, as this would hardly generalise to other shapes and dimensions. Furthermore, the properties of gait are generally neither dependent on the location of where a person is walking, nor on the walking direction, they are therefore translation- and rotation-invariant. For these reasons it seems worthwhile to only look at the sensor activations in the close vicinity of a walking person, as it includes all the information that is relevant and necessary to extract gait patterns and greatly reduces the input dimensionality by ignoring all the sensor fields that are too far away to measure associated footfalls anyway. The preprocessing step transforms the sensor activations as given in the sensor state of the sensor floor to the position and walking direction of the

person, and removes all sensor activations that are too far away from the tracked position to be considered as relevant. This process is shown graphically in Figure 2.



**Figure 2.** Transformation of the capacitance measurements into the local coordinate system of the tracked person and resampling. 1. Sensor activations in the global coordinates, with examples of how a foot on the floor influences the measured capacitances (grey = unoccupied, yellow to red = level of electric capacitance). 2. The sensor state is translated to the tracked position  $x_{p,t}$  and rotated into the walking direction by walking angle  $\theta$ . 3. The sensor activations are resampled to the grid that is shown with the diamonds, which is defined by the sampling resolution  $l_s$  and radius  $r_s$ . The sample point that is closest to a transformed sensor field centroid takes its capacitance value. Then, the grid is reshaped into vector form as shown by the meandering blue arrow.

In our recordings only the person to be recorded was supposed to be in the region of interest. In a real scenario, a more sophisticated tracker should be used which can also separate multiple persons walking on one floor area. In the case of only one person on the floor, their position  $x_p$  can be tracked by taking the weighted mean of the positions of all active sensor fields, with “active” meaning that the capacitance is above a certain threshold. Filtering by applying a threshold leads to the sparse representation of the sensor state  $S_{s,t}$ . The threshold capacitance  $c_{threshold}$  can be chosen arbitrarily. In the current study, based on previous observations of sensor fluctuations, 0.03 (3% of the measuring range) was chosen to account for noise. The position vectors of the remaining sensor fields in the sparse state are weighted (multiplied) with their capacitances, added up and normalised by the total sum of capacitances of the state. This approach is similar to calculating the center of gravity or center of mass of a particle system:

$$\begin{array}{ll}
 \text{Sparse State} & S_{s,t} = \{\{\mathbf{p}_f, c_f\} \in S_t | c_f > c_{threshold}\} \\
 \text{Total Capacitance} & C_t = \sum_{\{c_f\} \in S_t} c_f \\
 \text{Tracked Position} & \mathbf{x}_{p,t} = \frac{1}{C_t} \sum_{\{\mathbf{p}_f, c_f\} \in S_t} c_f \mathbf{p}_f
 \end{array}$$

The walking direction is determined by taking the vector from the first to the last tracked position points, using the first and last state that were captured during a recording, respectively. From this, the average walking angle relative to the global  $y$  axis can be derived, which is used for rotating the sensor field positions into the local coordinate system of the walking person.

$$\begin{aligned} \text{Walking Direction } \mathbf{d} &= \mathbf{x}_{p,t_{end}} - \mathbf{x}_{p,t_{start}}, \quad \hat{\mathbf{d}} = \frac{\mathbf{d}}{|\mathbf{d}|} \\ \text{Walking Angle } \theta &= \arccos \hat{\mathbf{d}} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

All entries in the sparse state that are further away from the tracked person's position  $\mathbf{x}_{p,t}$  than  $r_s$  are removed. Usually, this should not happen, but it can be the case if any capacitance reading exceeds the threshold due to higher than normal noise (e.g., if someone else than the recorded person accidentally steps into the recording area). Combining translation to the tracked position, rotation into the walking direction, and removing all field entries that are too far away, the sparse state in local coordinates then follows as:

Local Sparse State

$$S_{l,s,t} = \left\{ \left[ \begin{array}{cc} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{array} \right] (\mathbf{p}_f - \mathbf{x}_{p,t}), c_f \right\} | \{ \mathbf{p}_f, c_f \} \in S_{s,t} \wedge |\mathbf{p}_f - \mathbf{x}_{p,t}| < r_s \}$$

As a final step, the local sparse state field positions get resampled to a local 2D cartesian grid, with a positional resolution of  $l_s$  and again limited to a radius of  $r_s$ . The grid points have a capacitance value associated. This is comparable to a receptive field for the artificial neural network.

$$\text{Local Grid } \mathcal{G}_{t=0} = \left\{ \{ c_G = 0, p_G = \begin{pmatrix} x l_s \\ y l_s \end{pmatrix} \} | x, y \in \mathcal{Z} \wedge \left| \begin{pmatrix} x l_s \\ y l_s \end{pmatrix} \right| < r_s \right\}$$

For every field that is contained in a local sparse state  $S_{l,s,t}$ , the grid capacitance value  $c_G$  of the grid point with the position  $p_G$  that is closest to the field centroid  $\mathbf{p}_f$  is updated to the corresponding value of  $c_f$ . This resampling step is necessary as at some point, the field capacitances (at one timestep) are reshaped into a 1D vector which corresponds to the array of input neurons of the artificial neural network. It is done in a fixed association manner, any one grid position in the local coordinate system is therefore connected to the same input neuron. The whole transformation and resampling procedure is shown (with example data) in Figure 2. The task of associating input vector entry positions that are close to each other geometrically, and which therefore have a similar meaning for the gait pattern data analysis, is left to the artificial neural network. The capacitance value of the grid point is used as the activation value of the respective input neuron. Resampling the sensor activations into the local context of the participant's position and walking direction results in a reduced set of positions and activations in the vicinity and local coordinate system. It is a sparse view on the whole state of sensor activations that contains all the relevant information for gait analysis. This set can be unrolled into a vector of activations by discarding the positions and collecting the capacitances in any order as shown in Figure 2 with the blue meandering arrow. By applying the state update, transformation and resampling at any time a message arrives, one gets a time series of vectors that is very suitable to use as input to time series machine learning algorithm like the Long Short-Term Memory based artificial neural network that we used here.

