

Z Gerontol Geriat 2020 · 53:129–137

<https://doi.org/10.1007/s00391-019-01544-0>

Eingegangen: 29. Mai 2018

Überarbeitet: 22. März 2019

Angenommen: 29. März 2019

Online publiziert: 17. April 2019

© Springer Medizin Verlag GmbH, ein Teil von Springer Nature 2019

Christian Mandel¹ · Amit Choudhury² · Karin Hochbaum³ · Serge Autexier¹ · Jeannine Budelmann⁴¹ Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz GmbH (DFKI), Bremen, Deutschland² Klinik für Geriatrie und Frührehabilitation, Klinikum Bremen Nord, Bremen, Deutschland³ Gesundheit Nord gGmbH, Klinikverbund Bremen, Bremen, Deutschland⁴ Budelmann Elektronik GmbH, Münster, Deutschland

Erkennung und Klassifikation von Haltungs- und Gangmustern am Rollator durch Abstandsmessungen – ein Vergleich zwischen klinischer Beurteilung und maschineller Klassifikation

Einführung

Problembeschreibung

Gangstörungen und Stürze zählen zu den häufigsten funktionellen Problemen älterer Patienten. Während die Fähigkeit zur Lokomotion für junge und gesunde Menschen eine Selbstverständlichkeit ist, die keiner besonderen Aufmerksamkeit bedarf, stellt sie für viele Menschen des höheren Lebensalters eine Herausforderung dar. Veränderungen durch den physiologischen Alterungsprozess, aber auch krankheitsbedingte Veränderungen führen zu typischen Veränderungen des Gangbilds mit Zunahme der Sturzgefahr. Somit stellen Gangstörungen und Stürze eine der wichtigsten diagnostischen und therapeutischen Herausforderungen der klinischen Geriatrie dar [1]. Die Verwendung von Rollatoren bietet eine Möglichkeit der Unterstützung des Gangs. Wesentlich ist hier die korrekte Benutzung durch die Patienten. Trotz der unbestreitbaren Verbesserung der Mobilität der Betroffenen droht unter falscher Benutzung der Hilfsmittel sonst eine Zunahme der Sturzgefahr, auch als Hilfsmittelparadoxon bezeichnet [2, 3].

Die klinische Ganganalyse kann durch Erkennen krankheitstypischer Bewegungsmuster diagnostisch hilfreich und wegweisend sein. Jahn et al. geben in einem Artikel in *Deutsches Ärzteblatt* 2010 eine gute Übersicht über die wichtigsten Differenzialdiagnosen [4]. Bestimmte Störungsbilder können zu typischen, mehr oder weniger pathognomonischen Bewegungsmustern führen, die bei der Ganganalyse erkannt werden können. Beispielhaft hierfür sind Gangstörungen bei Hüftproblemen, muskulärer Insuffizienz, ataktische, spastische oder paretische Gangbilder [5]. Eine deskriptive klinische Einteilung von Gangstörungen unterscheidet z. B. antalgische, paretische, ataktische, hypo- und dyskinetische sowie ängstlich-psychogene Gangstörungen [4].

Untersuchungsziel

Die hier beschriebene klinische Evaluationsstudie untersucht, ob durch algorithmische Klassifikation von Zeitreihen über Abstandsmessungen zu geeigneten Punkten auf der Körperoberfläche einer am Rollator gehenden Person Haltungs- und Gangmuster derart erkannt werden können, dass diese mit den Gangbeur-

teilungen von klinischen Experten übereinstimmen. Übergeordnetes Ziel ist in diesem Zusammenhang die Entwicklung eines Rollatorsystems, das durch geeignetes Feedback dem Patienten Informationen über aktuelle Fehlhaltungen geben kann. Die Ermöglichung einer zielgerichteten *Haltungskorrektur* lässt die Autoren eine Reduktion der Sturzgefahr erwarten. Ein weiteres Entwicklungsziel wird in der Realisierung eines *Diagnose-Rollators* gesehen. Ein solches System könnte einen Beitrag zur Objektivierung der klinischen Ganganalyse von am Rollator gehenden Menschen darstellen.

Stand von Wissenschaft und Technik

Im Bereich der nicht durch Sensorik unterstützten klinischen Ganganalyse sind die gebräuchlichsten Messparameter die frei gewählte Gehgeschwindigkeit, die Schrittfrequenz (Kadenz) sowie Schrittlänge und -variabilität. Insbesondere für die frei gewählte Gehgeschwindigkeit ist eine gute Korrelation zur Sturzgefahr, aber auch zur Gesamtprognose beschrieben. Auch eine Zunahme der Schrittvvariabilität spricht für ein höheres Sturzrisiko [6]. Als Assessments sind der

Tab. 1 Hauptdiagnosen der untersuchten Probanden

Proband-Nr.	Geschlecht	Alter (Jahre)	Größe (cm)	Gewicht (kg)	Klinische Diagnose	Klinisches 5-wertiges Gangmuster
1	w	47	170	64	Gesund	Physiologisch
2	w	49	168	75	Gesund	Physiologisch
3	w	48	168	58	Gesund	Physiologisch
4	m	51	172	71	Gesund	Physiologisch
5	m	48	182	73	Gesund	Physiologisch
6	w	77	162	82	TEP bd. Hüfte, Knie links	Antalgisch
7	w	82	167	67	Hüftfraktur links	Protektiv
8	w	85	165	78	Hüftfraktur links	Antalgisch
9	w	85	154	83	Multifakt. GS; PNP, SAE	Protektiv
10	w	91	160	60	Frailty-Syndrom, deg. WS	Antalgisch
11	w	93	160	87	PNP, Polyarthrose, Sturz	Ataktisch
12	m	78	163	70	Post-Polio, Paraparese	Paretisch
13	w	76	166	83	Multifakt. GS; Insult re, Coxarthrose	Protektiv
14	m	78	178	87	TEP re Hüfte, alte TEP links	Protektiv
15	w	84	163	68	Hüftfraktur links	Protektiv
16	m	75	176	96	Apoplex	Physiologisch
17	w	67	164	97	Multifakt. GS, PNP	Physiologisch
18	w	74	148	49	Apoplex, HP rechts	Physiologisch
19	m	54	180	118	M. Parkinson	Protektiv
20	m	82	168	91	TEP linke Hüfte	Antalgisch
21	w	86	150	75	LWK-Fraktur, Spinalkanalstenose	Protektiv
22	w	78	156	85	BWK-Fraktur	Protektiv
23	w	81	164	84	LWK-Fraktur	Physiologisch
24	w	81	161	75	Post-Polio, GS	Paretisch
25	w	83	162	82	Multifakt. GS, PNP	Ataktisch
26	w	84	165	73	Z. n. Apoplex, diabet. PNP	Paretisch
27	w	84	158	89	Gonarthrose	Antalgisch
28	w	88	176	64	Multifakt. GS, Diabetes	Protektiv
29	w	71	153	–	Apoplex, HP links, Drehschwindel	Paretisch

TEP Totalendoprothese, GS Gangstörung, PNP Polyneuropathie, SAE subkortikale atherosklerotische Enzephalopathie, WS Wirbelsäule, HP Hemiparese, LWK Lendenwirbelkörper, BWK Brustwirbelkörper

Timed-up-and-go-Test [7], der Tinetti-Test (Performance Orientated Mobility Assessment, POMA) [8] und die Short Physical Performance Battery (SPPB) [9] zur Beurteilung der Mobilität etabliert.

