Technische Universität Ilmenau
Fakultät für Informatik und Automatisierung
Fachgebiet Neuroinformatik und Kognitive Robotik

Analyse von Bewegungsmustern zur Bestimmung der körperlichen und geistigen Fitness

Masterarbeit zur Erlangung des akademischen Grades Master of Science

Katharina Stiebritz

Betreuer: Dipl. Inf. Michael Volkhardt, FG Neuroinformatik und Kognitive Robotik

Verantwortlicher Hochschullehrer:
Prof. Dr. H.-M. Groß, FG Neuroinformatik und Kognitive Robotik

Die Masterarbeit wurde am 03.03.2014 bei der Fakultät für Informatik und Automatisierung der Technischen Universität Ilmenau eingereicht.

Inventarisierungsnummer: xxx-xxx-xxx

Erklärung: "Hiermit versichere ich, dass ich diese Masterarbeit selbständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel verwendet habe. Alle von mir aus anderen Veröffentlichungen übernommenen Passagen sind als solche gekennzeichnet."

Ilmenau, 03.03.2014 .....

Katharina Stiebritz

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung **1**

2 State of the Art **3**

2.1 Eignung klinischer Ganganalyseverfahren in häuslicher Umgebung . . . 3

2.1.1 Maximal-Step-Length-Test 4

2.1.2 Test der Ganggeschwindigkeit 5

2.1.3 Modifizierter Romberg-Test 6

2.1.4 Timed-up-and-go-Test (TUG) 7

2.2 Instrumentierte Ganganalyse 8

2.2.1 Klinische Verfahren 8

2.2.2 Telemonitoring der Mobilität in häuslicher Umgebung 10

3 Theoretische Grundlagen **17**

3.1 Demenz 17

3.1.1 Medizinischer Hintergrund 17

3.1.2 Demenz und Sturzrisiko 18

3.2 Schrittlängenvariabilität 19

3.3 Dual-Task-Situationen 21

3.4 Projekt SERROGA 22

4 Implementierung **25**

4.1 Test zur Bestimmung der Schrittlängenvariabilität 25

4.1.1 Mögliche Umsetzungen einer Bein-Detektion 25

4.1.2 Algorithmus 30

4.1.3 Ergebnisse und Diskussion 37
4.2 Timed-up-and-go-Test 43
4.2.1 Algorithmus 43
4.2.2 Anwendungsszenario 48

5 Zusammenfassung und Ausblick **51**
5.1 Zusammenfassung 51
5.2 Weiterführende Arbeiten 52

Abkürzungsverzeichnis **53**

Literaturverzeichnis **56**

Kapitel 1

Einleitung

Dank des medizinischen Fortschritts und der Lebensbedingungen in Industrienationen werden die Menschen immer älter. Infolge des demografischen Wandels nehmen ebenso Demenzerkrankungen und Stürze zu, die einen wichtigen Faktor bei den steigenden Gesundheitskosten darstellen. Mit einer Veränderung des Gangs wird auch das Sturzrisiko für ältere Menschen erhöht. Nach einem schweren Sturz ist meist ein Klinik- und Rehabilitationsaufenthalt nötig. In vielen Fällen sind die Personen danach dennoch nicht mehr in der Lage, selbstständig allein zu leben und gehen in ein Pflegeheim. Eine klinische Ganganalyse erfolgt im heutigen System erst nach einem Sturz und wird in der Klinik bzw. in speziellen Zentren durchgeführt. Nach der Entlassung findet jedoch keine weitere Kontrolle statt. Das Monitoring des Gangs würde einige Vorteile bringen. Die Forschung hat einen direkten Zusammenhang zwischen körperlicher und geistiger Fitness nachgewiesen. Oft verändert sich der Gang noch bevor kognitive Defizite erkennbar sind.

Im Gegensatz zu bisherigen Ansätzen basiert diese Arbeit auf dem Einsatz eines mobilen Assistenzroboters aus dem Projekt *SERROGA* an der TU Ilmenau. Die Vision des Roboters ist, älteren Menschen mit leichten kognitiven Beeinträchtigungen das selbstbestimmte Leben in der eigenen Wohnung zu ermöglichen. Neben Aufgaben zur sozialen Assistenz, wie z.B. Erinnerungen an Medikamenteneinnahme und Termine, Gehirntraining, Videotelefonie oder Sturzerkennung, sind weitere Aufgaben zum

Monitoring denkbar. Ziel dieser Arbeit ist die Bestimmung von Gangparametern mit Hilfe des Roboters in häuslicher Umgebung. Dazu ist allein die im Roboter vorhandene Sensorik zu verwenden. Dank dieses Verfahrens müssen keine externe Sensoren an der Testperson angebracht oder die Wohnung in irgend einer Form verändert werden.

Mit Hilfe der im Roboter integrierten Kamera und des Laserscanners wurde ein Testverfahren zur Messung der Schrittlänge und dessen Variation sowie der Ganggeschwindigkeit konzipiert. Daraus können das persönliche Sturzrisiko eingeschätzt und erste Anzeichen einer Demenzerkrankung erkannt werden. Ein zweiter Monitoring-Ansatz stellt die Umsetzung eines allgemeinen Mobilitättests (bekannt als Timed-up-and-go (TUG)-Test) dar. Durch eine regelmäßige Wiederholung der Tests können auf diese Weise Veränderungen registriert und entsprechende ärztliche Diagnosen und Therapien veranlasst werden.

Kapitel zwei dieser Arbeit liefert einen Überblick der am häufigsten verwendeten Tests in Kliniken und diskutiert Ansätze aus der Forschung und die Umsetzung dieser Verfahren in häuslicher Umgebung. Anschließend folgen theoretische Grundlagen zur Demenz-Erkrankung, zu Dual-Task-Aufgaben und zum Projekts *SERROGA*. In Kapitel vier werden die eigenen Methoden zur Bestimmung der Gangvariabilität und des Timed-up-and-go-Tests vorgestellt und eine Analyse der Leistungsfähigkeit dieser Umsetzungen diskutiert. Die Arbeit schließt mit einer Zusammenfassung und blickt auf mögliche weiterführende Arbeiten.

Kapitel 2

State of the Art

Dieses Kapitel gibt einen Überblick über klinische Verfahren zur Ganganalyse. Dabei wird diskutiert, ob diese Verfahren in häuslicher Umgebung unter Einsatz eines Roboters angewandt werden können. In dieser Arbeit wird neben der Messung der Schrittlänge der allgemeine Mobilitätstest (TUG-Test) implementiert und wird daher detailliert erläutert. Ebenso werden ähnliche Ansätze aus Forschungsarbeiten vorgestellt.

2.1 Eignung klinischer Ganganalyseverfahren in häuslicher Umgebung

Zur Beurteilung der körperlichen und geistigen Fitness gibt es zahlreiche Tests und Untersuchungen. In [Freiberger und Schöne, 2010] werden die am häufigsten in Kliniken eingesetzten Tests der Ganganalyse im Hinblick auf das Sturzrisiko beschrieben. Im folgenden Abschnitt werden ausgewählte Tests kurz erläutert und deren Tauglichkeit zur Durchführung in häuslicher Umgebung mittels eines mobilen Roboters diskutiert.

2.1.1 Maximal-Step-Length-Test

Beim Maximal-Step-Length-Test wird die maximale Schrittlänge ermittelt. Dazu muss die Testperson aus dem Parallelstand heraus einen großen Ausfallschritt nach vorn machen und anschließend ohne Zwischenschritte zurück in den Parallelstand (siehe Abbildung 2.1). Dabei darf der hintere Fuß seine Ausgangsposition nicht verändern

Abbildung 2.1: Maximal-Step-Length-Test
*Links: Ausgangsposition. Rechts: Ausfallschritt nach vorn. Dieser Test wird fünf Mal wiederholt und dabei jeweils die Schrittlänge zwischen den Zehen des hinteren Fußes und der Ferse des vorderen gemessen. [*Freiberger *und* Schöne*, 2010]*

und muss immer mit dem Boden im Kontakt bleiben. Diese Übung wird fünf Mal wiederholt und dabei die Schrittlänge von den Zehen des hinteren Fußes zur Ferse des vorderen gemessen. Das Endergebnis ist der Mittelwert der Messungen. Wichtig bei der Durchführung ist die Sicherung der Testperson, z.B. durch die Nähe einer Sprossenwand oder direkt von einer nebenstehenden Person. Diese Aufgabe kann ein Roboter jedoch nicht leisten. Weiterhin kann nicht davon ausgegangen werden, dass jede häusliche Umgebung, in der der Roboter später seinen Einsatz findet, über geeignete Einrichtungsgegenstände zum Festhalten verfügt. Das Ziel des Roboters ist es, bei noch selbstständig lebenden älteren Personen u.a. eine Einschätzung zur körperlichen und geistigen Fitness zu geben. Ein Sturz mit Verletzungen – vor allem eine Fraktur des Oberschenkelhalses – bedeutet für diese Personengruppe oftmals das Ende ihrer Selbstständigkeit. Bei der Durchführung des Maximal-Step-Length-Tests

ohne geeignete Sicherung besteht jedoch vor allem bei älteren Personen ein hohes Sturzrisiko. Folglich ist der Maximal-Step-Length-Test bereits bei Betrachtung der organisatorischen Punkte keine Option für das häusliche Mobilitäts-Monitoring – unabhängig von Problemstellungen der technischen Umsetzung.

2.1.2 Test der Ganggeschwindigkeit

Bei diesem Test wird die Ganggeschwindigkeit erfasst. Dazu wird die benötigte Zeit für eine Strecke von 8 m gemessen und daraus die Geschwindigkeit berechnet. Um die Geschwindigkeit in diesem Bereich konstant halten zu können, wird die Teststrecke um jeweils einen Meter vor und nach dem Messbereich erweitert (siehe Abbildung 2.2). Andernfalls würden Beschleunigen und Abbremsen das Ergebnis verfälschen. Auf-

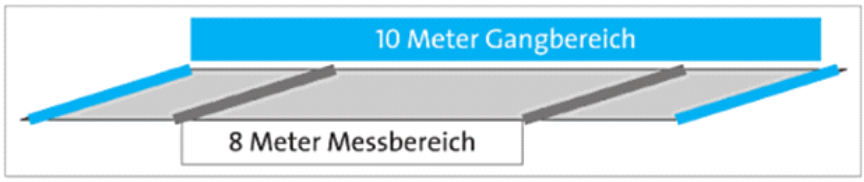

Abbildung 2.2: Streckenlänge zur Messung der Ganggeschwindigkeit
Die Ganggeschwindigkeit wird über eine Strecke von 8 m *gemessen. Damit Beschleunigen und Abbremsen das Ergebnis nicht beeinflussen, wird die Strecke um jeweils* 1 m *davor und danach erweitert. [*Freiberger *und* Schöne*, 2010]*

grund dieser erforderlichen Strecke von 10 m ist der Test jedoch nur eingeschränkt in häuslicher Umgebung umsetzbar. Neben der Länge der Strecke könnte auch die Forderung nach einem stabilen, ebenen und rutschfesten Untergrund ohne Teppich in Wohnungen der Testpersonen nicht erfüllt sein. Prinzipiell wäre dieser Test jedoch gut mit einem mobilen Roboter durchführbar. Insbesondere die Zeitmessung könnte mit dieser technischen Umsetzung präziser erfasst werden, da bei der Bedienung einer Stoppuhr auch die menschliche Reaktionszeit berücksichtigt werden muss. In der vorliegenden Arbeit wird dieser Test aufgrund der zuvor genannten Bedenken jedoch nicht umgesetzt.

2.1.3 Modifizierter Romberg-Test

Neben dem Gang selbst spielt zur Einschätzung des Sturzrisikos auch die Balance-Fähigkeit eine wichtige Rolle. Zur Beurteilung der Balance kann der modifizierte Romberg-Test genutzt werden. Bei diesem Test werden die Arme vor der Brust gekreuzt und je 20 s in der Haltung mit unterschiedlichen Fußpositionen mit erst mit geöffneten und anschließend noch einmal mit geschlossenen Augen verweilt. Die Fußstellungen sind in Abbildung 2.3 dargestellt. Der Test wird abgebrochen, sobald ein

Abbildung 2.3: Fußstellungen beim Romberg-Test
Beim Romberg-Test der Balance-Fähigkeit werden vier verschiedene Fußstellungen verwendet, in der die Testperson jeweils 20 s *stabil stehen muss. Jede Testposition wird zuerst mit geöffneten Augen durchgeführt und anschließend mit geschlossenen Augen wiederholt. Sobald ein Fehler auftritt, beispielsweise Veränderung der Fußpositionen, Öffnen der Augen oder Ausgleichsbewegungen mit den Armen, wird der Test abgebrochen. [*Freiberger *und* Schöne*, 2010]*

Fehler auftritt. Das können eine Veränderung der Fußposition, Ausgleichsbewegungen mit den Armen oder bei einem Teil der Übungen das Öffnen der Augen sein. Für die Roboter des SERROGA-Projekts mit ihrer derzeitigen technischen Ausstattung ist eine genaue Überprüfung der korrekten Fußstellungen kaum umsetzbar. Ebenso ist aufgrund der geringen Auflösung der Kamera die Detektion der Augenöffnung schwierig. Auch bei diesem Test wäre das Sichern der Testperson durch eine weitere Person oder eine Sprossenwand in Greifnähe sinnvoll, da auch hier ein erhöhtes Sturzrisiko besteht. Neben der technischen Herausforderung war dieses Kriterium ausschlaggebend auch diesen Test in Hinblick auf die Umsetzung in häuslicher Umgebung mittels eines

mobilen Assistenzroboters zu verwerfen.