### 3.4. Data Collection

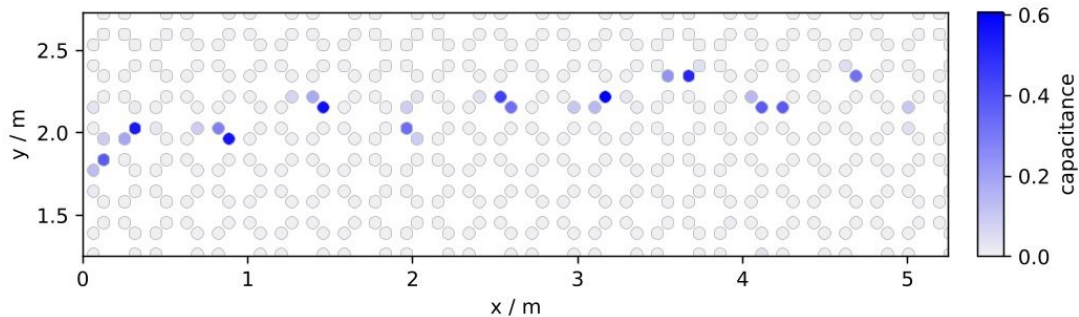
The data recordings were carried out in the APPS Lab (Assessment of Physiological and Psychological Signals Lab) at the Institute of Medical Informatics, University of Lübeck. In this lab, a room with a floor area of 24 m<sup>2</sup> is fully equipped with the SensFloor capacitive sensor system. For this installation, the Gait Resolution variant of SensFloor was used, with a module side length of 0.38 m. The sensors cover the whole area of the room except for a negligible slim (10 cm) non-sensitive zone along the border which is needed for the power supply of the sensors. In Figure 1, it is shown what the system looks like before the



final floor covering is installed on top. After completing the installation, the room looks just like any other normal room, as the sensor system is not visible any longer. In addition, Inertial Measurement Units (IMUs) delivered movement data for the gait pattern recording. For this, four devices of the LPMS-B2 Series from the Company LP-RESEARCH Inc. were used. This model is a combination of several sensors like an accelerometer, gyroscope, magnetometer and barometer, and can thereby produce a comprehensive measurement of the motion of the device in all three dimensions. The IMU data was sampled with a fixed rate of 50 Hz. Although the IMU data is not part of the current analysis, it will be in the focus of a later examination. Both the IMU and SensFloor data were collected and recorded at a central small-form-factor Intel NUC computer running Ubuntu 18.04 and ROS Melodic [54], the Robot Operating System on top.

By using ROS and its included data handling tools, it was ensured that all data was recorded in a time-synchronized manner although it was gathered from multiple sources. The IMUs had a Bluetooth connection to the recording computer and the SensFloor Data Transceiver transmitted data over an Ethernet network connection. Before the start of the recording, IMUs were attached to the participants in the following position: two at the outside facing side of the ankle, one at the lower abdomen (e.g., belt buckle height), and one at the sternum. As part of this project, a recording software and graphical interface was developed. The software ran on the recording computer, handled the connections to the sensors and the starting and stopping of recordings. Over a wireless network, it offered a graphical user interface running in the web browser to the person who supervised the recordings. In that interface, the current connection state of all sensors is shown, to inform the recording supervisor whether it is fine to proceed with a recording. A free text field is available for entering an ID for the participant. This ID is associated with the sensor recordings and also noted down on the case report form regarding that participant. The web interface also shows a recording ID, which increases automatically after every recording. The recording ID is noted down by the supervisor together with the walking interference mode that was performed by the participant for the respective recording. Finally, the interface has buttons for starting and stopping the recording, and resetting the connection to the sensors in case of any problems. Participants of the study started in the corridor outside the room, walked into the room, and in a straight line towards the windowsill opposing the door. Arriving there, they turned on spot, walked back and left the room again through the door. This procedure was repeated five times per participant and per walking mode. The start point was chosen to be outside the room such that the first few steps were not captured by the sensors and could thereby easily be disregarded. This is useful as when starting to walk, the gait patterns typically look different while accelerating from standing still, as compared to after taking some steps. The steps right before and right after the turning point inside the room which were captured by the sensor, were excluded for the same reason. The participants were asked to walk in one of five different modes in the following order: “walk at your normal pace”, “walk faster than normal”, “walk slower than normal”, “walk with your eyes closed”, “walk while spelling a word backwards (dual-task)”. For the dual-task mode the instructor told the participant a random word from a list of 100 words. After that, they performed the Unilateral Heel-Rise (UHR) test, and then had their walk recorded again, which we call “post UHR” recording. An example of a recorded walk is shown in Figure 3. For the dataset, 42 participants (age 19 to 31,  $M = 25$ ,  $SD = 3.1$ ) were recorded in total. Summed up over all walking modes, they performed 2506 walks from either door to window or window to door. All subjects gave their informed consent for inclusion before they participated in the study. The study was conducted in accordance with the Declaration of Helsinki, and the protocol was approved by the Ethics Committee of the University of Lübeck on 4 June 2020, file reference 20-214.





**Figure 3.** Example data of a person walking on the sensor floor. This plot is generated by showing the maximum capacitance per field that was measured in a single recording. The circles are the centroids of the sensor fields, clusters of centroids with a high maximum capacity are interrelated to steps (footfalls).

### 3.5. Data Analysis

All recordings were preprocessed by transforming the sensor activations into the local context, thereby building a time series of 1D vectors. The time series of every recording was further split into multiple time series of equal length by moving a time window of 30 steps over the whole recording in increments of one step. These were then used to train artificial neural networks. The architecture that turned out to work best for our case was a stack of one Long Short-Term Memory (LSTM) layer directly after the input layer, followed by four dense layers. The LSTM layer had an output size of 20, and the dense layers had 20 neurons each. The dense layer neurons were Rectified Linear Units (ReLU) with a linear identity activation function for input values above zero, and all zero output for input values below or equal to zero. Several goals exist that were tackled by solving classification and regression tasks. The output layer size was two neurons with Softmax activation function for the classification tasks, and one ReLU neuron for the regression tasks. As error metric and loss function the Mean Squared Error was chosen for the regression analysis tasks, and the binary cross-entropy for the classification task. The artificial neural network was trained with early stopping in the case of non-improvement on the validation error with a patience of 12 epochs, with a maximum number of 60 epochs for training. The implementation was done using the Tensorflow library (v2.3.0) in Python (v3.8.5) [55]. To assess the robustness of the model and the whole training and evaluation process, every run was done multiple times, to ensure that results were not incidental. Furthermore, the random seed for the network operations was not set to a fixed value, but chosen randomly every time. All networks were evaluated by Leave-One-Out-Crossvalidation (LOOCV). For the idiosyncratic analysis plan, one single walk was left out for the test set, one walk was left out for the validation set, and the rest was used for training, as the goal was to detect intrapersonal differences. For the generalised analysis, all recordings from one participant were left out from training for each test and validation set, as the goal was there to train the neural networks on patterns that were common to all participants. The split into an idiosyncratic and a generalised analysis was done to get results for both possibilities; (1) that the walking modes are reflected on a very individual level in the gait patterns, and (2) the case that there is a common effect on the gait patterns over the participants. In summary, neural networks were trained in three different experiment designs:

**Predicting the Walking Mode—Idiosyncratic:** In the first experiment, one artificial neural network was trained for every individual participant of the study and interference mode (except for the different walking speeds, as this was beyond the scope of this paper). The goal of this was to find out if there are intrapersonal differences in the walking patterns of the different modes that can be learned by the network. The task was set out as a binary

classification task between the class of walking patterns from the normal mode and either “closed-eyes”, “dual-task” or “post UHR”.

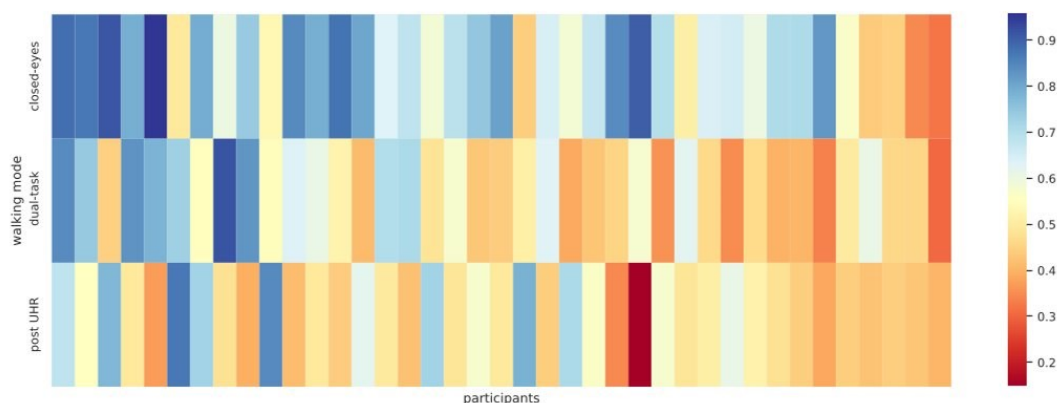
**Predicting the Walking Mode—Generalised:** For this experiment, the machine learning model was trained on the walk data of all participants. The goal was to evaluate the possibility of classifying between the walk at normal pace and the interference modes, but this time in a generalised manner, to find out if there is a change in pattern that is common to all participants.

**Predicting the UHR Repetitions:** The goal of the last experiment was to predict the results a participant would achieve on the Unilateral Heel-Rise Test as a regression task. The neural network was again trained to achieve generalisation across participants. One network was trained for each leg, left and right.

## 4. Results

### 4.1. Results for Predicting the Walking Mode—Idiosyncratic

For the closed-eyes walking task, the classification accuracies for the participants on an intrapersonal, idiosyncratic level varied between 0.32 and 0.96, ( $M = 0.68$ ,  $SD = 0.16$ ). For the dual-task recordings, the range of accuracies was between 0.30 and 0.92, ( $M = 0.54$ ,  $SD = 0.16$ ), and for the post UHR walk between 0.15 and 0.87 ( $M = 0.52$ ,  $SD = 0.15$ ). The accuracy calculates as the amount of correct classifications divided by the number of all predictions, thus guessing corresponds to a value of 0.5. These results are graphically presented in Figure 4.



**Figure 4.** Classification accuracies visualised for the individual participants when classifying between different walking modes. The participants go from left to right, every column is one participant. The walking modes are: normal vs. closed-eyes, normal vs. dualtask, normal vs. post UHR. The columns are sorted from left to right according to the mean accuracy over all three modes for one participant.

### 4.2. Results for Predicting the Walking Mode—Generalised

The network that was trained to generalise over walking patterns that are common to the whole cohort produced classification results that are shown in Table 1. Precision (also known as positive predictive value) calculates as the share of true positive predictions of all positive predictions, when the interference mode is the positive outcome. Recall (or sensitivity) is defined as the division of true positive predictions by all positive data points.  $F_1$  is the harmonic mean of Precision and Recall. The values for Precision, Recall and  $F_1$  Score happen to fall on the same value for the first two comparisons.

**Table 1.** Results for generalised classification.

Mode	Accuracy	Precision	Recall	F <sub>1</sub> Score
normal vs. closed-eyes	0.77	0.80	0.80	0.80
normal vs. dual-task	0.56	0.58	0.58	0.58
normal vs. post uhr	0.50	0.48	0.46	0.47

#### 4.3. Results for Predicting the UHR Repetitions

The mean number of maximum heel rises performed in this cohort was 25.7 (SD = 7.8, with a minimum of 10 and a maximum of 45 repetitions) for the right leg and 24.3 (SD = 7.9, with a minimum of 13 and a maximum of 45 repetitions) for the left leg. When predicting the results on the UHR test from the “normal” gait recording, the artificial neural network performed with a Root Mean Square Error of 11.7. The true and predicted values did not correlate (Pearson coefficient of  $-0.02$ ). The high error and low correlation is a limit of the current study.