Im Bereich der sensorisch unterstützten Ganganalysesysteme hat sich das Konzept der Untersuchung von Messwertzeitreihen etabliert. Übliche Verfahren sind die Nutzung retroreflektierender Marker in Kombination mit Multi-Kamera-Set-ups, um markierte Gelenke und Gliedmaßen im 3-dimensionalen Raum zu verfolgen [10–13], die Messung elektromyographischer Muster aktivierter Muskulatur während des Gehens [14, 15], die Beurteilung von Gelenkwinkel

und Beschleunigungen mit am Körper befestigter Inertialsensorik [16, 17] oder die Analyse des Drucks zwischen Füßen und auf dem Boden installierter Sensordruckplatten. Alle genannten Verfahren bedürfen einer intensiven Vorbereitung der Testpersonen oder der sie umgebenden Räumlichkeiten. Aus diesem Grund erscheinen derartige Verfahren für einen alltäglichen Einsatz ungeeignet. Im Gegensatz dazu ist die Instrumentierung eines mobilen Hilfsmittels, z.B. eines Rollators, vielversprechend. So präsentieren z.B. Ballesteros et al. die Rollatorplattform *i-Walker* in [18]. Das mit drucksensitiven Handgriffen und Odometrie ausgestattete System lässt eine

Ableitung von Parametern wie Schrittdauer/-länge und Schrittzukluskdauer/-länge zu. Diese Parameter korrelieren die Autoren mit klinischen Befunden des oben genannten Tinetti-Tests.

Zusammenfassend lässt sich über den Stand von Wissenschaft und Technik sagen, dass nur wenige auf Ganganalyse basierte Unterstützungssysteme den Weg in die tägliche klinische Anwendung geschafft haben [19]. Dies betrifft auch die Möglichkeit, die Mobilität durch Einsatz intelligenter Gehhilfsmittel zu verbessern.

C. Mandel · A. Choudhury · K. Hochbaum · S. Autexier · J. Budelmann

Erkennung und Klassifikation von Haltungs- und Gangmustern am Rollator durch Abstandsmessungen – ein Vergleich zwischen klinischer Beurteilung und maschineller Klassifikation

Zusammenfassung

Hintergrund. Dieser Artikel beschreibt die Entwicklung eines Rollatormoduls zur sensorgestützten Haltungs- und Gangmustererkennung mit dem Ziel, eine alltagstaugliche Hilfe zur Sturzprävention zu entwickeln. Kernbeitrag ist ein Vergleich zwischen der Beurteilung einzelner Gangparameter durch klinisches Personal und der im Rollatormodul verwendeten maschinellen Klassifikationsmethode, der Mahalanobis-Distanz über Zeitreihen von Sensormesswerten.

Methodik. Das hier beschriebene Rollatormodul erweitert einen handelsüblichen Rollator um zwei Tiefenbildkameras, die sowohl den Oberkörper als auch Beine und Becken des Benutzers beobachten. Aus dem Strom von Tiefenbildern werden Distanzmessungen zu 8 relevanten Punkten auf der Körperoberfläche (Schultern, Beckenkämme, Oberschenkel, Schienbeine) zu Zeitreihen zusammengefasst, die einzelne Schrittzyklen beschreiben. Zur automatischen Klassifikation der Schrittzyklen im Hinblick auf 14 sicherheitsrelevante Gangparameter (Schrittbreite, -höhe, -länge, -symmetrie, -variabilität; Flexion von Oberkörper, Knie (l/r) und Hüfte (l/r); Position, Distanz zum Rollator; 2-, 5-wertiges Gangmuster. [Während das 2-wertige Gangmuster einen Schrittzklus grob in pathologisch und physiologisch unterteilt, differenziert das 5-wertige Gangmuster zwischen antalgischen, ataktischen, paretischen, protektiven und physiologischen Schrittzklen.]), wurden jeweils einzelne Klassifikationsalgorithmen

mit Techniken des maschinellen Lernens trainiert und dazu mathematisch die Mahalanobis-Distanz verwendet (Distanz einzelner Schrittzyklen zu Klassenmitteln und zugehörigen Kovarianzmatrizen). Sowohl Trainings- als auch Testdatensätze wurden dazu im klinischen Kontext mit 29 Probanden gewonnen. Dabei diente die durch klinische Experten vorgenommene Beurteilung des Gangbildes einer am Rollator gehenden Person sowohl zur Annotierung sensorischer Schrittzklusbeschreibungen der Trainings- als auch der verwendeten Testdatensätze. Zur Bewertung der Qualität der automatischen Klassifikation des Rollatormoduls wurde ein abschließender Vergleich zwischen menschlicher und maschineller Beurteilung über alle Gangparameter vorgenommen.

Ergebnisse. Die für den Vergleich mit dem maschinellen Lernverfahren herangezogene Gangbeurteilung durch medizinisches Personal zeigte über das gesamte Patientenkollektiv eine relativ homogene Klassenverteilung in den einzelnen Gangparametern. So zeigten beispielsweise 57 % eine erhöhte, und 43 % eine normale Distanz zum Rollator. Zentriert zum Rollator positionierten sich 51 % der Probanden, während 41 % eine links abweichende und 8 % eine rechts abweichende Position einnahmen. Zwölf weitere Gangparameter wurden in 2 bis 5 Klassen unterteilt und beurteilt. Einzelne Schrittzyklen eines jeden Probanden wurden mithilfe der trainierten Klassifikationsalgorithmen

beurteilt. Die besten maschinellen Klassifikationsraten über alle Probanden ergaben sich für die Parameter *Distanz zum Rollator* (99,4 %) und das *2-wertige Gangmuster* (99,2 %). Die *Schrittvariabilität* (94,6 %) und die *Position zum Rollator* (94,2 %) zeigten die schlechtesten Klassifikationsraten. Über alle Gangparameter und Probanden wurden 96,9 % aller Schrittzklusbeschreibungen korrekt klassifiziert.