2.1.4 Timed-up-and-go-Test (TUG)

Der TUG-Test ist der am häufigsten verwendete Mobilitätsbewertungstest im geriatrischen Bereich. Als Hilfsmittel für diesen Test werden ein Stuhl und eine Stoppuhr benötigt. Der Stuhl sollte mit der Lehne an eine Wand gestellt werden, um ein Wegrutschen zu verhindern. Der Test besteht aus folgenden Teilkomponenten:

- Aufstehen vom Stuhl,
- Gehen einer Strecke von 3 m,
- Umkehren,
- Zurückgehen der 3 m und
- Hinsetzen auf den Stuhl.

Die Gehstrecke sollte dabei so schnell und sicher wie möglich zurückgelegt werden. Mit der Stoppuhr wird die Gesamtzeit für alle Komponenten ermittelt.
Der modifizierte Timed-up-and-go-Test ist eine Erweiterung des normalen TUG-Tests um zwei weitere Durchgänge. Im zweiten Durchlauf wird zusätzlich eine kognitive Aufgabe gestellt. Dies kann beispielsweise in Dreier-Schritten Rückwärtsrechnen von einer zufälligen Zahl sein oder die Nennung von verschiedenen Tierarten. Eine motorische Zusatzanforderung, z.B. das Tragen eines gefüllten Bechers, unterscheidet den letzten Durchgang vom normalen Test. Der Hintergrund zur Anwendung solcher so genannten Dual-Task-Situationen wird genauer in Abschnitt 3.3 erläutert.
Die benötigte Zeit ist stark korreliert mit der erreichten funktionellen Mobilität der Testperson im Alltag. Nach [Shumway-Cook et al., 2000] zeigt ein Ergebnis von weniger als 20 s bei älteren Personen eine gute Mobilität. Im Gegensatz dazu tendieren ältere Menschen, die eine Zeit von 30 s oder mehr benötigen, zu einer größeren Abhängigkeit in Alltagsaktivitäten und sind auf Hilfsmittel angewiesen. Neben der Bewertung der funktionellen Mobilität kann der TUG-Test auch Rückschlüsse auf das Sturzrisiko liefern. [Shumway-Cook et al., 2000] haben in ihrer Studie gezeigt, dass ältere,

selbstständig lebende Personen ab einer Zeit von 14 s ein hohes Sturzrisiko aufweisen. Der Vorteil des TUG-Tests ist, dass er mit sehr einfachen Hilfsmitteln in kurzer Zeit durchführbar ist. Dennoch wird er bisher hauptsächlich in Kliniken bzw. Rehabilitation erst nach bereits erfolgten Stürzen aufgenommen und nach der Entlassung nicht wiederholt. Da anzunehmen ist, dass jeder Mensch zu Hause einen Stuhl und auch eine freie Strecke von 3 m zur Verfügung hat, wurde dieser Test zur Umsetzung mittels eines mobilen Pflegeroboters in häuslicher Umgebung ausgewählt. Er eignet sich hervorragend zum Mobilitäts-Monitoring und kann mit eventuell bereits existierenden Klinik-Ergebnissen verglichen werden bzw. über längere Zeit beobachtet den Verlauf protokollieren.

2.2 Instrumentierte Ganganalyse

2.2.1 Klinische Verfahren

Viele Ganganalysen in Kliniken und spezialisierten Zentren werden heute mit Hilfe technischer Systeme durchgeführt. Die am häufigsten angewandten Lösungen sind:

- kamerabasierte Systeme (Marker-Tracking),
- Teppiche mit Drucksensoren und
- dynamische Elektromyografie.

Zur Analyse der Bewegungsabläufe einzelner Körpersegmente können kamerabasierte Systeme verwendet werden. Häufig wird dabei das Verfahren des Marker-Trackings angewendet, bei dem speziell beschichtete Marker an definierten Punkten am Körper angebracht werden. Das System sendet Lichtimpulse im Infrarotbereich, die von den Markern reflektiert und anschließend von Kameras erfasst werden. Aus diesen Daten folgt die Berechnung von 3D-Raumkoordinaten und die Rekonstruktion einer Strichfigur (siehe Abbildung 2.4). Mit Hilfe dieses Modells lassen sich u.a. Winkel und Segmentverschiebungen bestimmen. Die dynamische Elektromyografie ermöglicht die Erfassung von Muskelaktivitäten. Bei diesem Verfahren werden Elektroden direkt auf

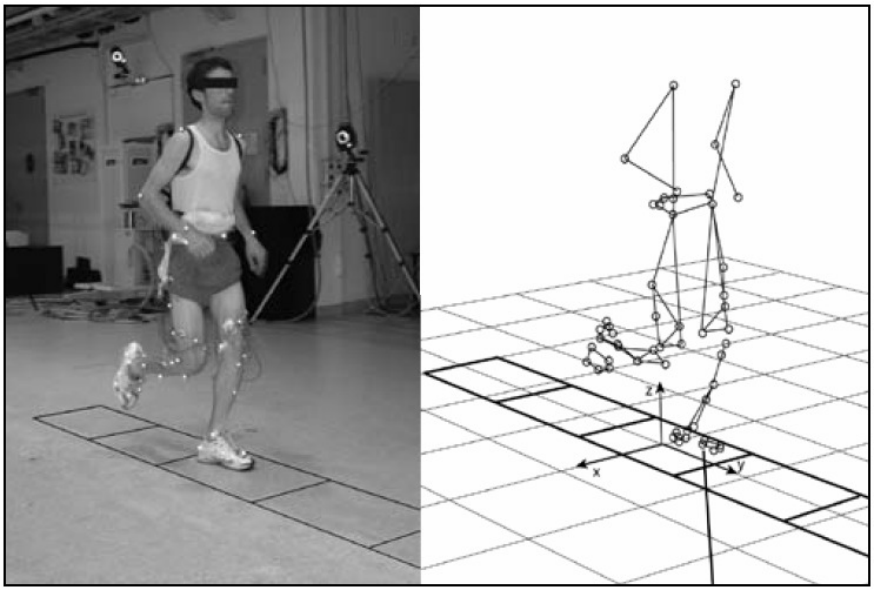

Abbildung 2.4: Ganganalyse mittels Marker-Tracking

*Links: Testperson mit 53 reflektierenden Markern wird von einem Kamerasystem während der Bewegung aufgezeichnet. Rechts: Aus den Daten rekonstruierte Strichfigur. [*Bachmann *et al., 2008]*

die Haut oberhalb eines Muskels geklebt, die die elektrische Anregung der Muskeln durch Nerven messen.
Von den drei genannten instrumentierten Möglichkeiten der Ganganalyse ist für den Einsatz im geriatrischen Bereich vor allem die Verwendung eines Teppichs mit Drucksensoren interessant. Auf diese Weise können u.a. Parameter wie die Schrittlänge, Symmetrie des Gangs und Zeit-Distanz-Parameter bestimmt werden. Insgesamt sind diese Methoden jedoch für die häusliche Anwendung aufgrund des technischen Aufwands nicht geeignet.

2.2.2 Telemonitoring der Mobilität in häuslicher Umgebung

Mobilität, d.h. die Bewegungsfähigkeit, wird heutzutage oft erst nach einem akuten Unfall von älteren Menschen beurteilt. Dies findet in Kliniken und spezialisierten Zentren unter personeller Betreuung eines Experten statt. Die häusliche Umgebung ist hingegen nur minimal in das Gesundheitswesen integriert. Das langfristige Ziel ist daher, ein Mobilitäts-Monitoring zu entwickeln. Erste Ansätze hierfür wurden mit tragbaren Sensoren verfolgt. Dazu zählen zum Beispiel Beschleunigungsmesser und Gyroskope, die entweder direkt am Körper oder in der Kleidung getragen werden – ebenso wie Drucksensoren, die in eine Schuheinlegesohle integriert sind. Der Vorteil solcher Sensoren ist, dass sie in jeder Umgebung eingesetzt werden können. Nicht immer sind jedoch die Sensoren auch für den Laien ohne Betreuung anwendbar – vor allem nicht für demente Menschen. Beispielsweise kann die Messung durch fehlerhaft platzierte Sensoren stark beeinflusst werden.
Dieser Nachteil tritt hingegen bei Sensoren, die in die Umgebung integriert sind, nicht auf. Folgende Systeme werden in der Forschung zur Mobilitätsanalyse in häusliche Umgebungen fest integriert [Frenken et al., 2010]:

- optische Sensoren und Ultraschall,
- aktive und passive Bewegungssensoren,
- Sensormatten und
- Laserscanner.

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist, die Vorteile von tragbaren und in die Umgebung integrierten Sensoren durch die Verwendung eines mobilen Assistenzroboters zu vereinen. Dank des Roboters kann das Mobilitäts-Monitoring in jeder Umgebung stattfinden, ohne geeignete Messsysteme mit hohem Aufwand fest z.B. in Wohnungen zu installieren. Im Gegensatz zu tragbaren Sensoren ist in diesem Fall auch keine Fehlplatzierung der Messsysteme durch den Laien bzw. die Kontrolle eines Experten nötig.

Im Folgenden werden drei Forschungsarbeiten vorgestellt, deren Ansätze ähnlich zu denen dieser Arbeit sind, jedoch mit fest installierten Sensoren in der Umgebung arbeiten.

Messung selbst gewählter Ganggeschwindigkeit [Frenken et al., 2010]

Thomas Frenken hat mit seinen Kollegen ein System entwickelt, mit dem die selbst gewählte Ganggeschwindigkeit einer Person in ihrer Wohnung gemessen werden kann. Hierfür verwendeten sie Lichtschranken an den Türen, um zunächst den generellen Bewegungstrend zu ermitteln. Der detaillierte Gang selbst wird von einem Laserscanner erfasst. Abbildung 2.5 zeigt einen Ausschnitt eines Wohnungsgrundrisses, in dem die Sensorpositionen und Beispieltrajektorien eingezeichnet sind. Zur Erreichung des Zielergebnisses sind im Wesentlichen drei Verarbeitungsschritte notwendig:

1. Erkennung der Umgebung,
2. Messung des dynamischen Objekts und,
3. Berechnung der Ganggeschwindigkeit.

Diese Messanordnung ermöglicht eine objektive Erfassung der selbst gewählten Ganggeschwindigkeit. Im Gegensatz zu klinischen Ganganalysen, die die Leistungsfähigkeit einer Person beurteilen, wird bei diesem Verfahren die tatsächliche Leistung erfasst. Diese zwei Größen unterscheiden sich, da in einer bewussten Testsituation versucht wird, wirklich so schnell wie möglich zu gehen. Nach [Frenken et al., 2012] wählten ältere Menschen in häuslicher Umgebung, in der sie sich unbeobachtet fühlen, eine