## 5. Discussion

### 5.1. Summary

In this project, we aimed to evaluate the capability of SensFloor data for use with a recurrent neural network architecture to learn subtle differences in gait. The sensor floor that was used here delivers its data as a time series of capacitance measurements in two dimensions. For time series data, recurrent neural network architectures like Long Short-Term Memory Units (LSTM) often work especially well. This was also the case in this project, where we trained a LSTM-based neural network on the sensor data. For the dataset, we recorded participants in different walking modes. At first, the participants were told to walk at their normal pace, then faster than normal, followed by walking slower than normal. Then, the participants kept their eyes closed and their gait was recorded again. As another intervention, the participants carried out a dual-task walk, where they were asked to spell words backwards while walking and again being recorded. Subsequently, the participants performed the Unilateral Heel-Rise test (UHR), and were then again recorded walking at their normal pace and unimpeded. The intention of letting the participants walk at these different modes was to artificially introduce some variation into the gait patterns by interfering with their normal walking. Consequently, the first goal of training the neural networks was to have them learn the differences between the normal walking patterns and the artificially disturbed walking patterns or the walk immediately after the UHR test. The second goal was to predict the number of heel rise repetitions a participant could do. The UHR test is a feasible measure of muscle strength in the foot moving apparatus, and therefore a surrogate marker for the gait patterns. The results show that it is in principle possible to distinguish between the different walking modes. Overall, the idiosyncratic analysis, where the walking mode was classified after training the neural network intraindividually on the data of only one person, one after the other, showed the best results, while the generalised predictions were only satisfying for distinguishing between a normal and a closed-eyes walk. In this current study sensor floor was not able to reliably predict the number of repetitions in the UHR test.

### 5.2. Interpretation

As a first important result, we found that a neural network can distinguish between different walking modes, which works best when person-dependent analyses are used. For some persons, it worked very good (up to 95% accuracy), while it did not work at all for others (<50% accuracy, which is not better than guessing). We attribute this outcome to personal differences in walking and coordination in a way that for some persons, it just might not be too much of an interference to walk with closed eyes or walking while spelling words backwards. Speculatively, such differences could stem, for example, from age, athleticism, fatigue, or the ability to multitask. This would also explain the promising, but



not perfect results for the generalised classification. When the walking pattern differences are really person-dependent, the artificial neural network will be presented lots of similar input examples with different target labels for the person who are not challenged by having to walk with closed eyes or dual-tasking. The generalised walking mode classification approach worked best for classifying between the closed-eyes and normal walk, and worse for the distinction between dual-task and normal walking mode. It seems like the closed-eyes mode is the one that introduces the highest disturbance to the gait coordination, resulting in the greatest variation to the walk patterns as compared to the normal walk. This is in line with previous work that shows that visual impairments also affect the gait of young and healthy adults [7].

It was not possible for the artificial neural network to learn differences between the walks before and after doing the UHR in the generalised classification, nor was it possible to predict the number of repetitions. This should not imply that there is no effect from doing the UHR, but it might be a limitation of the sensor, sample, and analysis that renders the distinction impossible, for example because they are too subtle to be captured by the relatively low floor sensor resolution.

### 5.3. Limitations

In general, some limitations arise from the choice of sensor floor. For gait analysis, e.g., the GaitRite system has a higher resolution in space as well as in time. So, if one only aims for the best quality in reaching the classification and regression goals, another sensor might work better. However, the SensFloor system is suitable for other areas of application. As it is very robust, it is reasonable to use it as a part of everyday medical routine. It was due to the prospect of actual usefulness in a clinical setting that we chose to check what information could be extracted from data generated by this kind of sensor. As participants do not really perceive the floor as a medical device or a piece of technology at all, the recording does not feel like an examination situation, thus we expect a more natural gait than in other settings.

The processing scheme that was chosen for the data analysis introduces some limitations as well. Although we aimed for a minimal loss of data by avoiding preprocessing steps as much as possible, a small positional error is introduced by resampling the floor sensor data into a grid in the local view of the walking participant, thereby discretising the field positions. However, the resulting time series of vectors is a perfect format as input for Machine Learning algorithms of all kinds. We chose this architecture as it is a good fit to the time series sensor data.

### 5.4. Implications and Outlook

The actuation of the calf muscles is a very important screw during the stance phase of human gait and the heel rise test is a common test to assess calf muscle endurance and strength. In a reliability study of the UHR test [56] with 40 healthy adults over 18 years and without current ankle injury or chronic ankle pain, the following results were declared as clinical reference: mean plantarflexion of 23 with a standard deviation of 13.3 repetitions. In our cohort, the mean number of heel rises was slightly higher, but comparable, with 25.7 (SD = 7.8, right leg) and 24.3 (SD = 6.9, left leg). Thus, we can be confident that our results are representative for clinical practice. Still, we analysed a young and healthy cohort with relatively high plantarflexion mean repetitions. We do not know yet, if there are no differences in gait parameters before and after the UHR test or if these differences are too low for the sensor floor to identify. It must be evaluated in further studies if this method could predict repetitions within a cohort of older adults, 65 years and above, with poorer functional abilities, lower muscle endurance of the M.triceps surae and more asymmetries in gait parameters. Furthermore, further research in a young healthy cohort is needed, using another test protocol like calf muscle training over a time of weeks or months, to enable the differentiation between a pre- and post-test using SensFloor data. Furthermore,

it could be worthwhile to examine if the gait patterns vary enough between the participants to be able to distinguish between individuals.

The dataset that was recorded also contains measurements from Inertial Measurement Units. This data was not yet evaluated and not part of this study. Other gait analysis studies [57] showed that a lot of information is contained in IMU data, especially about aspects that the floor sensor can not cover, like joint movements and angles. However, whenever integration is involved in the processing of IMU data, there are errors generated from drifts. This is not the case with the SensFloor, which has a global fixed reference frame for the capacitance measurements. Therefore, the sensor floor data is a perfect complement to the IMUs as it delivers its measurements in absolute positions which are not prone to drift over time. It appears to be very promising to work towards a sensor fusion approach combining the best properties of both sensors.

## 6. Conclusions

We gained insights into walking patterns of people with a sensor floor that measures the electric capacitance on a discrete grid of triangular sensor fields over time. For the dataset, we recorded participants in different walking modes which were expected to induce changes in the walking patterns. It was shown that the sensor data generally contains enough information for detecting walking challenges in gait with a Machine Learning approach. We aimed for a minimal loss of data in the processing chain by choosing a methodological approach of learning features directly from the raw stream following some minimal geometric transformations and resampling. The approach as it is described is a promising path, because it can easily be transferred to other applications and project goals in gait analysis using this sensor and analysis strategy. A very relevant future research goal that should be pursued in follow-up research this way concerns a cohort of elderly people, who are often prone to falls and where higher variances in gait can be expected as frailty is more prevalent. This age group could profit a lot from a better availability of gait analysis. The floor sensor is a viable implementation of a gait pattern recording sensor that is suitable for everyday practical use and thereby opens the possibility of a wide variety of applications. Given further developments of the proposed algorithms, the unobtrusiveness and ease of use of the sensor floor is a major advantage for practical settings, where it could meaningfully support physiotherapeutic diagnostics, and revolutionise the assessment of gait patterns.