Diskussion/Ausblick. Mit einer durchschnittlichen Klassifikationsrate von 96,9 % eignet sich das beschriebene Gangklassifikationssystem sowohl für den Einsatz in einem patientenorientierten Trainings-/Korrektursystem, das auf Fehlhaltungen im Alltag hinweist, als auch für ein potenzielles Diagnosesystem, das die Ganganalyse im klinischen Umfeld objektiviert. Vor dem Erreichen dieser Ziele konzentrieren sich aktuelle Arbeiten auf den Wechsel von tiefenbildkamerabasierter Distanzmessung zu kleinformatigen Distanzsensoren (1D Lidar) sowie das Design und die Implementierung einer geeigneten Rollatormutzerschnittstelle. Für den eigentlichen Klassifikationsalgorithmus wird zudem an einem Vergleich der Ergebnisse mit denen von gefalteten neuronalen Netzwerken gearbeitet.

Schlüsselwörter

Gangstörung · Smart-Rollator · Sturzprävention · Ganganalyse · Abstandsmessungen

Methodik

Probandenkollektiv

Insgesamt wurden 29 Personen in die Evaluationsstudie eingeschlossen (Tab. 1). Fünf Personen waren gesunde Probanden im Alter zwischen 47 und 48 Jahren. Die übrigen 24 Personen waren Patientinnen und Patienten der Klinik für Geriatrie und Frührehabilitation am Klinikum Bremen-Nord, die aufgrund unterschiedlicher Diagnosen stationär oder teilstationär in der geriatrischen Frührehabilitation behandelt wurden und an einer Gangstörung litten, welche die Benutzung eines Rollators notwendig

machte. Von den 29 Personen waren 22 weiblich und 7 männlich. Das Alter der Probanden lag zwischen 47 und 93 Jahren, mit einem Durchschnittsalter von 74,8 Jahren. Einschlusskriterien waren die Einwilligungsfähigkeit und Bereitschaft zur Mitwirkung an der Studie, sowie – bei Patienten – das Vorliegen einer durch den Rollator kompensierbaren Gangstörung mit entsprechenden pathologischen Gangmustern in den zu untersuchenden Parametern. Ausschlusskriterien waren neben fehlender Motivation kognitive Einschränkungen mit fehlendem Verständnis für die Untersuchung und deren Implikationen und

somit auch fehlender Einwilligungsfähigkeit.

Studiendesign

Jeder Studienteilnehmer wurde gebeten, eine ca. 12 m lange Flurstrecke unter Beobachtung von 3 qualifizierten Physiotherapeuten und einem Arzt 3-mal auf- und abzugehen. Dabei benutzte der Proband einen mit Tiefenbildkameras und Aufzeichnungselektronik instrumentierten Rollator. Zwischen jedem der 3 Läufe hatten die Probanden ausreichend Zeit zur Erholung. Während eines Laufs beobachtete das klinische Personal den Gang des Patienten und hielt die

C. Mandel · A. Choudhury · K. Hochbaum · S. Autexier · J. Budelmann

Recognition and classification of posture and gait patterns of rollator users by distance measurements—a comparison between clinical assessment and automatic classification

Abstract

Background. This article describes the development of an add-on module for wheeled walkers dedicated to sensor-based posture and gait pattern recognition with the goal to develop an everyday aid for fall prevention. The core contribution is a clinical study that compared single gait parameter assessments coming from medical staff to those obtained from an automatic classification algorithm, i. e. the Mahalanobis distance over time series of sensor measurements.

Methods. The walker-module described here extends an off-the-shelf wheeled walker by two depth cameras that observe the torso, pelvic, region and legs of the user. From the stream of depth images, distance measurements to eight relevant feature points on the body surface (shoulders, iliac crests, upper and lower legs) are combined to time series that describe the individual gait cycles. For automatic classification of gait cycle descriptions 14 safety-relevant gait parameters (gait width, height, length, symmetry, variability; flexion of torso, knees (l/r), hips (l/r); position, distance to walker; 2-value, 5-value gait patterns [While the two-value gait pattern differentiates a gait cycle into physiological and pathological, the five-value gait pattern distinguishes between antalgic, atactic, paretic, protective, and physiological

gait]), single classifier algorithms were trained using machine learning techniques based on the mathematical concept of the Mahalanobis distance (distance of individual gait cycles to class averages and corresponding covariance matrices). For this purpose, training and test datasets were gathered in a clinical setting from 29 subjects. Here, the assessment of gait properties given by medical experts served for the labelling of sensorial gait cycle descriptions of the training and test datasets. In order to evaluate the quality of the automated classification in the add-on module a final comparison between human and automatic gait parameter assessment is given.

Results. The gait assessment conducted by trained medical staff served as a comparator for the machine learning gait assessment and showed a relatively uniform class distribution of gait parameters over the group of probands, e. g. 57% showed an increased and 43% a normal distance to the walker. Of the subjects 51% positioned themselves central to the walker, while 41% took a left deviating, and 8% a right deviating position. A further 12 gait parameters were differentiated and evaluated in 2–5 classes. In the following, single gait cycle descriptions of each subject were assessed by trained

classification algorithms. The best automatic classification rates over all subjects were given by the *distance to walker* (99.4%), and the *2-value gait pattern* (99.2%). *Gait variability* (94.6%) and *position to walker* (94.2%) showed the poorest classification rates. Over all gait parameters and subjects, 96.9% of all gait cycle descriptions were correctly classified.

Discussion/outlook. With an average classification rate of 96.9%, the described gait classification approach is well suited for a patient-oriented training correction system that informs the user about false posture during every day walker use. A second application scenario is the use in a clinical setting for objectifying the gait assessment of patients. To reach these ambitious goals requires more future research. It includes the replacement of depth cameras by small size distance sensors (1D Lidar), the design and implementation of a suitable walker-user interface, and the evaluation of the proposed classification algorithm by contrasting it to results of modern deep convolutional neural network output.

Keywords

Gait disorders · Smart rollator · Fall prevention · Gait analysis · Distance measurements

Beobachtungen in Bezug auf die betrachteten 14 Gangparameter (■ **Tab. 2**) auf dem anonymisierten Teil eines Fallerhebungsbogens fest. Einzelne Bewertungen, wie z. B. eine *erhöhte Distanz zum Rollator*, wurden qualitativ abgegeben, spiegeln also die subjektive Einschätzung des klinischen Personals wider. Zusätzlich zur manuellen Klassifikation der Gangparameter erfolgten die manuellen Messungen der Kadenz sowie der spontanen Gehgeschwindigkeit auf einer 4 m langen Teilstrecke, um diese direkt mit den vom Messsystem ermittelten Werten zu vergleichen. Die Auswahl der klinischen Gangparameter basierte auf der Ganganalyse nach Perry [20]. Auf Basis der klinischen Ganganalyse wurde jedem Patienten ein klinisches Gangmuster zugeordnet. Dabei wurde

zum einen zwischen physiologischem und pathologischem Gangmuster (im Folgenden „2-wertiges Gangmuster“), zum anderen zwischen physiologischem und 4 pathologischen klinischen Gangmustern gemäß einer deskriptiven Einteilung [4] („5-wertiges Gangmuster“) unterschieden. Einen Überblick über die verwendete Einteilung gibt ■ **Tab. 3**. Es sei darauf hingewiesen, dass im Rahmen dieser Untersuchung jeder der 14 untersuchten Gangparameter (inkl. dem 2- und 5-wertigen Gangmuster) gleich bedeutsam ist. Das bedeutet, dass jeder einzelne Aufschluss über die Güte (Vergleichbarkeit mit der klinischen Beurteilung) des vorgestellten maschinellen Klassifikationsverfahrens gibt (s. folgenden Abschnitt).