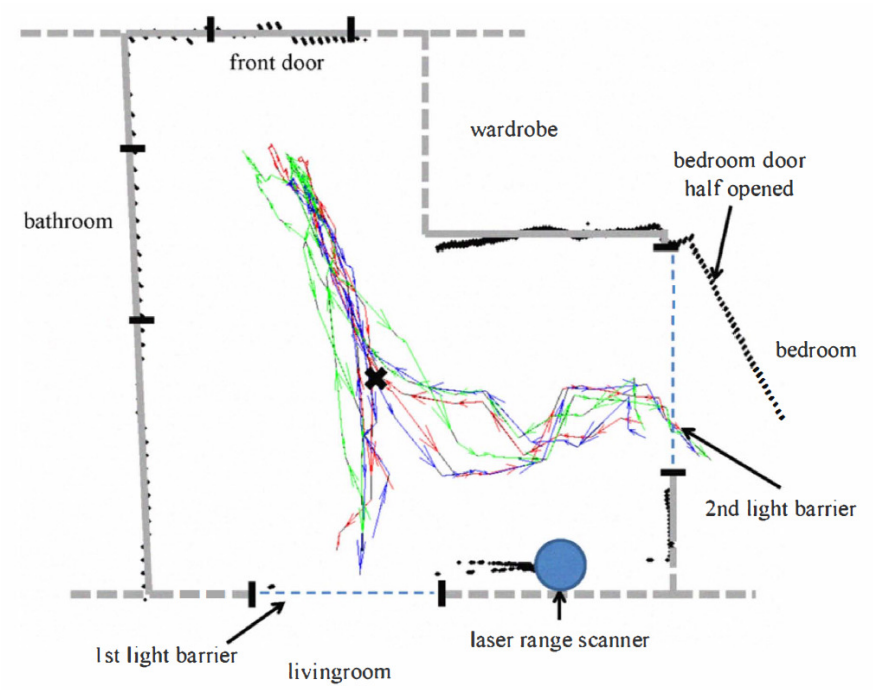

Abbildung 2.5: Anordnung der Sensoren bei [Frenken et al., 2010]
Relevanter Ausschnitt eines Wohnungsgrundrisses mit eingezeichneten Sensorpositionen und Beispiel-Trajektorien. [Frenken et al., 2010]

um 0,47 m s^{-1} geringere Ganggeschwindigkeit im Vergleich zu klinischen Messungen. Als Einschränkungen seines Systems erkennt [Frenken et al., 2010] die fehlende Tiefeninformation der Objekte bei einem Laserscan und die Beschränkung auf statische Umgebungen aufgrund der Kalibrierung.
Mit Hilfe des Tests zur Schrittlängenvariabilität, der in der vorliegenden Arbeit vorgestellt wird, kann auch die Ganggeschwindigkeit erfasst werden. Bei diesem Test wird ebenfalls ein Laserscanner verwendet – im Gegensatz zu [Frenken et al., 2010] allerdings nicht in der Umgebung fest installiert, sondern in einem mobilen Assistenzroboter integriert.

Instrumentierter TUG-Test [Frenken et al., 2012]

Ein großer Nachteil des TUG-Tests ist die Tatsache, dass lediglich die Gesamtzeit zur Bewältigung der Testaufgaben erfasst wird. Sowohl benötigten Zeiten für einzelne Komponenten des Tests als auch andere Bewegungsdefizite finden in der Auswertung keine Beachtung. Die Idee von [Frenken et al., 2012] setzt an dieser Schwachstelle an und strebt eine Messung der Einzelkomponenten des TUG-Tests in alltäglicher Bewegung an. Zur Umsetzung wurden ein Laserscanner, fünf Lichtschranken und zwei bis fünf Reed-Kontakte [1] in mehreren Testwohnungen installiert. In Abbildung 2.6 ist eine dieser Wohnungen im Grundriss einschließlich der Sensoranordnung dargestellt. Neben der detaillierteren Messung ist ein weiterer Vorteil, dass kein expliziter Test durchgeführt wird und somit die tatsächliche Leistung anstatt der Leistungsfähigkeit im Ergebnis vorliegen. Verglichen mit über den Untersuchungszeitraum verteilten in der Klinik gemessenen TUG-Tests konnte eine deutliche Differenz bei der Ganggeschwindigkeit von 0,47 m s^{-1} festgestellt werden.
Über einen Zeitraum von fünf Wochen wurden die Bewegungsdaten der älteren Testpersonen im Alter zwischen 64 und 84 aufgezeichnet und ergaben ein Datenvolumen von 189 GB. Aus diesen Messungen erfolgte anhand von definierten Qualitätskriterien eine Auswahl von Einzelmessungen, die zur Berechnung der Ganggeschwindigkeit und

[1] Reed-Kontakte sind im Glasrohr eingeschmolzene Kontaktzungen aus einer Eisen-Nickel-Legierung, die magnetisch betätigt werden.

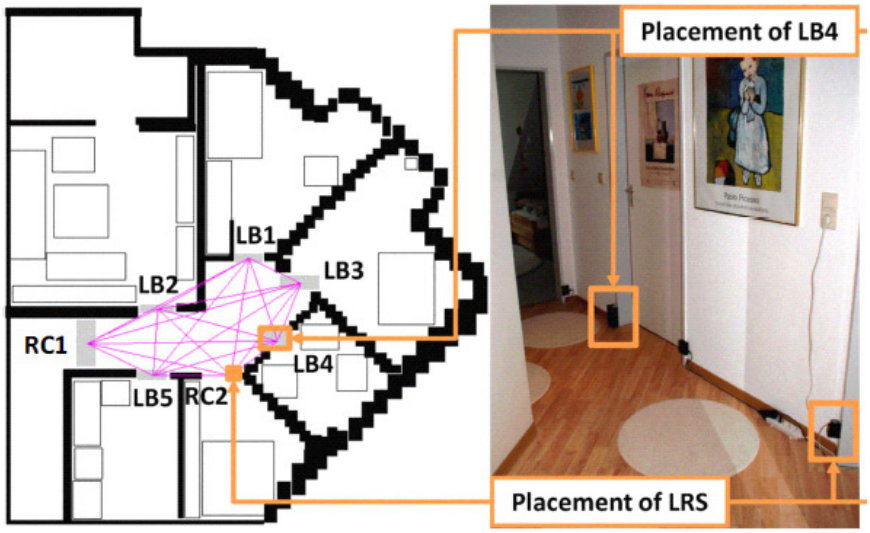

Abbildung 2.6: Anordnung der Sensoren bei [Frenken et al., 2012]
Wohnungsgrundriss mit eingezeichneten Sensorstandorten [Frenken et al., 2012]

der benötigten Zeit für einen Richtungswechsel verwendet wurden. Diese zwei Komponenten des TUG-Tests konnten bisher erfolgreich von [Frenken et al., 2012] als automatische Extraktion aus alltäglichen Bewegungsabläufen realisiert werden. In zukünftiger Forschungsarbeit sollen auch die verbleibenden Komponenten – die benötigte Zeit für das Aufstehen von und Hinsetzen auf einen Stuhl – folgen. Ein Anwendungsproblem dieser Methode ist jedoch, dass die Daten nur von einer einzelnen Person stammen dürfen. Allerdings werden die Daten über einen Zeitraum von mehreren Wochen gesammelt, so dass – selbst wenn die Person allein in der Wohnung lebt – Daten auch von Besuchspersonen aufgezeichnet werden, welche das Ergebnis verfälschen können.

Durch die Unterstützung des TUG-Tests mittels eines mobilen Assistenzroboters wird wie bei [Frenken et al., 2012] die Möglichkeit geschaffen, die Mobilität und das Sturzrisiko in häuslicher Umgebung zu beobachten – ohne die Notwendigkeit einer durchführenden Fachkraft. Im Gegensatz zum hier vorgestellten Ansatz, bei der die Personen sich unbeobachtet fühlen, wird mit der vorliegenden Arbeit ein expliziter Test angewendet und erfasst somit die Leistungsfähigkeit einer Person wie in klinischen Tests.

Die erreichbare Leistung einer Person fällt in der Regel höher aus als die tatsächliche Leistung außerhalb eines expliziten Tests.

Gangparameter mittels Kinect-Kamera [Stone und Skubic, 2011]

[Stone und Skubic, 2011] entwickelten ein Verfahren zur Erfassung von Gangparametern mittels zweier Kinect-Kameras und verglichen die Ergebnisse mit anderen kamerabasierten Systemen. Aus den Daten der zwei Kinect-Kameras kann die Person als Vordergrund extrahiert werden. Anschließend werden alle Datenpunkte unterhalb von 50 cm auf die Grundebene projiziert und normalisiert. Dieser Schritt ist in Abbildung 2.7 b verdeutlicht. Die Korrelationskoeffizienten dieser Punktwolken ergeben einen schwankenden Verlauf (siehe c). Dabei entsprechen in dieser Kurve die lokalen Maxima einem Linksschritt und die lokalen Minima einem Rechtsschritt. Aus diesen Informationen können die Ganggeschwindigkeit, die Schrittdauer und Schrittlänge berechnt werden. Da die Schrittlänge nur indirekt über die Schätzung der zurückgelegten Distanz bestimmt wird, ist sie deutlich ungenauer als die Ergebnisse mit einer Web-Kamera. In allen anderen Fällen konnte die Kinect-Kamera ähnliche oder genauere Ergebnisse erreichen. Einschränkungen dieser Methode treten jedoch auf, wenn die Kleidung das Infrarotlicht nicht oder nur schlecht reflektiert, oder die Bewegung zu nah an Möbeln bzw. der Wand erfolgt.
Der mobile Assistenzroboter des Projekts *SERROGA* ist bereits mit *einer* Kinect-Kamera ausgestattet. Dennoch ist dieser Ansatz auf dem Roboter nicht anwendbar, da *zwei* Kameras in einem gewissen Winkel und Abstand zueinander benötigt werden.

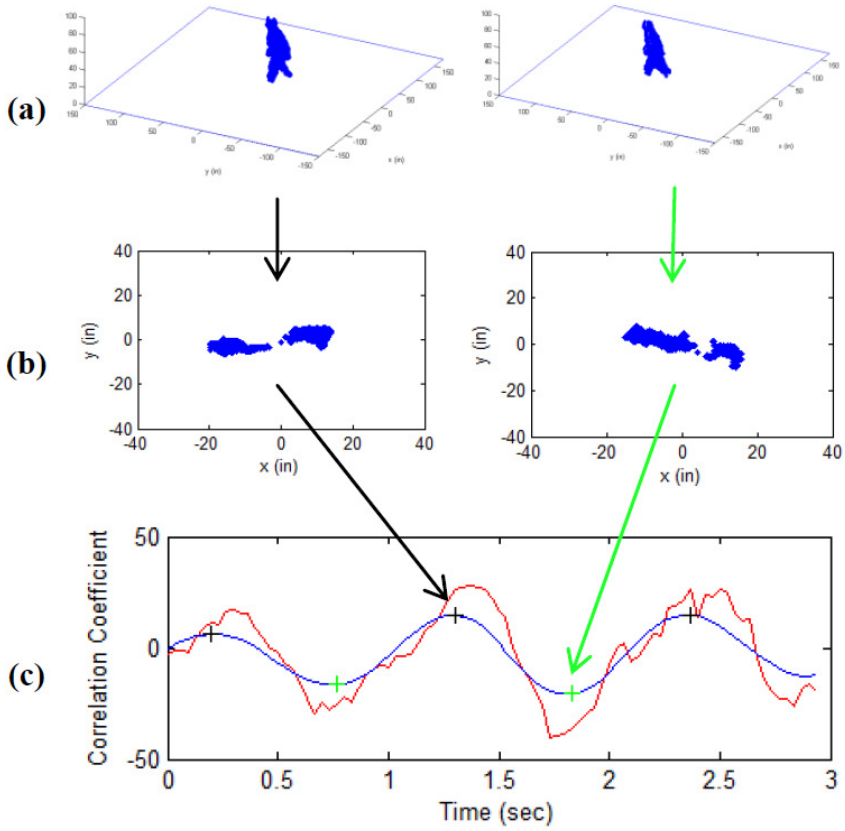

Abbildung 2.7: Verarbeitung der Kinect-Daten

In oberen Teil (a) sind die 3D-Punktwolken der Kinect-Daten dargestellt. Aus diesen Daten werden alle Punkte unterhalb von 50 cm *extrahiert und auf die Grundfläche projiziert (b). Die Korrelationskoeffizienten über die Zeit aufgetragen ergeben einen sinusförmigen Verlauf, der gefiltert (blau) noch besser hervortritt. Lokale Maxima dieser Kurve entsprechen einem Linksschritt und lokale Minima einem Rechtsschritt. [*Stone *und* Skubic*, 2011]*

Kapitel 3

Theoretische Grundlagen

Dieses Kapitel behandelt theoretische Grundlagen zur Demenz-Erkrankung, zur Erweiterung einfacher Mobilitätstests um kognitive Aufgaben, sowie des Projekts SERROGA. Der Zusammenhang zwischen körperlicher und geistiger Konstitution wird anhand von Literaturstellen belegt.

3.1 Demenz

3.1.1 Medizinischer Hintergrund

Laut WHO-Definition ist Demenz ein Syndrom mit Störungen vieler höherer korikaler Funktionen, einschließlich Gedächtnis, Denken, Orientierung, Auffassung, Rechnen, Lernfähigkeit, Sprache und Urteilsvermögen. Das Bewusstsein hingegen ist nicht getrübt. Die kognitiven Beeinträchtigungen werden gewöhnlich von Veränderungen der emotionalen Kontrolle, des Sozialverhaltens oder der Motivation begleitet. Obwohl Demenz hauptsächlich ältere Menschen betrifft, ist es kein gewöhnlicher Bestandteil des Älterwerdens. Die Krankheit Demenz wird in drei wesentliche Formen unterschieden [Bundesministerium für Familie]:

- vaskuläre Demenz,
- degenerative Demenz und

- sekundäre Demenz.