**Author Contributions:** Conceptualization, R.H., H.B., A.S. and M.G.; methodology, R.H., H.B. and M.G.; software, R.H.; validation, R.H. and H.B.; formal analysis, R.H.; investigation, R.H. and H.B.; resources, M.G.; data curation, R.H. and H.B.; writing—original draft preparation, R.H. and H.B.; writing—review and editing, A.S. and M.G.; visualization, R.H.; supervision, A.S. and M.G. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research received no external funding.

**Institutional Review Board Statement:** The study was conducted according to the guidelines of the Declaration of Helsinki, and approved by the Ethics Committee of University of Lübeck (protocol code 20-214 and date of approval 4 June 2020).

**Informed Consent Statement:** Informed consent was obtained from all subjects involved in the study.

**Data Availability Statement:** The data presented in this study will be openly available in the future in osf.io at DOI 10.17605/OSF.IO/XMSU2 after further analyses have been conducted by the authors.

**Acknowledgments:** We thank our colleagues and students from the Institute of Health Sciences, Minettchen Herchenröder, Tabea Bendfeldt, Pia Wertz and Yuting Qin for their great work in recruiting and recording participants. We also want to express our gratitude towards our colleagues from the Institute of Medical Informatics, Adeel Muhammad Nisaar, Philip Gouverneur and Frédéric Li for their great on site technical support with the recording setup, and Kerstin Lüdtko, Christl Lauterbach, as well as Caroline Zygar-Hoffmann for helpful comments on the manuscript.



**Conflicts of Interest:** R.H. and A.S. are employees of the company SensProtect GmbH. SensProtect is active in research and development on the SensFloor sensor system. H.B. and M.G. declare no conflict of interest.

### Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

APPS Lab	Assessment of Physiological and Psychological Signals Lab
IMU	Inertial Measurement Unit
ISM	Industrial, Scientific and Medical Band
LSTM	Long Short-Term Memory
LOOCV	Leave-One-Out-Cross-Validation
PSU	Power Supply Unit
ReLU	Rectified Linear Unit
RNN	Recurrent Neural Network
RGB-D	Red, Green, Blue, Depth
ROS	Robot Operating System
SD	Standard Deviation
UHR	Unilateral Heel-Rise Test

### References

- Shumway-Cook, A.; Woollacott, M.H. *Motor Control: Translating Research into Clinical Practice*; Lippincott Williams & Wilkins: Philadelphia, PA, USA, 2017.
- Götz-Neumann, K. *Gehen Verstehen: Ganganalyse in der Physiotherapie*; Georg Thieme Verlag: Stuttgart, Germany, 2006.
- Hoffmann, R.; Lauterbach, C.; Techmer, A.; Conradt, J.; Steinhage, A. Recognising Gait Patterns of People in Risk of Falling with a Multi-Layer Perceptron. In *Conference of Information Technologies in Biomedicine*; Pietka, E., Badura, P., Kawa, J., Wieclawek, W., Eds.; Springer International Publishing: Cham, Switzerland, 2016; pp. 87–97. [\[CrossRef\]](#)
- Beurskens, R.; Steinberg, F.; Gutmann, F.; Wolff, W.; Granacher, U. Neural Correlates of Dual-Task Walking: Effects of Cognitive versus Motor Interference in Young Adults. *Neural Plast.* **2016**, *2016*. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
- Kimura, N.; van Deursen, R. The Effect of Visual Dual-Tasking Interference on Walking in Healthy Young Adults. *Gait Posture* **2020**, *79*, 80–85. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
- Helbostad, J.L.; Vereijken, B.; Hesseberg, K.; Sletvold, O. Altered Vision Destabilizes Gait in Older Persons. *Gait Posture* **2009**, *30*, 233–238. [\[CrossRef\]](#)
- Kanzler, C.M.; Barth, J.; Klucken, J.; Eskofier, B.M. Inertial Sensor Based Gait Analysis Discriminates Subjects with and without Visual Impairment Caused by Simulated Macular Degeneration. In Proceedings of the 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC); Orlando, FL, USA, 16–20 August 2016; pp. 4979–4982. [\[CrossRef\]](#)
- McIsaac, T.L.; Lamberg, E.M.; Muraatori, L.M. Building a Framework for a Dual Task Taxonomy. *BioMed Res. Int.* **2015**, *2015*, 591475. [\[CrossRef\]](#)
- Bonetti, L.V.; Hassan, S.A.; Kasawara, K.T.; Reid, W.D. The Effect of Mental Tracking Task on Spatiotemporal Gait Parameters in Healthy Younger and Middle- and Older Aged Participants during Dual Tasking. *Exp. Brain Res.* **2019**, *237*, 3123–3132. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
- Hollman, J.H.; Childs, K.B.; McNeil, M.L.; Mueller, A.C.; Quilter, C.M.; Youdas, J.W. Number of Strides Required for Reliable Measurements of Pace, Rhythm and Variability Parameters of Gait during Normal and Dual Task Walking in Older Individuals. *Gait Posture* **2010**, *32*, 23–28. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
- Hollman, J.H.; Kovash, F.M.; Kubik, J.J.; Linbo, R.A. Age-Related Differences in Spatiotemporal Markers of Gait Stability during Dual Task Walking. *Gait Posture* **2007**, *26*, 113–119. [\[CrossRef\]](#)
- Bok, S.K.; Lee, T.H.; Lee, S.S. The Effects of Changes of Ankle Strength and Range of Motion According to Aging on Balance. *Ann. Rehabil. Med.* **2013**. [\[CrossRef\]](#)
- Hashish, R.; Samarawickrame, S.D.; Wang, M.Y.; Yu, S.S.Y.; Salem, G.J. The Association between Unilateral Heel-Rise Performance with Static and Dynamic Balance in Community Dwelling Older Adults. *Geriatr. Nurs.* **2015**, *36*, 30–34. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
- Maritz, C.A.; Silbernagel, K.G. A Prospective Cohort Study on the Effect of a Balance Training Program, Including Calf Muscle Strengthening, in Community-Dwelling Older Adults. *J. Geriatr. Phys. Ther.* **2016**, *39*, 125–131. [\[CrossRef\]](#)
- Lunsford, B.R.; Perry, J. The Standing Heel-Rise Test for Ankle Plantar Flexion: Criterion for Normal. *Phys. Ther.* **1995**, *75*, 694–698. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
- Pires, I.M.; Ponciano, V.; Garcia, N.M.; Zdravevski, E. Analysis of the Results of Heel-Rise Test with Sensors: A Systematic Review. *Electronics* **2020**, *9*, 1154. [\[CrossRef\]](#)
- Jan, M.H.; Chai, H.M.; Lin, Y.F.; Lin, J.C.H.; Tsai, L.Y.; Ou, Y.C.; Lin, D.H. Effects of Age and Sex on the Results of an Ankle Plantar-Flexor Manual Muscle Test. *Phys. Ther.* **2005**, *85*, 1078–1084. [\[CrossRef\]](#)