Im Anschluss an die 3 Testläufe eines jeden Probanden wurden die während der Testläufe aufgenommenen Tiefenbildkamera-Logdateien, inklusive der Bewertungen zu den 14 Gangparametern durch das klinische Personal, in Trainingsdatensätze und Testdatensätze aufgeteilt. Die Aufnahmen der ersten beiden Testläufe dienten als Trainingsdatensätze und die Aufnahme aus dem dritten Testlauf als Testdatensatz für den maschinellen Klassifikationsansatz. In beiden Datensätzen werden die Bewertungen des Klinikpersonals als korrekt angesehen, d. h., es wurde davon ausgegangen, dass keine Fehlbewertungen vorliegen. In diesem Sinn stellen die Datensätze mit den Bewertungen die *Grundwahrheiten* für die zu erstellenden bzw. zu testenden Klassifikationsalgorithmen dar.

Tab. 2 Verteilung der klinisch erhobenen Gangparameter. Die Einträge einer Zeile für einen Gangparameter beantworten die Frage: Wie viel Prozent der untersuchten Probanden zeigten bezüglich des betrachteten Gangparameters eine Einteilung in Klasse 1 bis Klasse 5?

Gangparameter	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5
2-wertiges Gangmuster	Physiologisch	Pathologisch	–	–	–
	28,6 %	71,4 %			
5-wertiges Gangmuster	Physiologisch	Antalgisch	Protektiv	Ataktisch	Paretisch
	28,6 %	20,4 %	30,6 %	8,2 %	12,2 %
Position zum Rollator	Zentriert	Links abweichend	Rechts abweichend	–	–
	51,0 %	40,8 %	8,2 %		
Distanz zum Rollator	Normal	Erhöht	–	–	–
	57,1 %	42,9 %			
Hüftflexion links	0–10°	10–30°	>30°	–	–
	59,2 %	38,8 %	2,0 %		
Hüftflexion rechts	0–10°	10–30°	>30°	–	–
	44,9 %	44,9 %	10,2 %		
Knieflexion links	<0°	0–10°	10–30°	>30°	–
	12,8 %	72,3 %	10,6 %	4,3 %	
Knieflexion rechts	<0°	0–10°	10–30°	–	–
	12,8 %	63,8 %	23,4 %		
Torsoflexion	Aufrecht	Anteflektiert	Retroflektiert	–	–
	36,7 %	59,2 %	4,1 %		
Schrittsymmetrie	Einheitlich	Links abweichend	Rechts abweichend	–	–
	46,9 %	24,5 %	28,6 %		
Schrittbreite	Normal	Schmalspurig	Breitspurig	–	–
	69,4 %	16,3 %	14,3 %		
Schrittvariabilität	Regulär	Leicht erhöht	Unregelmäßig	–	–
	61,2 %	20,4 %	18,4 %		
Schrittlänge	Normal	Reduziert	Erhöht	–	–
	61,2 %	34,7 %	4,1 %		
Schritthöhe	Normal	Reduziert	–	–	–
	65,3 %	34,7 %			

Maschinelle Klassifikation

Die validierte Methodik für maschinelle Klassifikationsverfahren basiert darauf, eine Menge von Beispieldatensätzen annotiert mit entsprechenden Bewertungen zur Verfügung zu haben. Diese Menge wird unterteilt in einen Trainingsdatensatz und einen Testdatensatz. Der Trainingsdatensatz wird zum Trainieren eines Klassifikationsalgorithmus mittels eines geeigneten Verfahrens des maschinellen Lernen verwendet. Der Testdatensatz wird in einer *Inferenzphase* zur Bewertung der Qualität des gelernten Klassifikationsalgorithmus verwendet. Je nach Heterogenität oder Homogenität des annotierten Beispieldatensatzes in Bezug auf die Merkmalklassen und zu lern-

de Bewertungsklassen sind auch kleine Beispieldatensätze ausreichend.

Für die Entwicklung des Rollatormoduls dienten mittels am Rollator montierter Tiefenbildkameras aufgenommene Gangbilder von am Rollator gehenden Personen, annotiert mit den Bewertungen des klinischen Personals als Beispieldatensatz. Das konkrete Vorgehen und Set-up sind im Folgenden dargelegt.

In [Abb. 1](#) ist eine Person gezeigt, die an einem mit 2 Xtion-Pro-Tiefenbildkameras instrumentierten Rollator geht. Der Strom von 3D-Punktwolken beider Kameras wird mithilfe einer Kalibrierung intrinsischer und extrinsischer Kameraparameter in ein gemeinsames Koordinatensystem transformiert [21]. Durch die Abtastung der kombinierten 3D-Punktwolke mithilfe von 8 virtuellen Mess-

strahlen (d^0 – d^7 in [Abb. 1](#)) ergibt sich ein 8-Tupel von Distanzmesswerten, im Folgenden atomare Messungen genannt. Da die Kernaufgabe der hier vorgestellten maschinellen Klassifikation in der Beurteilung einzelner Schrittzklusbeschreibungen liegt, wird anschließend eine zeitlich aufeinanderfolgende Reihe atomarer Messungen zu einem Messintervall zusammengefasst. Die Segmentierung des kontinuierlichen Stroms atomarer Messungen in Schrittzklus beschreibende Messintervalle orientiert sich dabei an 2 aufeinanderfolgenden Minima in Distanzmesswerten von d^2 ([Abb. 1](#)). Dies entspricht dem zeitlichen Intervall zwischen zwei Momenten des Gangs, bei denen sich das rechte Bein maximal weit vom Rollator entfernt hat. Da Schrittzklus keine einheitliche zeitliche Länge

Tab. 3 Deskriptive Einteilung der klinischen pathologischen Gangbilder

Gangbild	Charakteristika	Mögliche Ursachen
Antalgisch	Hinkmechanismus, verkürzte Standbeinphase	Schmerzen, z. B. Arthrosen
Paretisch	Asymmetrie, ggf. Zirkumduktion, „Steppergang“	Z. n. Schlaganfall, periphere Lähmungen
Ataktisch	Breitbasig, variabel, unkoordiniert	Polyneuropathie, zerebelläre Ataxie
Hypokinetisch	Kleinschrittig, verlangsamt, „schlurfend“, gebunden, Starthemmung	M. Parkinson, zerebrovaskuläre Erkrankungen (SAE), Normaldruckhydrozephalus
Protektiv (ängstlich, psychogen)	Breitbasig, kleinschrittig, verlangsamt, reduzierte Mitbewegungen	Sturzangst, unspezifisch

aufweisen, werden vor der eigentlichen Klassifikation alle Schrittzzyklus beschreibenden Messintervalle normalisiert, d. h. in ihrer Abtastrate durch lineare Interpolation auf 30 atomare Messungen konvertiert.