Die mit ca. 60 % am häufigsten verbreiteste und damit auch bekannteste Form ist Morbus Alzheimer, die der degenerativen Demenz zugeordnet wird. Sie führt durch den Stoffwechsel störende Eiweißablagerungen dazu, dass in bestimmten Bereichen des Gehirns allmählich Nervenzellen und Nervenzellkontakte absterben. Weitere Beispiele der degenerativen Demenz sind die Frontotemporale Demenz und die Lewy-Körperchen-Demenz. Die zweithäufigste Form mit ca. 20 % ist die vaskuläre Demenz, die aufgrund von Durchblutungsstörungen kleine Schlaganfälle verursacht und somit Nervenzellen absterben. Ebenso wie die degenerative Demenz ist sie nicht heilbar. Liegt die Ursache der Demenz nicht im Gehirn selbst, wird von einer sekundären Demenz gesprochen. Sie ist die Folge anderer Erkrankungen, z.B. HIV-Krankheit, Epilepsie, Multiple Sklerose und Schilddrüsenerkrankung. Im Gegensatz zu den anderen genannten Formen kann die sekundäre Demenz mitunter geheilt werden, wenn die zugrunde liegende Erkrankung früh genug behandelt wird.

3.1.2 Demenz und Sturzrisiko

In Deutschland waren im Jahr 2012 etwa 1,4 Millionen Menschen von einer Demenzerkrankung betroffen – die meisten von ihnen sind 85 Jahre und älter [Bundesministerium für Familie]. Aufgrund des demografischen Wandels gehen Schätzungen für das Jahr 2050 sogar von 3 Millionen Demenzerkrankten in Deutschland aus. Mit der älter werdenden Gesellschaft sind auch höhere Gesundheitskosten verbunden. Dabei sind ein hohes Sturzrisiko und Demenz wesentliche Faktoren für diese Steigerung. Vor allem demente Menschen haben ein erhöhtes Sturzrisiko, da der Schweregrad der Gang- und Gleichgewichtsstörung mit der Schwere der neurologischen Störung steigt. [Verghese et al., 2002] haben gezeigt, dass Mobilitätsbeeinträchtigungen sogar ein früher Indikator für Demenz darstellen kann, da Gangstörungen bei einer dementiellen Entwicklung auftreten können, noch bevor neuropsychologische Defizite messbar sind. Weiterhin legt die Forschung nahe, das bestimmte Gangstörungen bei bestimmten Formen von Demenz vorherrschen und somit zur differentiellen Diagnostik genutzt werden könnten [Allan et al., 2005].

Die offensichtlichste und somit auch für einen Laien erkennbare Gangbeeinträchtigung ist eine verringerte selbst gewählte Ganggeschwindigkeit, die vor allem Personen ab einem Alter von 60 Jahren zeigen. Dies allein ist jedoch nicht pathologisch. Die reduzierte Ganggeschwindigkeit bei älteren Menschen ist oft ein Schutzmechanismus, um Stürze zu vermeiden. Dennoch stürzen ca. 30 % aller Personen über 65 Jahre mindestens einmal im Jahr – 15 % sogar zweimal oder häufiger. Der Anteil an Personen mit Stürzen erhöht sich mit zunehmenden Alter. Bei über 80-Jährigen stürzen bereits ca. 50 % mindestens einmal im Jahr [Freiberger und Schöne, 2010]. Das Sturzrisiko alternder Personen wird zusätzlich durch Erkrankungen und die Einnahme von Medikamenten erhöht. Das Problem für das Gesundheitssystem und natürlich für die betroffenen Menschen selbst ist die Kombination von der Häufigkeit des Auftretens der Stürze und die Anfälligkeit für Verletzungen. Problematisch sind vor allem Hüftfrakturen, da sie als Folge oftmals den Verlust der Selbstständigkeit bedeuten.

3.2 Schrittlängenvariabilität

Bei gesunden Erwachsenen ist die Schrittlängenvariabilität relativ gering mit einer Größenordnung von wenigen Prozent (z.B. 1- 3 %). Während sich u.a. die Schrittlänge und Ganggeschwindigkeit mit zunehmendem Alter verringern, bleibt die Größe der Schrittlängenvariabilität bei gesunden älteren Menschen unverändert [Hausdorff, 2005]. Der Variationskoeffizient VK wird aus dem Mittelwert $\bar{x}$ und der Standardabweichung σ der Schrittlängen mit der Gleichung (3.1) berechnet.

$$VK = \frac{\sigma}{\bar{x}} \cdot 100 \tag{3.1}$$

Sowohl physiologische Faktoren, wie z.B. die neuronale Steuerung und Muskelfunktionen, als auch die mentale Gesundheit können die Gangvariabilität beeinflussen. Da bei einer geringen Variabilität der Gang regelmäßiger ist, ist dieser auch stabiler. Die Gangvariabilität hat sich als Prädiktor für Sturzrisiko erwiesen. [Nakamura et al., 1996] hat die Beziehung zwischen der Schrittlängenvariabilität und Stürze bei Alzheimer-Patienten untersucht. In Abbildung 3.1 sind die Boxplot-Diagramme der Schrittlän-

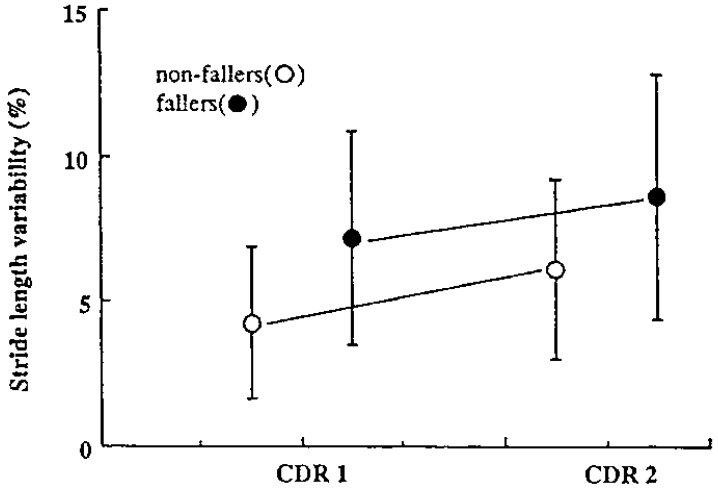

Abbildung 3.1: Abhängigkeit der Schrittlängenvariabilität vom Schweregrad der Demenz

*Statistische Darstellung der Schrittlängenvariabilität für Personen mit leichter (CDR 1) und mittelschwerer (CDR 2) Alzheimer-Demenz. Mittels weißer und schwarzer Marker erfolgt zusätzlich eine Unterteilung der jeweiligen Personengruppen in anschließend gestürzte und nicht-gestürzte. Es besteht sowohl eine signifikante Erhöhung der Gangvariabilität bei Personen mit hohem Sturzrisiko und zunehmender kognitiver Beeinträchtigung [*Nakamura *et al., 1996].*

genvariabilität für Probanden mit leichter (CDR[1] 1) und mittelschwerer (CDR 2) Demenz dargestellt. Diese zwei Gruppen sind jeweils unterteilt in Personen, die während der Studiendauer gestürzt sind (schwarze Punkte), und eine Untergruppe, die sturzfrei blieb (weiße Punkte). Es ist deutlich zu erkennen, dass mit zunehmender Demenz auch die Schrittlängenvariabilität statistisch gesehen steigt. Personen, die anschließend stürzten, hatten im Vergleich zu den von Stürzen verschonten Personen ebenfalls eine höhere Schrittlängenvariabilität. Bereits bei einer Zunahme der Schrittlängen-Standardabweichung von 1,7 cm verdoppelt sich das Risiko zu Hause lebender Senioren, innerhalb der nächsten 6 Monaten zu stürzen [Maki, 1997]. Die Gangvariabilität kann folglich als sensitiver und klinisch relevanter Parameter zur Beurteilung der Mobilität, des Sturzrisikos und als Erfolgskontrolle für therapeutische Behandlungen genutzt werden.

3.3 Dual-Task-Situationen

Für jüngere Erwachsene ist das Gehen ein automatischer Prozess. Ältere Personen – vor allem Menschen mit kognitiver Beeinträchtigung – benötigen jedoch mehr Aufmerksamkeit für einen stabilen Gang. Als Dual-Task-Situation wird in diesem Zusammenhang das Gehen unter gleichzeitiger Bewältigung einer kognitiven Aufgabe bezeichnet. Diese sind im Alltag häufig anzutreffen, beispielsweise bei einer Unterhaltung während eines Spaziergangs. Genügt die insgesamt zur Verfügung stehende Aufmerksamkeit jedoch nicht aus, um Gehen und eine weitere kognitive Aufgabe auszuführen, kann sich die Leistung in einer oder beiden Aufgaben verschlechtern. Dieses Phänomen tritt aufgrund einer motorisch-kognitiven-Interferenz auf, wenn beide Aufgaben auf die gleichen Hirnareale zugreifen. Als Resultat zeigt sich oft eine Gangstörung mit einer verlangsamten Geschwindigkeit und einer Zunahme der Gangvariabilität [Gschwind und Bridenbaugh, 2011]. Doch vor allem eine höhere Gangvariabilität impliziert ein gesteigertes Sturzrisiko. Daher kann eine Ganganalyse in einer Dual-

[1] Clinical Dementia Rating (CDR): Bestimmung des Schweregrades der dementiellen Einschränkung zur Abgrenzung eines normalen altersbedingten kognitiven Abbaus. Einteilung erfolgt in 5 Schweregrade.

Task-Situation Gangdefizite aufdecken, die ohne Zusatzaufgabe beim normalen Gehen noch kompensiert werden.

3.4 Projekt SERROGA

Das Projekt SERROGA (**Ser**vice-**Ro**botik für die **G**esundheits**a**ssistenz) hat die Entwicklung und Evaluation eines Assistenzroboters zum Ziel. Er soll ältere Menschen mit leichten kognitiven Beeinträchtigungen unterstützen und ihnen auf diese Weise ermöglichen, so lange wie möglich selbstbestimmt in der eigenen Wohnung zu leben. Zu den Aufgaben des Roboters sollen u.a. die Erinnerung an Termine und die Medikamenteneinnahme, Durchführung von Videotelefonie, Animation zur Gesundheitsprävention und eine Sturzerkennung ggf. mit Absetzen eines Notrufs zählen. Der entwickelte Roboter ist 120 cm groß und wiegt 42 kg. Zur Vermeidung der Assoziation, er wäre genauso intelligent wie ein Mensch, wurde bewusst auf ein menschliches Erscheinungsbild verzichtet. In Abbildung 3.2 sind die technischen Komponenten des Roboters beschriftet. Als User-Interface dient ein 15,4″ großes Touch-Screen-Display. Zur Anzeige von Emotionen besitzt der Roboter zwei OLED-Displays als Augen. Neben Sensoren wie Ultraschall, einen Bumper mit Kollosionssensoren, diversen Kameras und Mikrofon verfügt der Roboter über einen Laser-Range-Scanner. Dieser ermöglicht die Hinderniserkennung, das Erstellen von Umgebungskarten und das Personen-Tracking. Das Laser-Modell SICK S300 2D erreicht einen Scan-Bereich von 270° und ist nach vorn in Fahrtrichtung ausgerichtet. Die Energieversorgung des Roboters kann über zwei Wege sicher gestellt werden: über die Steckdose oder autonom mit Hilfe einer Ladestation, bei der kein Eingreifen einer Person nötig ist.
Die beschriebenen Funktionen und Aufgaben des Roboters sollen um die zwei in dieser Arbeit vorgestellten Implementierungen des TUG-Tests und des Tests zur Schrittlängenvariabilität erweitert werden.