18. Marey, E.J. *La Méthode Graphique dans les Sciences Expérimentales et Particulièrement en Physiologie et en Médecine*; G. Masson: Paris, France, 1878.
19. Marey, E.J. *Movement*; Arno Press: New York, NY, USA, 1972.
20. Khan, M.H.; Farid, M.S.; Grzegorzec, M. A Non-Linear View Transformations Model for Cross-View Gait Recognition. *Neurocomputing* **2020**, *402*, 100–111. [[CrossRef](#)]
21. Rocha, A.P.; Choupina, H.; Fernandes, J.M.; Rosas, M.J.; Vaz, R.; Cunha, J.P.S. Parkinson's Disease Assessment Based on Gait Analysis Using an Innovative RGB-D Camera System. In Proceedings of the 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Chicago, IL, USA, 26–30 August 2014; pp. 3126–3129. [[CrossRef](#)]
22. Muñoz, B.; Castaño-Pino, Y.J.; Paredes, J.D.A.; Navarro, A. Automated Gait Analysis Using a Kinect Camera and Wavelets. In Proceedings of the 2018 IEEE 20th International Conference on E-Health Networking, Applications and Services (Healthcom), Ostrava, Czech Republic, 17–20 September 2018; pp. 1–5. [[CrossRef](#)]
23. Grobelny, A.; Behrens, J.R.; Mertens, S.; Otte, K.; Mansow-Model, S.; Krüger, T.; Gusho, E.; Bellmann-Strobl, J.; Paul, F.; Brandt, A.U.; et al. Maximum Walking Speed in Multiple Sclerosis Assessed with Visual Perceptive Computing. *PLoS ONE* **2017**, *12*, e0189281. [[CrossRef](#)]
24. Summa, S.; Tartarisco, G.; Favetta, M.; Buzachis, A.; Romano, A.; Bernava, G.M.; Sancesario, A.; Vasco, G.; Pioggia, G.; Petrarca, M.; et al. Validation of Low-Cost System for Gait Assessment in Children with Ataxia. *Comput. Methods Progr. Biomed.* **2020**, *196*, 105705. [[CrossRef](#)]
25. Ma, Y.; Mithraratne, K.; Wilson, N.C.; Wang, X.; Ma, Y.; Zhang, Y. The Validity and Reliability of a Kinect V2-Based Gait Analysis System for Children with Cerebral Palsy. *Sensors* **2019**, *19*, 1660. [[CrossRef](#)]
26. McDonough, A.L.; Batavia, M.; Chen, F.C.; Kwon, S.; Ziai, J. The Validity and Reliability of the GAITRite System's Measurements: A Preliminary Evaluation. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* **2001**, *82*, 419–425. [[CrossRef](#)]
27. Webster, K.E.; Wittwer, J.E.; Feller, J.A. Validity of the GAITRite Walkway System for the Measurement of Averaged and Individual Step Parameters of Gait. *Gait Posture* **2005**, *22*, 317–321. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
28. van Uden, C.J.; Besser, M.P. Test-Retest Reliability of Temporal and Spatial Gait Characteristics Measured with an Instrumented Walkway System (GAITRite). *BMC Musculoskelet. Disord.* **2004**, *5*, 13. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
29. Menz, H.B.; Latt, M.D.; Tiedemann, A.; Mun San Kwan, M.; Lord, S.R. Reliability of the GAITRite Walkway System for the Quantification of Temporo-Spatial Parameters of Gait in Young and Older People. *Gait Posture* **2004**, *20*, 20–25. [[CrossRef](#)]
30. Bilney, B.; Morris, M.; Webster, K. Concurrent Related Validity of the GAITRite Walkway System for Quantification of the Spatial and Temporal Parameters of Gait. *Gait Posture* **2003**, *17*, 68–74. [[CrossRef](#)]
31. Tanaka, O.; Ryu, T.; Hayashida, A.; Moshnyaga, V.G.; Hashimoto, K. A Smart Carpet Design for Monitoring People with Dementia. In *Progress in Systems Engineering*; Selvaraj, H., Zydek, D., Chmaj, G., Eds.; Advances in Intelligent Systems and Computing; Springer International Publishing: Cham, Switzerland, 2015; pp. 653–659. [[CrossRef](#)]
32. Serra, R.; Knittel, D.; Di Croce, P.; Peres, R. Activity Recognition With Smart Polymer Floor Sensor: Application to Human Footstep Recognition. *IEEE Sens. J.* **2016**, *16*, 5757–5775. [[CrossRef](#)]
33. Henry, R.; Matti, L.; Raimo, S. Human Tracking Using near Field Imaging. In Proceedings of the 2008 Second International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare, Tampere, Finland, 30 January–1 February 2008; pp. 148–151. [[CrossRef](#)]
34. Ropponen, A.; Rimminen, H.; Sepponen, R. Robust System for Indoor Localisation and Identification for the Health Care Environment. *Wirel. Pers. Commun.* **2011**, *59*, 57–71. [[CrossRef](#)]
35. Beevi, F.H.A.; Wagner, S.; Hallerstede, S.; Pedersen, C.F. Data Quality Oriented Taxonomy of Ambient Assisted Living Systems. In Proceedings of the IET International Conference on Technologies for Active and Assisted Living (TechAAL), London, UK, 5 November 2015; p. 6. [[CrossRef](#)]
36. Bagarotti, R.; Zini, E.M.; Salvi, E.; Sacchi, L.; Quaglini, S.; Lanzola, G. An Algorithm for Estimating Gait Parameters Through a Commercial Sensorized Carpet. In Proceedings of the 2018 IEEE 4th International Forum on Research and Technology for Society and Industry (RTSI), Palermo, Italy, 10–13 September 2018; IEEE: Palermo, Italy, 2018; pp. 1–6. [[CrossRef](#)]
37. Steinhage, A.; Lauterbach, C. SensFloor and NaviFloor: Large-Area Sensor Systems Beneath Your Feet. In *Handbook of Research on Ambient Intelligence and Smart Environments: Trends and Perspectives*; Information Science Reference: Hershey, PA, USA, 2011. [[CrossRef](#)]
38. Lauterbach, C.; Steinhage, A.; Techmer, A. A Large-Area Sensor System Underneath the Floor for Ambient Assisted Living Applications. In *Pervasive and Mobile Sensing and Computing for Healthcare: Technological and Social Issues*; Mukhopadhyay, S.C., Postolache, O.A., Eds.; Smart Sensors, Measurement and Instrumentation; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2013; pp. 69–87. [[CrossRef](#)]
39. Sousa, M.; Techmer, A.; Steinhage, A.; Lauterbach, C.; Lukowicz, P. Human Tracking and Identification Using a Sensitive Floor and Wearable Accelerometers. In Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom), San Diego, CA, USA, 18–22 March 2013; pp. 166–171. [[CrossRef](#)]
40. Steinhage, A.; Lauterbach, C. SensFloor and NaviFloor: Robotics Applications for a Large-Area Sensor System. *Int. J. Intell. Mechatron. Robot. (IJIMR)* **2013**, *3*. [[CrossRef](#)]
41. Hoffmann, R.; Steinhage, A.; Lauterbach, C. C5.4—Increasing the Reliability of Applications in AAL by Distinguishing Moving Persons from Pets by Means of a Sensor Floor. *Proc. Sens.* **2015**, 436–440. [[CrossRef](#)]