Die eigentliche maschinelle Klassifikation besteht aus einer Trainings- und einer Inferenzphase. In der Trainingsphase werden für einen zu lernenden Gangparameter alle Schrittzzyklen aus den Trainingsdatensätzen mit gleicher Ausprägung/Klasse, z. B. Gangparameter *Schrittlänge* und Klasse *verkürzt*, zusammengefasst (*blau hinterlegte Einträge* in **Tab. 2** für alle betrachteten Gangparameter und Klassen). Für jede Klasse bzw. für alle schrittzzyklusbeschreibenden Messintervalle, die entsprechend der Beurteilung durch das klinische Personal in die zu lernende Klasse fallen, werden anschließend ein Klassenmittel sowie die zugehörige Kovarianzmatrix über alle atomaren Messungen berechnet. Ein Klassifikationsalgorithmus für einen Gangparameter beinhaltet nach der Trainingsphase demnach eine Menge von Bezeichnern, die die verschiedenen Klassen dieses Parameters benennen, sowie gemittelten Messintervalle und dazugehörigen Kovarianzmatrizen.

Bei der Inferenz ist nun für ein gegebenes schrittzzyklusbeschreibendes Messintervall die Frage zu beantworten, welcher Klasse/Ausprägung eines Gangparameters das Messintervall am ähnlichsten ist. Wird diese Fragestellung als Minimierung der Distanz zwischen einem mehrdimensionalen Vektor (zu testendes Messintervall aus dem Testdatensatz) und verschiedener Verteilun-

gen von mehrdimensionalen Vektoren (klassenbasierte Verteilungen von Messintervallen aus dem Trainingsdatensatz) aufgefasst, kann durch die Anwendung der *Mahalanobis-Distanz* [22] die ähnlichste Klasse ermittelt werden.

Vergleich zwischen klinischer Beurteilung und maschineller Klassifikation

Für die Trainingsphase der maschinellen Klassifikation wurden die Tiefenbildkameradatensätze aus den ersten beiden Läufen eines jeden Probanden sowie die Klassen-Labels aus den zugehörigen Fallerhebungsbogen der klinischen Beurteilung verwendet. In der anschließenden Testphase der maschinellen Klassifikation wurde dann für jeden detektierten Schrittzzyklus aus dem dritten Testlauf aller Probanden algorithmisch die ähnlichste Klasse bezüglich der 14 untersuchten Gangparameter durch Minimierung der Mahalanobis-Distanz ermittelt (s. Abschn. „Maschinelle Klassifikation“). Um nun, entsprechend dem formulierten Untersuchungsziel, das Maß an Übereinstimmung zwischen den so gewonnenen Klassifikationsergebnissen und den Beurteilungen durch das klinische Personal (s. Abschn. „Studiendesign“) zu ermitteln, wurden zwei Statistiken aufgestellt. Die erste beschreibt für jeden der 14 Gangparameter das Verhältnis zwischen korrekt und falsch berechneten Klassen (über alle Probanden), und die zweite beschreibt für jeden Probanden das Verhältnis zwischen maschinell korrekt und falsch zugeordneten Klassen (über alle Gangparameter). In beiden Fäl-

len wurde die klinische Beurteilung der Gangparameter als Grundwahrheit herangezogen. Mit den zugehörigen Konfidenzintervallen wurde zusätzlich der Schätzfehler dieser Statistiken berechnet (s. Abschnitt „Ergebnisse“).

Ergebnisse

Im Folgenden werden nach der Darstellung der klinischen Diagnosen der an der Evaluationsstudie teilnehmenden Probanden die Ergebnisse der Gangparameteruntersuchung durch klinisches Personal und durch den vorgestellten Klassifikationsansatz dargestellt. Eine Diskussion der vorgestellten Ergebnisse wird im Abschn. „Diskussion und Ausblick“ gegeben.

Alle 5 untersuchten gesunden Probanden wiesen ein physiologisches Gangbild auf. Auch von den untersuchten Patientinnen und Patienten zeigten weitere 4 Personen ein physiologisches Gangbild am Rollator. Klinisch wurden sie wegen eines ischämischen Insults, einer Polyneuropathie oder einer Wirbelsäulenfraktur behandelt, unter Benutzung des Rollators war das Gangbild jedoch physiologisch. Fünf der Patienten zeigten ein antalgisches Gangbild. Sie alle litten an orthopädischen oder unfallchirurgischen Erkrankungen, z. B. Zustand nach Implantation einer Hüfttotalendoprothese, Hüftgelenkfraktur, Gonarthrose oder degeneratives Wirbelsäulensyndrom. Vier Patienten zeigten ein paretisches Gangbild, klinisch zurückzuführen auf einen apoplektischen Insult in 2 Fällen sowie ein Postpoliosyndrom in weiteren 2 Fällen. Zwei Patienten zeigten ein ataktisches Gangbild, in beiden Fällen auf eine Polyneuropathie zurückzuführen. Neun der Patienten wiesen ein protektiv-gebundenes Gangbild auf. Ursächlich waren hier höchst unterschiedliche Grunddiagnosen; das Gangbild spiegelt hier die unspezifische Reaktion des posturalen Systems auf Störungen unterschiedlicher Genese wider. So ließ sich dieses Gangbild sowohl bei Patienten nach Frakturen oder orthopädischen Erkrankungen beobachten als auch bei Patienten mit neurologischen Erkrankungen wie einem M. Parkinson oder zerebralen Durchblutungsstörungen. Die Verteilung der