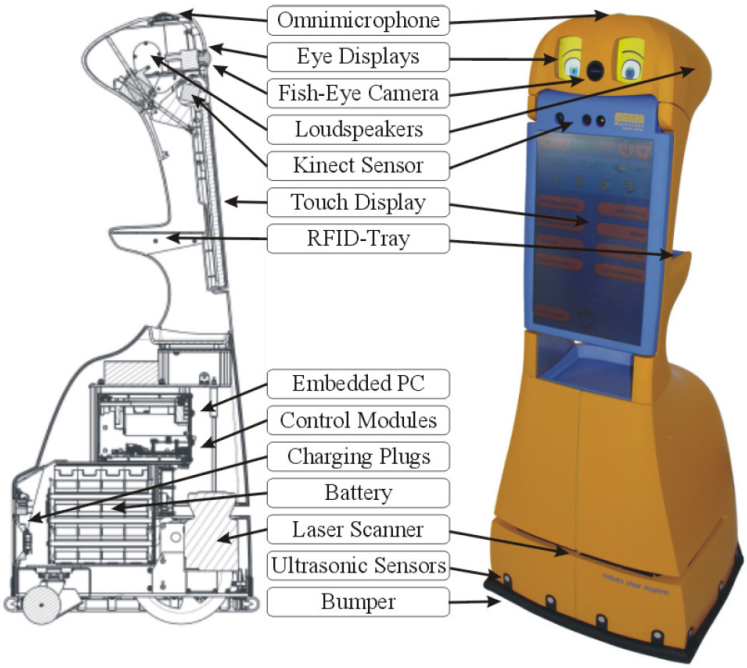

Abbildung 3.2: Schematischer Aufbau des Roboters [Gross et al., 2012]

Kapitel 4

Implementierung

Dieses Kapitel beschreibt zunächst die algorithmische Umsetzung der Messung der Gangvariabilität und des Timed-up-and-go-Tests auf dem Assistenzroboter. Im Anschluss wird die Leistungsfähigkeit beider Verfahren diskutiert. Die Teilkapitel beider Testverfahren schließen jeweils mit Vorschlägen zur Verbesserung der Messgenauigkeit und zur Integration der Verfahren zu einem Gesamttest.

4.1 Test zur Bestimmung der Schrittlängenvariabilität

4.1.1 Mögliche Umsetzungen einer Bein-Detektion

Beindetektionsalgorithmus für Laserscanner

Die in dieser Arbeit beschriebene Methode zur Bestimmung der Schrittlängenvariabilität verwendet als Ausgangsdaten die mittels eines Laserscan ermittelten Positionen der Beine. Der Vorteil von Laser-Range-Scannern ist ein relativ weites Sichtfeld und im Vergleich zu visuellen Verfahren ist das Ergebnis nahezu unabhängig vom Umgebungslicht. [Arras et al., 2007] stellt verschiedene Ansätze vor, aus den Laser-Range-Scanner-Daten Personen zu erkennen. In Abbildung 4.1 zeigt typische solcher Messdaten für menschliche Beine. Zur Detektion der Beine können beispielsweise geometrische Merkmale wie Größe, Kreisähnlichkeit, Konvexität und Kompaktheit verwendet wer-

den.

Der Beindetektionsalgorithmus nutzt die Sprungdistanz in den Laserscan-Daten zur

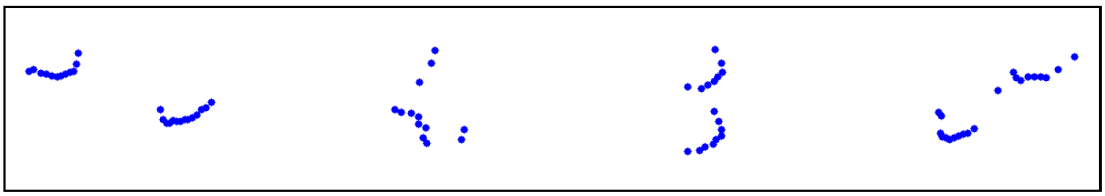

Abbildung 4.1: Laser-Daten von Beinpaaren
*Mögliche Messergebnisse von Beinpaaren mittels Laser-Range-Scanner zeigen die Formvielfalt und somit den hohen Schwierigkeitsgrad für Detektoren [*Arras *et al., 2007].*

Segmentierung. Ein neues Segment beginnt, wenn zwei benachbarte Laserstrahlen einen größeren Abstand als einen vorgegebenen Schwellwert messen. In Abbildung 4.2 ist beispielhaft ein Laser-Range-Scan mit einer Person in einem leeren Raum dargestellt. Für jedes so ermittelte Segment werden anschließend folgende 14 Merkmale berechnet:

- Anzahl der Punkte,
- Standardabweichung,
- durchschnittliche Abweichung vom Median,
- Sprungdistanz zum vorhergehenden Segment,
- Sprungdistanz zum nächsten Segment,
- Breite,
- Linearität,
- Kreisförmigkeit,
- Radius,

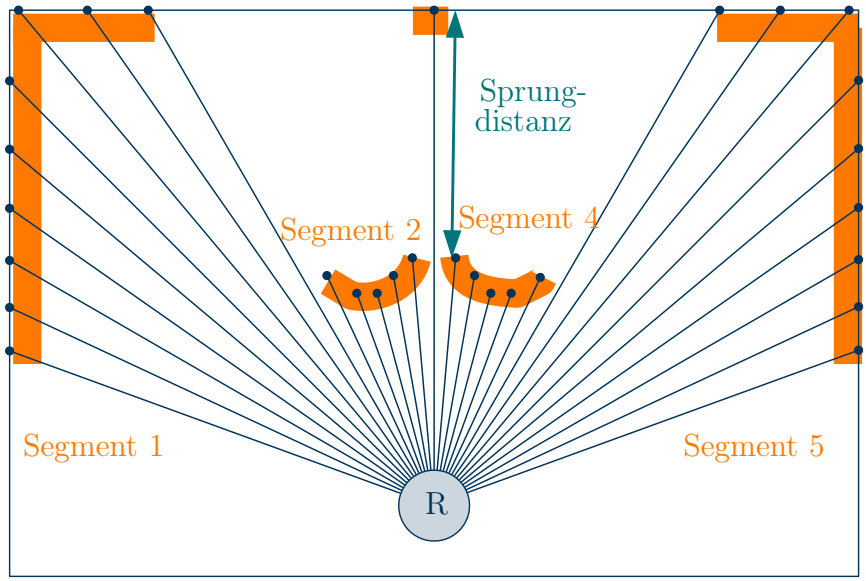

Abbildung 4.2: Sprungdistanz zur Segmentierung

Schematisches Beispiel einer Laser-Range-Scanner-Messung einer Person in einem leeren Raum. Überschreitet bei benachbarten Laserstrahlen die ermittelte Distanz einen festgelegten Schwellwert, beginnt ein neues Segment. (R = Range-Finder)

- Abgrenzungslänge,
- Gleichmäßigkeit der Begrenzung,
- mittlere Krümmung,
- mittlere Winkeldifferenz und
- mittlere Geschwindigkeit.

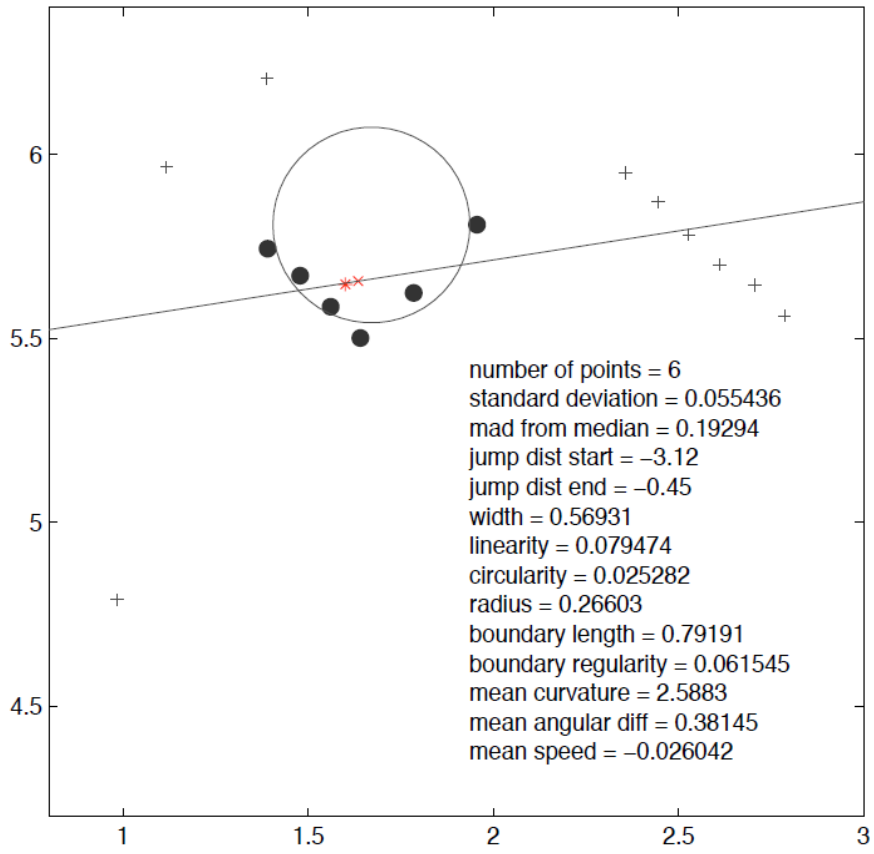

Abbildung 4.3: Merkmale zur Beindetektion

*Die runden Punkte entsprechen dem ausgewähltem Segment (in diesem Fall: des Beines) und die Kreuze beschreiben weitere Datenpunkte eines Laserscanns. Zusätzlich wurde aus den Segmentdaten eine Gerade und ein Kreis bestimmt und eingezeichnet. Für alle 14 verwendeten Merkmale sind für dieses Beispiel die Zahlenwerte angegeben [*Arras *et al., 2007].*

In Abbildung 4.3 sind die Datenpunkte eines Beins dargestellt und die Zahlenwerte für alle 14 genannten Merkmale aufgelistet. Zusätzlich zu den Punkten selbst sind weitere, für die Berechnung der Merkmale ermittelte Figuren visualisiert – beispielsweise der eingepasste Kreis, auf dem die Datenpunkte liegen, für die Merkmale der Kreisförmigkeit und des Radius. In bisherigen Beindetektoren wurden entsprechende Merkmale und deren Schwellwerte empirisch festgelegt. Der auf dem Roboter integrierte Beindetektionsalgorithmus von [Arras et al., 2007] wählt hingegen mit Hilfe der AdaBoost-Methode die besten Merkmale und Schwellwerte aus und trainiert einen Klassifikator nach dem Supervised-Learning-Verfahren.

Hintergrundmodell

Da der Beindetektor zu viele Beine nicht detektiert, wird stattdessen für den Test zur Bestimmung der Schrittlängenvariabilität ein Hintergrundmodell verwendet. Hierzu scannt der Laser zu Beginn den statischen Hintergrund über einen Zeitraum von 5 s und legt das Ergebnis im Speicher ab. Bewegt sich nun ein Objekt im Blickfeld des Roboters, so kann dieses mit Hilfe der Sprungdistanz vom Hintergrund getrennt werden. Im Anschluss erfolgt eine weitere Unterteilung der Vordergrunddaten in Segmente durch Auswertung der Sprungdistanz benachbarter Vordergrund-Punkte. Für jedes dieser Segmente dient der Schwerpunkt als Koordinate im Raum. Diese Methode bietet einige Vorteile gegenüber dem Beindetektionsalgorithmus, der vorrangig Beine aufgrund der Datenverteilung auf einem Kreissegment erkennt. Liegen die Laserscan-Daten wie in Abbildung 4.4 a dargestellt auf einer Geraden, wird das Bein nicht erkannt. Dies tritt vor allem bei weit entfernten Objekten auf, da weniger Laserstrahlen vom Objekt reflektiert werden. Beim Hintergrundmodell spielt die geometrische Form der Datenverteilung keine Rolle, weshalb das Bein richtig detektiert wird. Darüber hinaus führt der Beindetektionsalgorithmus bei Teilverdeckung zweier Objekte zu einer Nicht-Detektionen, da das hintere Segment nicht mehr die Form eines Beines aufweist (siehe Abbildung 4.4 b). Dennoch existieren auch bei Hintergrundmodell Fehldetektionen. In Abbildung 4.5 ist ein Laserscan mit grün markierten Vordergrundsegmenten dargestellt. Der linke Strahl ist eine Fehldetektion bedingt durch einen Fehler des

Abbildung 4.4: Mögliche Fehldetektionsszenarien für den Beindetektionsalgorithmus

Bild a: Das rechte Segment wird vom Beindetektionsalgorithmus aufgrund der fehlenden Kreisförmigkeit nicht als Bein detektiert.

Bild b: Eine weitere Schwierigkeit für den Beindetektionsalgorithmus stellt die Teilverdeckung dar. Beide Beine werden je nach Schwellwert der Sprungdistanz zusammen als ein Segment ausgewertet oder getrennt als zwei Segmente. In beiden Fällen weist min. ein Segment die typische Beinform im Laserscan auf.