42. Lauterbach, C.; Steinhage, A.; Techmer, A.; Sousa, M.; Hoffmann, R. AAL Functions for Home Care and Security: A Sensor Floor Supports Residents and Carers. *Curr. Dir. Biomed. Eng.* **2018**, *4*, 127–129. [[CrossRef](#)]
43. Hoffmann, R.; Lauterbach, C.; Conrad, J.; Steinhage, A. Estimating a Person's Age from Walking over a Sensor Floor. *Comput. Biol. Med.* **2018**, *95*, 271–276. [[CrossRef](#)]
44. Steinhage, A.; Lauterbach, C.; Techmer, A.; Hoffmann, R.; Sousa, M. Innovative Features and Applications Provided by a Large-Area Sensor Floor. In *Handbook of Research on Investigations in Artificial Life Research and Development*; Engineering Science Reference: Hershey, PA, USA, 2018. [[CrossRef](#)]
45. Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature* **1986**, *323*, 533–536. [[CrossRef](#)]
46. Hochreiter, S.; Schmidhuber, J. Long Short-Term Memory. *Neural Comput.* **1997**, *9*, 1735–1780. [[CrossRef](#)]
47. Lipton, Z.C.; Berkowitz, J.; Elkan, C. A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning. *arXiv* **2015**, arXiv:1506.00019.
48. Sak, H.; Senior, A.; Rao, K.; Beaufays, F. Fast and Accurate Recurrent Neural Network Acoustic Models for Speech Recognition. *arXiv* **2015**, arXiv:1507.06947.
49. Sak, H.; Senior, A.; Beaufays, F. Long Short-Term Memory Based Recurrent Neural Network Architectures for Large Vocabulary Speech Recognition. *arXiv* **2014**, arXiv:1402.1128.
50. Graves, A.; Mohamed, A.R.; Hinton, G. Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks. *arXiv* **2013**, arXiv:1303.5778.
51. Graves, A.; Schmidhuber, J. Offline Handwriting Recognition with Multidimensional Recurrent Neural Networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems 21*; Koller, D., Schuurmans, D., Bengio, Y., Bottou, L., Eds.; Curran Associates Inc.: Red Hook, NY, USA, 2009; pp. 545–552.
52. Rosenblatt, F. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. *Am. J. Psychol.* **1963**, *76*, 705–707. [[CrossRef](#)]
53. Fukumizu, K. Active Learning in Multilayer Perceptrons. In Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems, Denver, CO, USA, 27–30 November 1995; p. 7.
54. Quigley, M.; Conley, K.; Gerkey, B.; Faust, J.; Foote, T.; Leibs, J.; Wheeler, R.; Ng, A.Y. ROS: An Open-Source Robot Operating System. In Proceedings of the ICRA Workshop on Open Source Software, Kobe, Japan, 12–17 May 2009; Volume 3, p. 5.
55. Abadi, M.; Barham, P.; Chen, J.; Chen, Z.; Davis, A.; Dean, J.; Devin, M.; Ghemawat, S.; Irving, G.; Isard, M.; et al. TensorFlow: A System for Large-Scale Machine Learning. *arxiv* **2016**, arXiv:1605.08695.
56. Sman, A.D.; Hiller, C.E.; Imer, A.; Ocsing, A.; Burns, J.; Refshauge, K.M. Design and Reliability of a Novel Heel Rise Test Measuring Device for Plantarflexion Endurance. *BioMed Res. Int.* **2014**, *2014*, 391646. [[CrossRef](#)]
57. Washabaugh, E.P.; Kalyanaraman, T.; Adamczyk, P.G.; Claflin, E.S.; Krishnan, C. Validity and Repeatability of Inertial Measurement Units for Measuring Gait Parameters. *Gait Posture* **2017**, *55*, 87–93. [[CrossRef](#)]



**Publikation 2**

Brodowski, H., Andres, N., Gummy, M., Eicher, C., Steinhagen-Thiessen, E., Tannen, A., Kiselev, J. (2021). Reliability of stair-climbing speed in two cohorts of older adults. In: International Journal of Therapy and Rehabilitation 28 (11), S. 1–15. DOI: [10.12968/ijtr.2020.0137](https://doi.org/10.12968/ijtr.2020.0137).