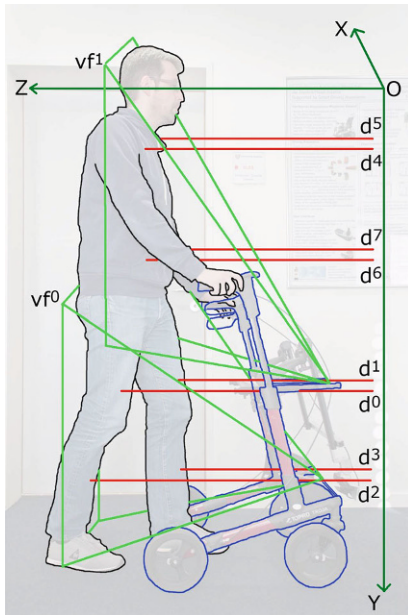


Abb. 1 ▲ Illustration einer am instrumentierten Rollator gehenden Person. Die in hellgrün eingezeichneten Sichtkegel (vf^0 und vf^1) der montierten Tiefenbildkameras decken sowohl den Bein- und Hüftbereich als auch den Oberkörper der Person ab. Beide Kameras sind so zueinander kalibriert, dass sich die von ihnen ausgegebenen 3D-Punktwolken in dem gemeinsamen Koordinatensystem mit dem Ursprung O darstellen lassen. In die kombinierte 3D-Repräsentation der Körperoberfläche der Person werden die 8 in rot eingezeichneten virtuellen Messstrahlen d^0 – d^7 ausgesendet. Das resultierende 8-Tupel von Distanzmesswerten stellt eine atomare Messung dar. Eine Zeitreihe über diese Messtupel kann z. B. einen einzelnen Schrittzklus repräsentieren

klinisch erhobenen Klassifikationsergebnisse stellt **Tab. 2** dar.

Über den Vergleich der ähnlichsten Klasse eines schrittzklusbeschreibenden Messintervalls mit der als Grundwahrheit angenommenen klinischen Beurteilung wurde die Statistik über korrekte und falsche Klassifikationen aufgestellt. Angaben wie minimale, maximale und mittlere Klassifikationsraten (KR) sowie die Standardabweichung über die Verteilung der KR sind in **Abb. 2** angegeben. Darüber hinaus wurden die manuell erfasste (Grundwahrheit) und die vom System ermittelte Kadenzrate (Anzahl der Schrittzklen/min) miteinander verglichen. Die spontane Gehgeschwindigkeit und die Kadenz gehen dabei nicht in die maschinelle Klassifikation der in **Tab. 2** genannten

14 Gangparameter ein. Die Angabe der diesbezüglich vom technischen System ermittelten Werte sowie deren Vergleich zu den vom medizinischen Personal manuell gemessenen Werte illustriert lediglich die vielseitige Verwendbarkeit des entwickelten Messverfahrens.

Von den 29 eingeschlossenen Probanden konnten 26 in die maschinelle Klassifikation der Gangparameter einbezogen werden. Ein/eine Teilnehmer/-in konnte aufgrund von akuter Schwäche nur einen der 3 Testläufe absolvieren. Bei 2 Teilnehmer/-innen ergaben sich Probleme bei der Datenaufzeichnung. Die Resultate zeigen mit der *Distanz zum Rollator* (99,4%) und dem 2-wertigen Gangmuster (99,2%) die besten KR für Gangparameter, die sich in 2 Klassen differenzieren. Mit 94,2% zeigen *Position zum Rollator* und mit 94,6% die *Schrittvariabilität* die schlechtesten KR. Die mittlere KR über alle Gangparameter beträgt 96,9%. Zur Beurteilung der Präzision der mittleren KR einzelner Gangparameter sind in **Abb. 3** Konfidenzintervalle für ein 95%-Konfidenzniveau angegeben. Im Mittel über alle Gangparameter liegt es bei $\pm 3,4\%$. Mit $\pm 6,4\%$ schneiden der Gangparameter *Position zum Rollator* am schlechtesten und die *Distanz zum Rollator* mit $\pm 0,7\%$ am besten ab. Für individuelle Probanden und einzelne Gangparameter sind die KR in **Abb. 3** angegeben. Die mittlere Abweichung zwischen manuell gemessener und vom System ermittelter Kadenzrate beträgt 1,86%, bei einem maximalen Fehler von 18,6% (σ : 7,06%).

Diskussion und Ausblick

Diskussion

Die Beurteilung der im Abschn. „Ergebnisse“ angegebenen Ergebnisse soll primär die Frage beantworten, ob das im Abschn. „Einführung“ formulierte Untersuchungsziel, die maschinelle Klassifikation von Gangparametern, erreicht werden kann. Dabei ist insbesondere zu klären, ob die gewählte Sensorkonfiguration am Rollator ausreichend Informationen für die Beurteilung der einzelnen Gangparameter liefert. Mit Blick auf die KR von 99,4% für den Gangparameter

Distanz zum Rollator lässt sich darstellen, dass Gangparameter, die direkt über die gemessenen Distanzen definiert sind, sehr gut klassifiziert werden. Ähnliches gilt für Flexionsparameter, bei denen sich Winkel aus Differenzen zwischen mehreren gemessenen Distanzen ableiten lassen, z. B. *Knieflexion rechts* als Funktion von d^0 und d^2 (**Abb. 1**). Demgegenüber steht z. B. der Gangparameter *Position zum Rollator*. Geht eine Person am Rollator sehr weit rechts von der Mittellinie des Hilfsmittels können Messstrahlen u. U. an den Beinen vorbeiziehen und keine validen Messwerte mehr liefern. Diese Situation ist für den Algorithmus nicht von einer Abweichung nach links von der Mittellinie zu unterscheiden und erklärt die relativ geringe KR von 94,2%. Werden die Ergebnisse einzelner Probanden in **Abb. 3** genauer untersucht, fällt zudem auf, dass diese z. T. Ausreißer mit schlechten KR aufweisen. So wurde z. B. für Proband/-in 25 eine KR von 33,3% für das 5-wertige Gangmuster ermittelt, während die mittlere KR für diesen Gangparameter mit 94,8% deutlich höher liegt. Eine mögliche Erklärung hierfür liegt in der Bestimmung der Grundwahrheit des Testdatensatzes durch die medizinischen Experten. Es ist möglich, dass bei der subjektiven Beurteilung eines Probanden und Gangparameters im Vergleich zum restlichen Probandenkollektiv leicht abweichend beurteilt wurde. Zusätzlich ist die Einteilung bei dem 5-wertigen Gangmuster in einigen Fällen mehrdeutig, d. h., es traten z. B. Mischformen aus protektivem und antalgischen Gangbild auf.