Hintergrundmodells. Aufgrund der Bewegung eines weiten Hosenbeins wurde der Laserstrahl in eine andere Richtung gestreut und dadurch drei Vordergrundsegmente detektiert anstelle der korrekten zwei Beine (vergrößerter Ausschnitt). Aufgrund der Vorteile gegenüber dem Beindetektionsalgorithmus und der damit stabileren Erkennung der Beine wird dieses Hintergrundmodell für die Messung der Schrittlängenvariabilität verwendet. Dies ist möglich, da der Roboter während der Testdurchführung an einem festen Ort steht.

4.1.2 Algorithmus

Zur Messung der Schrittlängenvariabilität soll die Testperson drei Mal vor dem Assistenzroboter auf und ab gehen. Dabei werden die mittels des Hintergrundmodells bestimmten Schwerpunkte der Vordergrundsegmente gespeichert und anschließend ausgewertet. In Abbildung 4.6 ist der Testaufbau dargestellt, in dem die Testperson quer zum Roboter läuft. In ersten Versuchen wurde auch die Gangrichtung längs zum Roboter getestet. Es hat sich jedoch gezeigt, dass die Bestimmung der Schrittlänge in Querrichtung robuster ist. Denn in Längsrichtung kann es passieren, dass das entferntere Bein

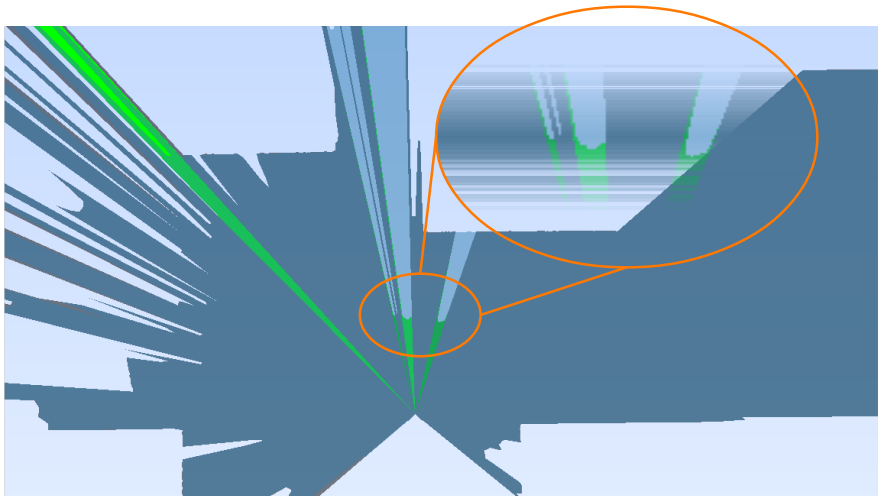

Abbildung 4.5: Fehldetektion durch Hosenbeinbewegung

Dargestellt ist ein typischer Laserscan, bei dem die Vordergrundsegmente grün hervorgehoben sind. Der linke grüne Strahl ist eine Fehldetektion bedingt durch einen Fehler in der Hintergrunderstellung an einem Fenster. In dem vergrößertem Ausschnitt ist ebenfalls eine Fehldetektion aufgrund der Bewegung des Hosenbeinschlags. An dieser Stelle wurde der Laserstrahl in eine andere Richtung gestreut, wodurch anstelle der zwei Beine drei Vordergrundsegmente erkannt werden.

von dem anderen öfters verdeckt wird, wenn die Testperson nicht exakt auf der Fluchtlinie läuft. In die abschließende Auswertung fließen alle Schritte in einem festgelegten Bereich vor dem Roboter ein. Dieser Bereich ist in Abbildung 4.6 durch die orangen Begrenzungslinien gekennzeichnet. Die Aufzeichnung wird durch Aufrufen des Tests

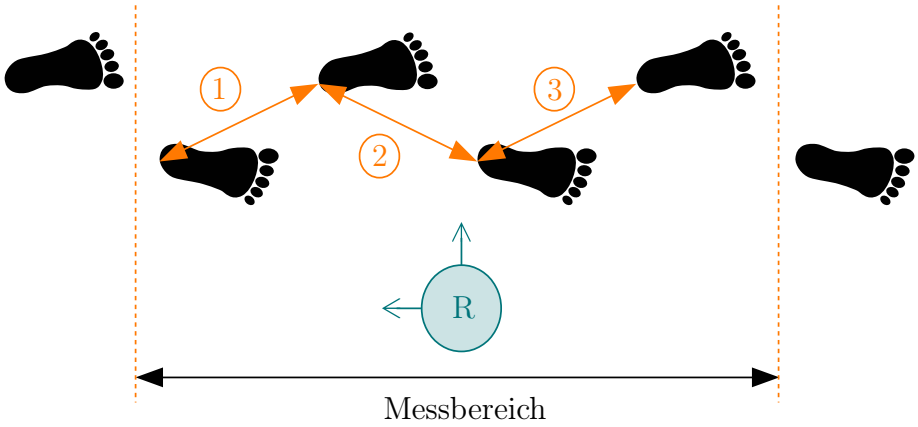

Abbildung 4.6: Testaufbau Schrittlängenvariabilität

Die Testperson läuft in Querrichtung zum Roboter. Innerhalb eines definierten Messbereichs werden die euklidischen Distanzen aufeinander folgender Schritte bestimmt. Schritte außerhalb des Bereichs werden aufgrund von Beschleunigung und Abbremsen nicht berücksichtigt.

gestartet. Alle Beindetektionen, die innerhalb des definierten Testbereichs auftreten, werden zur späteren Verwendung gespeichert. Während der Aufnahmen überprüft der Algorithmus, ob fünf nacheinander folgende Datenpunkte außerhalb des Testbereichs waren und setzt im eingetretenen Fall einen Zähler hoch. Nach fünfmaligem Durchqueren des Messbereichs wird die Aufzeichnung beendet und der Auswertealgorithmus gestartet. Nachfolgend ist der Testablauf noch einmal zusammengefasst:
Zur Bestimmung der Schrittlänge werden anschließend alle Zeitpunkte genutzt, an denen zwei Beine detektiert wurden. Alle anderen, bei denen durch Verdeckung oder Fehler des Detektionsalgorithmus nur eine Beinposition bekannt ist, werden vom weiteren Prozess ausgeschlossen. Die Beinpaare werden anhand ihrer x-Koordinaten des Roboterbezugssystems (siehe Abbildung 4.7) den jeweiligen Beinen zugeordnet. Dafür wird die Differenz des x-Wertes von jedem Bein zur letzten bekannten Position eines

Beines verglichen. Der Datenpunkt mit der kleineren Differenz wird diesem Vergleichsbein zugeordnet, das andere entsprechend zum zweiten (siehe auch Abbildung 4.7). Die

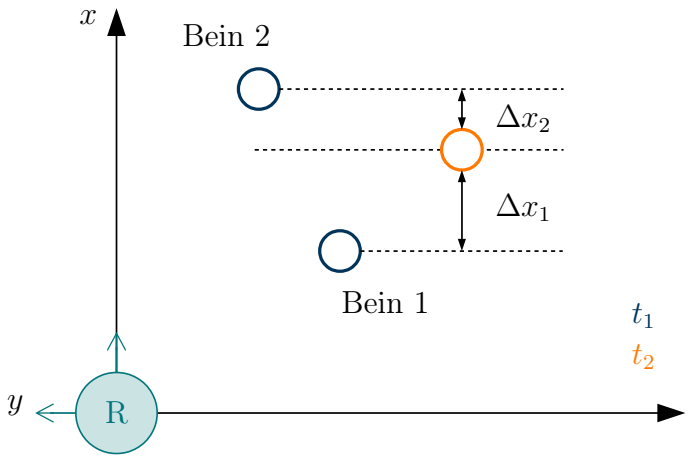

Abbildung 4.7: Zuordnung eines Datenpunktes zu einem Bein
Für den orangen Datenpunkt zum Zeitpunkt t_2 werden die Differenzen der x-Werte zu den letzten bekannten Positionen der Beine zum Zeitpunkt t_1 ermittelt. Die Zuordnung erfolgt zum Bein mit dem kleinsten Δx.

Trennung der Datenpunkte auf zwei Beine ermöglicht im Anschluss eine einfachere Auswertung der einzelnen Bewegungstrajektorien.
Da der Laser in einer Höhe von 26 cm angebracht ist, misst er die Position des Unterschenkels und nicht die der Füße. Allerdings bewegt sich der Unterschenkel, auch wenn der Fuß seine Position nicht ändert. Zum besseren Verständnis sind in Abbildung 4.8 mehrere Momentaufnahmen eines Beins in der Gangphase mit aufgesetztem Fuß dargestellt. Die rote Linie zeigt die Messhöhe des Laserscanners. Aufgrund der konstanten Abtastrate des Lasers und der unterschiedlich schnellen Bewegung des Beines in den verschiedenen Gangphasen entstehen Punkthäufungen. Anhand dieser werden die Fußpositionen geschätzt. Zuerst wird die Abweichung zwischen zwei aufeinanderfolgenden Messdaten des gleichen Beines in Bewegungsrichtung ermittelt. Diese Differenzen über der Zeit aufgetragen ergeben einen periodischen Verlauf (siehe Abbildung 4.9). Alle lokalen Minima dieses Verlaufs, bei denen mindestens drei aufeinanderfolgende Differenzen unterhalb des empirischen Schwellwerts von 7,5 cm

Abbildung 4.8: Gangphase aus Sicht des Lasers
*Bewegung des Unterschenkels während der Standphase, rot: Höhe der Laserstrahlen, [*Zender-Orthopädie*]*

liegen, weisen auf einen Fußstandort hin. Dieser wird anschließend als Mittelwert der drei beteiligten Messwerte geschätzt.

In Abbildung 4.10 ist ein aufgezeichneter Testzyklus dargestellt. Die orangen Sterne entsprechen den detektierten Beinen aus dem Laserscan – jeweils gleichzeitig erkannte Beine sind miteinander verbunden. Die nach Anwendung des Algorithmus zur Suche der Fußpositionen gefundenen Standorte sind ebenfalls mit Kreisen markiert und farblich nach den zugehörigen Beinen getrennt. Probleme bei der Erkennung weist diese Methode vor allem an den Wendestellen des Gangs auf, da die Zuordnung zu den beiden Beinen anhand der x-Koordinate erfolgt und diese für das jeweilige Bein typische Linie bei der Umkehr meist ändert. Da die Schritte direkt vor und nach der Richtungsänderung zur Auswertung der Schrittlänge und Ganggeschwindigkeit aufgrund von Beschleunigung und Abbremsen ungeeignet sind, beschränkt sich der Algorithmus im weiteren Vorgehen auf alle erkannten Fußpositionen in einem Bereich direkt vor dem Assistenzroboter. Ein möglicher Wert zur Festlegung des Bereichs wäre in dem in Abbildung 4.10 gezeigten Beispiel 3 m, d.h. jeweils 1,5 m rechts und

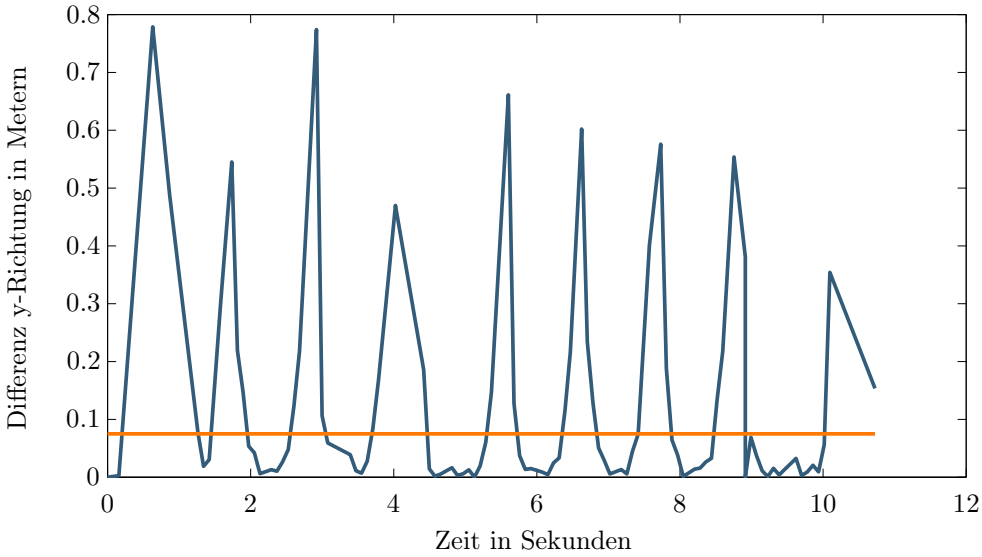

Abbildung 4.9: Suche nach Punkthäufungen

Für jeden Datenpunkt eines Beines wird die Differenz in y-Richtung, d.h. der Bewegungsrichtung, zum vorherigen Datenpunkt bestimmt. Lokale Minima im zeitlichen Verlauf entsprechen örtlichen Punkthäufungen und daraus schlussfolgernd den Fußpositionen am Boden.