Für diese Publikation liegt leider keine Genehmigung des Verlages zur Veröffentlichung im Rahmen dieser Dissertation vor.



































**Publikation 3**

Brodowski, H., Strutz, N., Mueller-Werdan, U., Kiselev, J. (2022). Categorizing fear of falling using the survey of activities and fear of falling in the elderly questionnaire in a cohort of hospitalized older adults: A cross-sectional design. In: International Journal of Nursing Studies 126 (1), S. 104152. DOI: [10.1016/j.ijnurstu.2021.104152](https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2021.104152)

Für diese Publikation liegt leider keine Genehmigung des Verlages zur Veröffentlichung im Rahmen dieser Dissertation vor.



















## Lebenslauf

Mein Lebenslauf wird aus datenschutzrechtlichen Gründen in der elektronischen Version meiner Arbeit nicht veröffentlicht.

## Komplette Publikationsliste

1. Hegewald, A.M., Baeumer, F., **Brodowski, H.**, Buss, B., Toll, S., Voelker, C. (Hrsg.) *Grundlagen wissenschaftlichen Arbeitens*. 2011. Berlin: Cornelsen-Verlag.  
IF: -
2. Hegewald, A.M., Baeumer, F., **Brodowski, H.**, Höppner, H., Voelker, C. (Hrsg.) *Wissenschaftliches Arbeiten*. 2012. Berlin: Cornelsen-Verlag.  
IF: -
3. **Brodowski, H.** *Assessment: Funktionsfragebogen Hannover (FFbH-P) – Blitzbefund bei Rheuma*. *Physiopraxis*. 2012; 10 (09): S. 50-51.  
IF: -
4. Kohlmann, T., Nolting, H., Szczotkowski, D., Haase, T., **Brodowski, H.** [Abstract]. *Development and testing of a patient satisfaction questionnaire for use in quality assurance within the german social accident insurance*. *Turkish Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*. 2013; 59 (2): S. 62.  
IF: -
5. Szczotkowski, D., Nolting, H., **Brodowski, H.**, Haase, T., Kohlmann, T. *Entwicklung eines Fragebogens zur Sicherung der Ergebnisqualität im ambulanten Durchgangsarztverfahren der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung (DGUV)*. Poster auf dem 2. Rehakolloquium Karlsruhe vom 10.03.-12.03.2014.
6. Szczotkowski, D., **Brodowski, H.**, Nolting, H., Haase, T., Gruner, A., Kübke, R., Kohlmann, T. *Entwicklung und Erprobung einer Checkliste zur Beurteilung der Qualität von Durchgangsarztberichten*. *Trauma und Berufskrankheit*. 2017; 19 (1), S. 41–46. DOI: 10.1007/s10039-016-0218-6.  
IF: 0.103
7. Strutz, N., **Brodowski, H.**, Mümken, S., Müller-Werdan, U., Kiselev, J. *Coping with adequate and inadequate self-assessment of older people's risk of falling: a mixed-methods study in Germany*. 2019. DOI:10.21203/rs.2.18153/v1. Preprint.
8. Hoffmann, R., **Brodowski, H.**, Steinhage, A., Grzegorzec, M. *Detecting Walking Challenges in Gait Patterns Using a Capacitive Sensor Floor and Recurrent Neural Networks*. *Sensors (Basel)*. 2021;21(4):1086. DOI:10.3390/s21041086.  
IF: 3.847 (2021)
9. **Brodowski, H.**, Andres, N., Gumny, M., Eicher, C., Steinhagen-Thiessen, E., Tannen, A., Kiselev, J. *Reliability of stair-climbing speed in two cohorts of older adults*. *International Journal of Therapy and Rehabilitation*. 2021; 28 (11). DOI:10.12968/ijtr.2020.0137.  
IF 0.368 (2021-2022)

10. **Brodowski, H.**, Strutz, N., Mueller-Werdan, U., & Kiselev, J. *Categorizing fear of falling using the survey of activities and fear of falling in the elderly questionnaire in a cohort of hospitalized older adults: A cross-sectional design*. International journal of nursing studies, 2022; 126, DOI: 10.1016/j.ijnurstu.2021.104152.  
IF 5.837 (2020-2021)
11. Strutz, N., **Brodowski, H.**, Kiselev, J., Heimann-Steinert, A., Müller-Werdan, U. (im Druck). *App-based evaluation of older people's fall risk using the mhealth App Lindera Mobility Analysis: an exploratory study*. Journal of Medical Internet Research Aging  
IF - (2021)

## Danksagung

Mein Dank geht an die vielen Menschen, die mich während dieser Phase meiner akademischen Laufbahn begleitet und - wissentlich oder unwissentlich - motiviert haben. Das sind besonders meine Kolleg\*innen an der Universität zu Lübeck, aber auch die vielen engagierten Physiotherapeut\*innen und die kritischen Student\*innen, denen ich immer wieder begegne. Sie zeigen, dass es noch viele Bereiche für uns in der Physiotherapie gibt, die es wert sind, kritisch reflektiert zu werden und, dass es viele klinische Fragen gibt, die es zukünftig zu beantworten gilt.

Besonders danken möchte ich Nicole Strutz und Dr. Jörn Kiselev aus der „Arbeitsgruppe Alter und Technik“ der Charité-Universitätsmedizin Berlin für ihre stets konstruktive Kritik und die jederzeit wertschätzende Zusammenarbeit. Ebenso danke ich Frau Professor Ursula Müller-Werdan für die Unterstützung und die Möglichkeit der Datenerhebung im EGZB sowie Frau PD Dr. Antje Tannen für die hilfreichen Kommentare und ihr kompetentes Feedback.

Meiner Familie, besonders meinem Mann Christian und meiner Schwester Bente, gilt ausdrücklicher großer Dank für ihre Unterstützung, ihren Langmut, ihr offenes Ohr und ihre Weisheit in den richtigen Momenten zu schweigen.