Letztlich bleibt festzustellen, dass der Vergleich zwischen maschineller Gangklassifikation und der Beurteilung durch klinisches Personal auf der Annahme basiert, dass sich die in den Fallerhebungsbogen festgehaltenen Ausprägungen der Gangparameter in jedem einzelnen Schrittzklus wiederfinden lassen. Demgegenüber steht jedoch die methodische Herangehensweise, in der das klinische Personal Gangparameter einem kompletten Lauf zuordnet, während das technische System jeden Schrittzklus einzeln bewertet. So ist es z. B. möglich, dass trotz der klinischen Beurteilung der *Torsoflexion* als

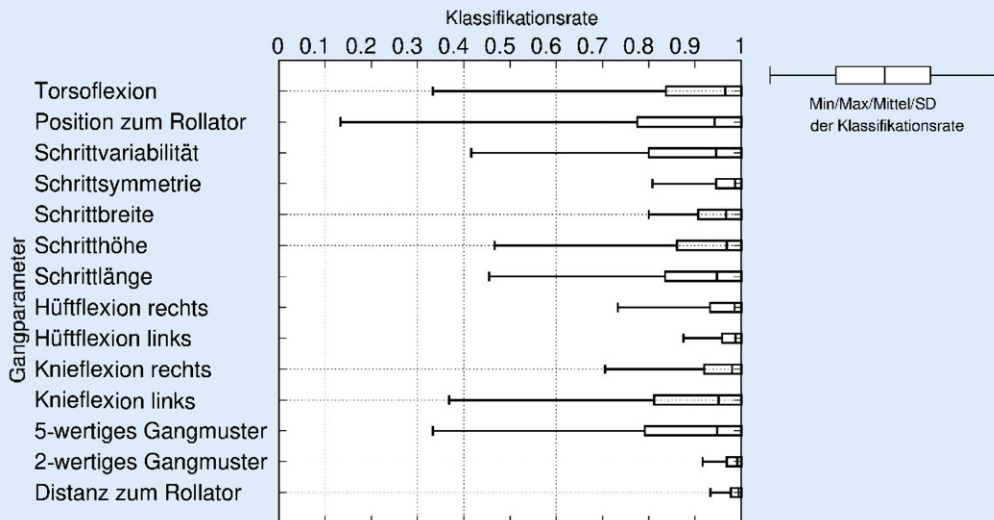


Abb. 2 Die angegebenen Verteilungen der Klassifikationsraten über alle Probanden beantworten für jeden Gangparameter die Frage: Wie viel Prozent ($1 \pm 100\%$) der Schrittzyklen eines Probanden wurden vom vorgestellten Algorithmus korrekt klassifiziert? Neben der minimalen, maximalen und mittleren Klassifikationsrate ist auch die Standardabweichung (SD) angegeben

Proband Nr.	Distanz zum Rollator	2-wertiges Gangmuster	Hüftflexion links	Schrittsymmetrie	Hüftflexion rechts	Hüftflexion links	Schritthöhe	Schrittweite	Torsoflexion	Knieflexion links	5-wertiges Gangmuster	Schrittlänge	Schrittvariabilität	Position zum Rollator	\bar{x}
4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
7	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
14	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
20	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
24	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
8	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,952	0,997
12	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,968	1,000	1,000	0,968	1,000	0,995
9	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,926	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,995
1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,923	1,000	1,000	0,995
17	1,000	1,000	0,955	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,955	1,000	1,000	1,000	1,000	0,955	0,990
16	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,909	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,909	0,987
19	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,864	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,955	0,987
3	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,800	1,000	1,000	0,986
10	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,929	1,000	0,929	1,000	1,000	0,929	1,000	0,985
27	0,950	1,000	0,950	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,900	0,983
13	1,000	0,938	0,875	1,000	0,938	1,000	1,000	0,813	0,938	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,964
22	1,000	1,000	0,933	0,933	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,667	1,000	1,000	1,000	0,933	0,962
2	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,455	1,000	1,000	0,961
21	0,962	1,000	0,962	0,808	1,000	0,923	1,000	0,962	1,000	0,923	1,000	0,885	1,000	1,000	0,959
5	1,000	0,929	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,333	1,000	0,929	0,889	1,000	1,000	1,000	0,934
11	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,895	1,000	0,947	0,368	0,947	0,947	0,947	1,000	0,932
26	1,000	1,000	1,000	1,000	0,941	0,706	0,824	0,882	1,000	1,000	1,000	0,941	0,706	1,000	0,929
15	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,944	1,000	1,000	1,000	0,833	1,000	1,000	1,000	0,133	0,922
25	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,333	1,000	0,556	1,000	1,000	0,921
28	0,933	1,000	1,000	1,000	0,733	1,000	0,467	0,800	1,000	1,000	0,867	1,000	1,000	1,000	0,914
6	1,000	0,917	1,000	0,917	1,000	1,000	1,000	0,917	1,000	1,000	0,500	0,917	0,417	0,833	0,887
\bar{x}	0,994	0,992	0,987	0,987	0,985	0,980	0,969	0,967	0,965	0,950	0,948	0,947	0,946	0,942	
95% Konf. Intervall	$\pm 0,007$	$\pm 0,009$	$\pm 0,011$	$\pm 0,016$	$\pm 0,02$	$\pm 0,024$	$\pm 0,041$	$\pm 0,023$	$\pm 0,049$	$\pm 0,053$	$\pm 0,06$	$\pm 0,043$	$\pm 0,056$	$\pm 0,064$	$\bar{x} \pm 0,034$

Abb. 3 Detaillierte Angaben der Klassifikationsraten (KR) für einzelne Probanden und Gangparameter. Die Angabe der KR ($0 \pm 0\%$: rot $\rightarrow 1 \pm 100\%$: grün) in einer bestimmten Zelle beantwortet die Frage, wie viel Prozent der Schrittzyklen des in dieser Zeile angegebenen Probanden bezüglich des in dieser Spalte angegebenen Gangparameters korrekt vom hier beschriebenen Algorithmus klassifiziert wurden. Einträge in der *äußeren rechten Spalte* geben zusätzlich die durchschnittlichen KR für den entsprechenden Probanden über alle Gangparameter an, während Einträge in der *untersten grün gefärbten Zeile* die durchschnittlichen KR für den entsprechenden Gangparameter über alle Probanden angeben. Werden die durchschnittlichen KR für einen Gangparameter als Verteilung einer Zufallsvariablen aufgefasst, geben Werte in der *untersten Zeile* das zugehörige 95 %-Konfidenzintervall an. Die beiden *weiß gefärbten Zellen* gehören zu Proband/-in 27. Hier konnte aufgrund der während des Experiments getragenen Kleidung keine sinnvolle Aussage über die Knieflexion gemacht werden

allgemein *anteflektiert* der Proband ver-einzelt Schrittzyklen mit einem *aufrechten* Oberkörper zeigte und diese durch den Klassifikationsalgorithmus auch als solche erkannt wurden. In diesem Fall würden Schrittzyklen mit aufrechtem Oberkörper fälschlicherweise zu einem schlechteren Klassifikationsergebnis führen.