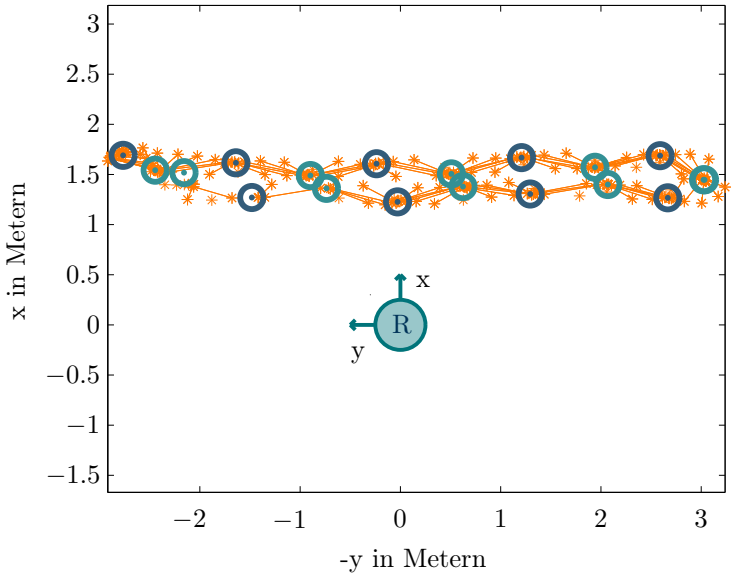

Abbildung 4.10: Detektion der Fußpositionen

Die orangen Sterne entsprechen die mit Hilfe des Hintergrundmodells detektierten Beinpositionen. Jeweils durch den Zeitpunkt zusammengehörige Daten sind miteinander verbunden. Durch Kreise sind die geschätzten Fußpositionen markiert und farblich nach der Zuordnung zu den einzelnen Beinen getrennt. Lediglich bei den Randdaten treten Fehler in der Zuordnung aufgrund von Richtungsumkehr und Abbremsen auf.

links vom Roboter. Für die spätere Anwendung in häuslicher Umgebung könnte er den vorhandenen Möglichkeiten vor Ort angepasst werden, so dass immer eine ausreichende Strecke außerhalb des Bereichs zur Beschleunigung und Abbremsen zur Verfügung steht.

Zur Bestimmung der Schrittlängen werden die Fußpositionen beider Beine anhand der Zeitinformation sortiert. Die Schrittlänge ergibt sich anschließend als euklidische Distanz zweier aufeinanderfolgender Fußpositionen.
Der Variationskoeffizient VK der Schrittlängen berechnet sich nach Gleichung (4.1).

$$VK = (\sigma/\bar{x}) * 100 \tag{4.1}$$

Dabei entspricht σ der Standardabweichung und $\bar{x}$ dem Mittelwert der Schrittlängen.

Aus den vorhandenen Daten lässt sich ebenfalls die Ganggeschwindigkeit schätzen. Neben der Schrittlänge wird zusätzlich die Schrittdauer benötigt, die analog zur Schrittlänge aus der Differenz der Zeitstempel zweier aufeinanderfolgender Fußpositionen bestimmt wird. Über alle Schritte aufsummiert ergibt sich die zurückgelegte Strecke und die dafür benötigte Zeit. Mit Gleichung (4.2) wird abschließend die Ganggeschwindigkeit ermittelt.

$$v = s/t \tag{4.2}$$

4.1.3 Ergebnisse und Diskussion

Zur Bereitstellung von Referenzdaten wurde die Gehstrecke mit einer Tapetenrolle bedeckt. Während des Laufens befand sich an beiden Füßen ein Utensil, dass bei jedem Schritt eine Markierung auf der Tapete hinterließ. Dieses bestand aus einem Schwammtuch, welches mit Gummibändern am Fuß befestigt war (siehe auch Abbildung 4.12). Im ersten Zehzwischenraum wurde eine Tintenpatrone platziert und durch eine Ummantelung, die mit den Gummibändern verbunden war, vor Verrutschen geschützt. Die Funktionsweise der Anordnung entspricht damit der eines Stempelkissens. Während eines Gangdurchlaufs wurde für jeden Fuß eine konstante Markierungsgröße und

Algorithmus

Label 1: // **Datenaufnahme**

```
1   Beinpositionen ← Hintergrundmodell;
2   wenn innerhalb Messbereich;
3      (p) ← Beinpositionen;
4   wenn Test beendet;
5      goto Label 2
6   sonst;
7      goto Label 1
```

Label 2: // **Trennung der Datenpunkte nach Beinzugehörigkeit**

```
8   für alle p_i;
9      wenn Δx_1 < Δx_2 dann;          // Abstand zu vorherigen Positionen
10        leg1 ← p_i;
11     sonst;
12        leg2 ← p_i;
```

Label 3: // **Punkthäufungen entlang Bewegungsrichtung (y) → Fußposition**

```
13  Δy_1 = leg1_y(i) − leg1_y(i − 1);
14  Δy_2 = leg2_y(i) − leg2_y(i − 1);
15  Suche lokale Minima ;           // Minima entspricht Punkthäufung
16  FP = Mittelwert der Koordinaten;  // FP Fußposition
```

Rückgabe

```
17  SL = FP(i) − FP(i − 1)          // SL Schrittlänge
18  VK= σ(SL)/mean(SL) * 100        // VK Variationskoeffizient
```

Abbildung 4.11: Pseudocode zum Test der Gangvariabilität

-form erreicht, so dass bei der anschließenden Vermessung der Schrittlängen immer die gleichen Messansatzpunkte verwendet werden konnten. Abbildung 4.13 zeigt den Unterschied von Schrittlänge und euklidischer Distanz. Während die Schrittlänge den orthogonalen Abstand der Füße in Gangrichtung beschreibt, ist die euklidische Distanz der direkte Abstand und somit in der Regel etwas größer als die Schrittlänge. Da der Algorithmus die euklidische Distanz verwendet, wurden bei den Referenzdaten sowohl

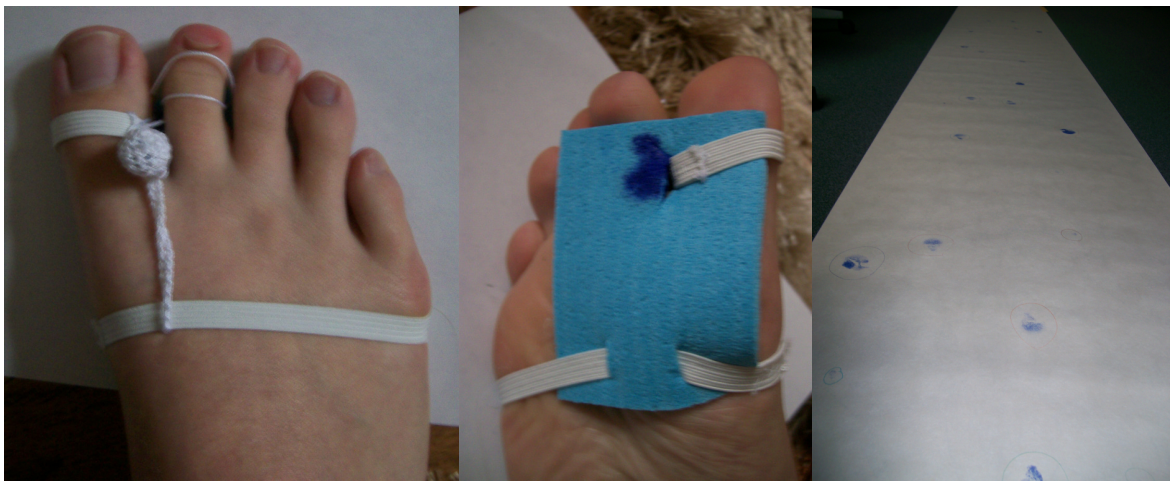

Abbildung 4.12: Hilfsmittel zur Referenzdaten-Erfassung

Zur Referenzdaten-Erfassung wurde eine Rolle Tapete ausgelegt und mittels tintengetränkten Schwammtüchern, die an den Füßen während des Gehens getragen wurden, Schrittspuren erzeugt und deren Längen anschließend ausgemessen.

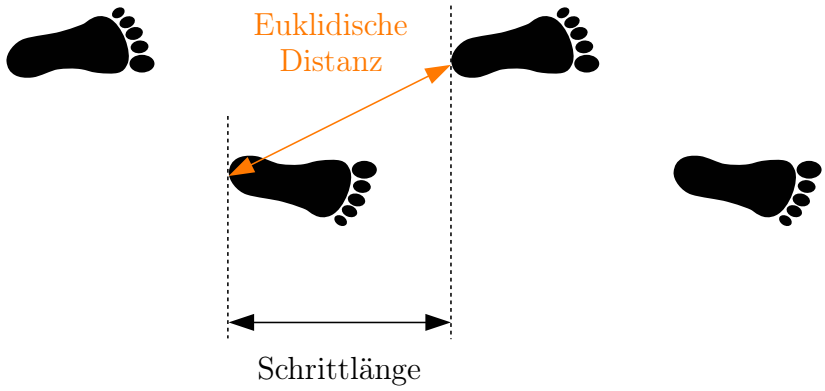

Abbildung 4.13: Schrittlänge vs. euklidische Distanz

Die Schrittlänge ist definiert durch den senkrechten Abstand der Füße in Bewegungsrichtung. Die euklidische Distanz hingegen beschreibt den direkten Abstand, der größer oder in Spezialfällen gleich der Schrittlänge ist.

die Schrittlänge als auch der direkte Abstand der Markierungspunkte untereinander gemessen. Tabelle 4.1 fasst alle Daten zusammen. In den ersten beiden Spalten sind die Referenzwerte der einzelnen Schritte enthalten. In der dritten Spalte stehen die vom Algorithmus berechneten Daten. Es sind deutliche Abweichungen von bis zu 9 cm gegenüber der Referenz erkennbar. Am Fuße der Tabelle werden der Mittelwert und die Standardabweichung der jeweiligen Messreihe angegeben. Es ist zu erkennen, dass sich die berechnete Variabilität der Schrittlänge und der euklidischen Distanz praktisch nicht unterscheiden. Obwohl die vom Algorithmus ermittelten Schrittlängen so stark von den Referenzdaten abweichen, stimmen die gemittelten Gangparameter gut überein. Dieses Phänomen kann durch die Abhängigkeit der Schrittlängen untereinander erklärt werden. Ist ein Schätzwert der Fußposition fehlerhaft, bewirkt er eine Verkürzung der Schrittlänge in die eine und eine Streckung der Schrittlänge in die entgegengesetzte Richtung. Im Mittel werden hingegen die korrekten Werte erreicht.