Ausblick

Aktuelle und zukünftige Arbeiten an dem in diesem Artikel beschriebenen System konzentrieren sich auf drei Bereiche. Die Entwicklung einer adäquaten Nutzerschnittstelle soll es Benutzern des Systems ermöglichen, momentane Fehlhaltungen wahrzunehmen und nach Möglichkeit zu korrigieren. Erste Nutzerbefragungen zu visuellem Feedback basieren auf einem implementierten Mock-up, haben jedoch noch keine zufriedenstellenden Ergebnisse geliefert. Aus diesem Grund werden weitere, z. B. haptische und akustische, Modalitäten untersucht. Um das Gesamtsystem bezüglich des eingesetzten Rechnersystems ressourcenschonender zu gestalten, wurden die Tiefenbildkameras durch 1D-Lidar-Distanzsensoren ersetzt. Hierdurch entfällt die Notwendigkeit für die Abtastung der 3D-Punktwolken durch virtuelle Distanzsensoren. Ein zusätzlicher Vorteil ist die Möglichkeit, die Lidar-Sensoren aufgrund ihrer geringen Baugröße direkt in den Rollatorrahmen integrieren zu können. Dieser Prozess wird von dem am Projekt-Konsortium beteiligten Rollatorhersteller aktuell angegangen. Nicht zuletzt wird auch das hier beschriebene Klassifikationssystem weiter evaluiert. Das auf der Mahalanobis-Distanz basierte Lernverfahren wird dazu mit den Klassifikationsergebnissen einer gefalteten neuronalen Netzwerkarchitektur verglichen. Als Trainings- und Testdatensätze dienen hierzu nicht nur die in diesem Papier vorgestellten Daten, sondern zusätzlich die Ergebnisse einer zweiten Evaluationsstudie mit weiteren 25 Probanden.

Korrespondenzadresse

Dr. Amit Choudhury

Klinik für Geriatrie und Frührehabilitation,
Klinikum Bremen Nord
Hammersbecker Straße 228, 28755 Bremen,
Deutschland
Amit.Choudhury@klinikum-bremen-nord.de

Förderung. Eine finanzielle Förderung der Arbeiten erfolgt ausschließlich durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung im Rahmen des KMU-Innovations-Verbundprojektes „Rollatormodul zur Haltungserkennung und Sturzprävention“, ModEst, (Förderkennzeichen 16SV7633-16SV7636).

Einhaltung ethischer Richtlinien

Interessenkonflikt. C. Mandel, A. Choudhury, K. Hochbaum, S. Autexier und J. Budelmann geben an, dass kein Interessenkonflikt besteht.

Alle beschriebenen Untersuchungen am Menschen oder an menschlichem Gewebe wurden mit Zustimmung der zuständigen Ethikkommission, im Einklang mit nationalem Recht sowie gemäß der Deklaration von Helsinki von 1975 (in der aktuellen, überarbeiteten Fassung) durchgeführt. Von allen beteiligten Probanden liegt eine Einverständniserklärung vor.

Literatur

- Runge M (2008) Der Sturz als Zeichen des Gebrechlichkeits-Syndroms. *Geriatrie* 106:24–27
- Bloch F, Thibaud M, Tounoux-Facon C, Brèque C, Rigaud A, Dugué B, Kemoun G (2013) Estimation of the risk factors for falls in the elderly: Can meta-analysis provide a valid answer? *Geriatr Gerontol Int* 13:250–263
- Gschwind YJ, Härdi I, Bridenbaugh S, Kressig R (2013) Gehhilfen im Alter: alles im Griff? *Prim Care* 13(22):395–396
- Jahn K, Zwergal A, Schniepp R (2010) Gangstörungen im Alter. *Dtsch Arztebl Int* 107(17):306–316
- Pirker KRW (2017) Gait disorders in adults and the elderly. *Wien Klin Wochenschr* 129:81–95
- Gschwind YJ, Bridenbaugh S (2011) Die Rolle der Ganganalyse. *Der informierte Arzt* 06:39–41
- Podsiadlo D, Richardson S (1991) The timed “Up & Go”: a test of basic functional mobility for frail elderly persons. *J Am Geriatr Soc* 39(2):142–148
- Tinetti M (1986) Performance-oriented assessment of mobility problems in elderly patients. *J Am Geriatr Soc* 34(2):119–126
- Guralnik J, Simonsick E, Ferrucci L, Glynn R, Berkman L, Blazer D, Scherr P, Wallace R (1994) A short physical performance battery assessing lower extremity function: association with self-reported disability and prediction of mortality and nursing home admission. *J Gerontol* 49(2):M85–M94
- Bortone I, Trotta GF, Brunetti A, Donato Cascarano G, Loconsole C, Agnello N, Argentiero A, Nicolardi G, Frisoli A, Bevilacqua V (2017) “A novel approach in combination of 3D gait analysis data for aiding clinical decision-making in patients with parkinson’s disease”. In: *Intelligent computing theories and application (ICIC 2017)*. Lecture Notes in Computer Science, vol 10362. Springer, Cham
- Murphy A, Rawicki B, Kravtsov S, New P (2017) Is clinical gait analysis useful in guiding rehabilitation therapy decisions in patients with spinal Cord damage? In: *Converging clinical and engineering research on Neurorehabilitation II*. Biosystems & Biorobotics. Springer, Cham, S 192–202
- Zawiyah C, Hasan C, Jailani R, Tahir NM (2017) Automated classification of gait abnormalities in children with autism spectrum disorders based on kinematic data. *Int J Psychiatr Psychother* 2:10–15
- McDonough A, Batavia M, Chen F, Kwon S, Ziai J (2001) The validity and reliability of the GAITrite system’s measurements: a preliminary evaluation. *Arch Phys Med Rehabil* 82(3):419–425
- Bojanic D, Petrovacki-Balj B, Jorgovanovic N, Llic V (2011) Quantification of dynamic EMG patterns during gait in children with cerebral palsy. *J Neurosci Methods* 198(2):325–331
- Rosati S, Agostini V, Knaflitz M, Balestra G (2017) Muscle activation patterns during gait: a hierarchical clustering analysis. *Biomed Signal Process Control* 31:463–469
- 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
- Ameli S, Naghdy F, Stirling D, Naghdy G, Agh-meshsh M (2017) Objective clinical gait analysis using inertial sensors and six minute walking test. *Pattern Recognit* 63:246–257
- Ballesteros J, Urdiales C, Martinez AB, Tirado M (2017) Automatic assessment of a rollator-user’s condition during rehabilitation using the i-walker platform. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 25(11):2009–2017
- Wahl H, Kricheldorf C, Hedtker-Becker A (2018) Technik für vulnerable ältere Menschen und ihre Angehörigen. *Z Gerontol Geriatr* 51(1):1–2
- Götz-Neumann K (2016) Gehen verstehen Gang-analyse in der Physiotherapie, 4. Aufl. Thieme, Stuttgart
- Zhang Z (2000) A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 22(11):1330–1334
- Mahalanobis PC (1936) On the Generalised distance in statistics. *Proc Natl Inst Sci India* 2(1):49–55