Abbildung 4.14 zeigt die Ergebnisse des Algorithmus anhand eines Testdurchlaufs mit fünf Richtungswechseln. Zur Unterscheidung der einzelnen Strecken wurden die Daten getrennt und entlang der x-Achse dargestellt. Bei diesen Daten ist es insgesamt zu drei Falschpositionen der Füße gekommen, d.h. der Algorithmus hat Füße an Stellen detektiert, an denen in Wirklichkeit kein Fuß war. Bei Berechnung der Schrittlängenvariabilität aus diesen Daten würde ein Variationskoeffizient von $VK = 35{,}44\,\%$ herauskommen. Eine Möglichkeit zur Verbesserung wäre, Schrittlängen beispielsweise unterhalb von 0,2 m bei der Kalkulation nicht zu berücksichtigen. In diesem Fall würde sich daraufhin der Variationskoeffizient auf $VK = 10{,}14\,\%$ verringern. Diese Vorgehensweise ist vertretbar bei der Ganganalyse gesunder Erwachsener. Dieser Test soll hingegen bei älteren Menschen Anwendung finden, die altersbedingt kürzere Schrittlängen haben. Vor allem in einer Dual-Task-Situation können sehr unterschiedliche und ebenso sehr kurze Schrittlängen auftreten. Da deren Erfassung wichtig für die Auswertung der Schrittlängenvariation ist, darf die Schwelle nicht zu hoch angesetzt werden. Andererseits treibt bereits eine einzige Fehldetektion den Variationskoeffizient in die Höhe. Auf das Beispiel bezogen ergibt sich eine Schrittlängenvariation von $VK = 19{,}337\,\%$, wenn die Schwelle bei einer Schrittlänge von 0,15 m gesetzt wird und damit die rechte Fehldetektion aus Strecke 4 in die

	Schrittlänge Referenz in cm	euklidische Distanz Referenz in cm	euklidische Distanz Implementierung in cm
1	70,4	70,8	74,9
2	71,0	71,82	72,2
3	72,0	72,4	67,0
4	69,0	69,2	67,45
5	64,6	65,2	73,86
6	75,8	76,2	71,86
7	72,2	72,6	75,32
8	75,4	76,2	67,04
9	70,9	71,2	75,28
$\bar{x}$	71,26	71,73	71,65
σ	3,35	3,38	3,6
VK in %	4,69	4,71	5,018

Tabelle 4.1: Vergleich Schrittlänge

Gegenüberstellung der auf Tapete gemessenen Schrittlängen bzw. euklidischen Distanzen und der zugehörigen Bestimmung der euklidischen Distanz mittels Laserscan. Obwohl die mit Hilfe des Algorithmus ermittelten Werte um bis zu 9 cm *deutlich von den Referenzdaten abweichen, weisen die daraus abgeleiteten Gangparameter hingegen eine recht gute Übereinstimmung auf.*

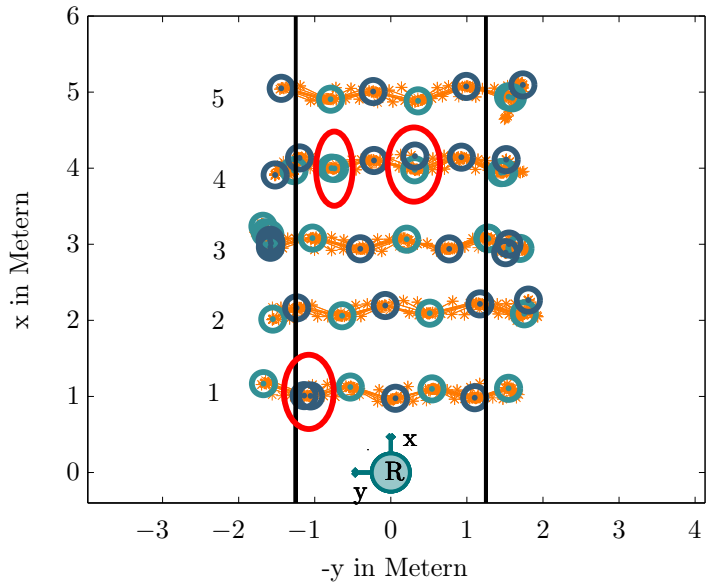

Abbildung 4.14: Testdurchlauf mit Fehldetektionen

Es sind die Messdaten eines Testdurchlaufs – zur Unterscheidung der einzelnen Strecken auf der x-Achse gestreckt – dargestellt. Bei diesen Daten kam es zu drei Fehldetektionen der Fußposition innerhalb des Messbereichs (mit roten Ellipsen markiert).

Berechnung eingeht. Eine ähnliche Auswirkung hat diese Fehldetektion auch auf die Ganggeschwindigkeit. Bei Ausschluss dieser Fehldetektion von der Berechnung steigt die Geschwindigkeit von $0{,}816\,\mathrm{m\,s^{-1}}$ auf $1{,}165\,\mathrm{m\,s^{-1}}$.

Die größte Ungenauigkeit entsteht bei der Projektion der Laserdaten in einer Höhe von 26 cm auf die Fußstandorte am Boden. Aufgrund dieser großen Unsicherheit ist die Verwendung der euklidischen Distanz anstelle der Schrittlänge unkritisch. Die Ergebnisse dieses Tests sind daher nur als grobe Orientierung geeignet und ersetzen in keinem Fall eine klinische Ganganalyse. Auch bei einem sehr exakten Test wäre es nicht möglich, einen Sturz vorherzusehen. Es kann lediglich eine Aussage über das Sturzrisiko getroffen werden. Es wäre dennoch ratsam, diesen Algorithmus in einer Langzeitstudie zu untersuchen, ob unabhängig vom ungenauen Absolutwert ein Trend der Gangparameter zu beobachten ist.

Darüber hinaus ist dieser Test nicht bei Testpersonen mit einem Rollator oder Gehstock einsetzbar, da die Fußpositionen von den Gehhilfen vom Laserscanner nicht getrennt werden können. Für einen anwendungsfreundlichen Test ist eine grafische Benutzeroberfläche zu entwickeln, in der auch eine Dual-Task-Aufgabe mit der Testperson durchgeführt wird. Beispiele für solche zusätzliche Aufgaben sind Rückwärtsrechnen oder die Nennung von Tierarten. Über das Mikrofon kann detektiert werden, ob die Testperson während des Gangs spricht. Eine inhaltliche Überprüfung des Gesprochenen ist nicht nötig. <

4.2 Timed-up-and-go-Test

4.2.1 Algorithmus

Zur Personenerkennung sind auf dem Roboter bereits verschiedene Detektionsmodule integriert, wie beispielsweise Gesichts-, Bewegungs- und Beindetektion. Zur Erkennung, ob eine Person steht oder sitzt, wird speziell das PartHOG-Verfahren (Histograms of Oriented Gradients) genutzt [Volkhardt et al., 2013,

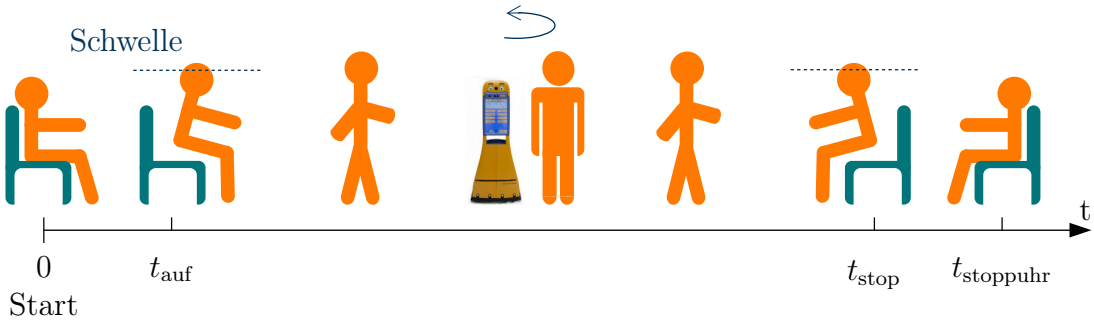

Abbildung 4.15: Zeitliche Abfolge des TUG-Tests
Zum Zeitpunkt $t = 0$ wird die Zeitmessung gestartet und die Testperson beginnt aufzustehen. Bei Erreichen des Schwellwerts der Kopfposition erfasst der Algorithmus die Zeit t_{auf}. Anschließend läuft die Testperson die vorgesehene Strecke, umrundet den Roboter und kehrt zum Stuhl zurück. Der Roboter stoppt die Messung beim Hinsetzen bei t_{stop}, sobald die Schwelle unterschritten ist. Zu dieser Zeit sitzt jedoch die Person noch nicht auf dem Stuhl. Daher ergibt sich eine zeitliche Differenz gegenüber der Messung mit einer konventionellen Stoppuhr durch einen menschlichen Beobachter.

Felzenszwalb et al., 2008]. Bei dieser Methode werden Begrenzungsboxen verschiedener Körperteile in Bildern gesucht. Abbildung 4.16 zeigt in der rechten Hälfte die gefundenen Boxen an zwei Beispielbildern. Anhand dieser Daten erfolgt eine Schätzung der Kopfposition, die als grüne Ellipsioden in den linken Darstellungen eingezeichnet sind. Anhand der Höhe des Kopfes wird mittels eines Schwellwertes entschieden, ob die erkannte Person sitzt oder steht. Dieses Entscheidungssignal wird zur Triggerung der Zeitmessung genutzt. Abbildung 4.15 stellt die zeitliche Abfolge des TUG-Tests grafisch dar.
Während des Testdurchlaufs erfasst der Roboter drei verschiedene Zeiten:

1. Startzeit des Tests t_{Start},
2. Zeit nach dem Aufstehen vom Stuhl t_{auf} und
3. Zeit nach Hinsetzen auf den Stuhl t_{Stop}.

Aus der Differenz dieser Zeiten lassen sich die Dauer für das Aufstehen und die benö-

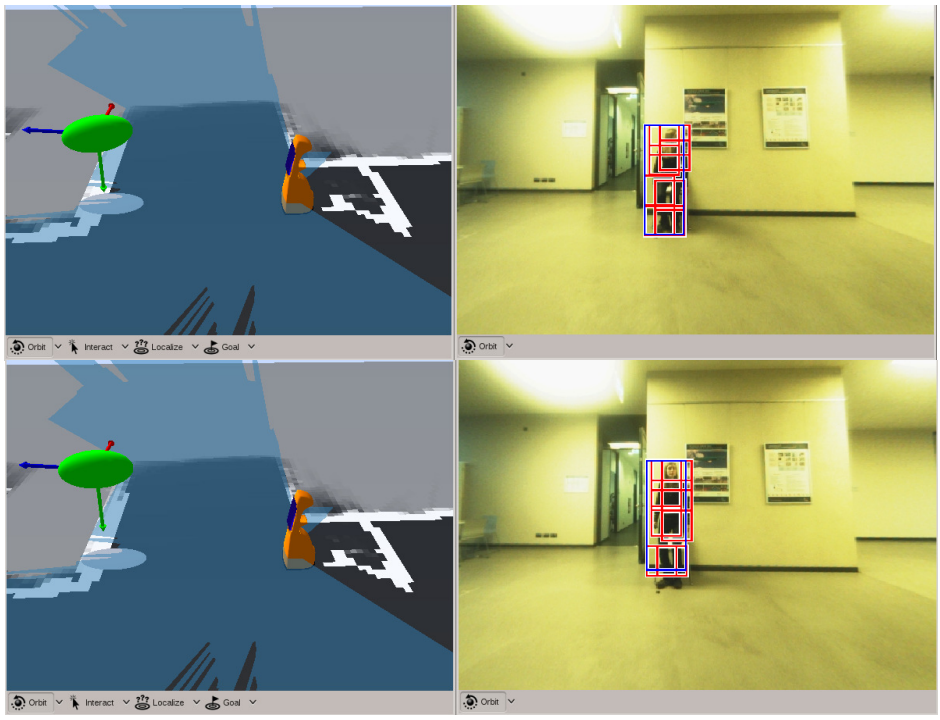

Abbildung 4.16: Detektion der Kopfposition nach dem PartHistograms of Oriented Gradients (HOG)-Algorithmus

Aus dem Kamerabild werden mittels des PartHOG-Algorithmus Begrenzungsboxen der Körperteile erstellt (rechte Bildseite). Aus den so gewonnenen Daten wird die Position des Kopfes geschätzt, die in der linken Bildhälfte als grüne Ellipsoiden eingezeichnet sind. Es ist deutlich zu erkennen, dass die Höhe der Kopfposition sich beim Sitzen (oberes Bild) von der im Stehen (unteres Bild) unterscheidet. Dadurch kann eine Schwelle zur Differenzierung festgelegt werden.

	$t_{\text{ges,Roboter}}$ in Sekunden	$t_{\text{ges,Stoppuhr}}$ in Sekunden	Δt in Sekunden	$t_{Aufstehen}$ in Sekunden
1	10,525	10,8	0,275	0,149
2	27,554	30,02	2,466	2,909
3	19,926	21,05	1,124	0,920
4	13,579	14,21	0,631	0,946
5	15,152	16,64	1,488	0,159
6	17,001	17,59	0,589	0,604
7	18,275	19,20	0,925	0,680
8	28,325	28,28	0,045	0,292
9	7,387	7,94	0,553	0,387
10	6,277	6,35	0,073	0,278
11	6,109	7,13	1,021	0,139
12	13,800	15,01	1,21	0,794
13	14,205	15,47	1,265	1,449

Tabelle 4.2: Messergebnisse des TUG-Tests
Aus den Daten ist ersichtlich, dass die Stoppuhr-Zeiten $t_{ges,Stoppuhr}$ überwiegend größer sind als die vom Roboter gemessen Zeiten $t_{ges,Roboter}$. Die sich daraus ergebenden Differenzen $\Delta t = t_{ges,Roboter} - t_{ges,Stoppuhr}$ liegen in Größenordnung der Aufstehzeit $t_{Aufstehen}$.

tigte Gesamtzeit für diesen Test ermitteln.

$$t_{\text{Aufstehen}} = t_{\text{auf}} - t_{\text{Start}} \tag{4.3}$$

$$t_{\text{ges}} = t_{\text{Stop}} - t_{\text{Start}} \tag{4.4}$$

Zum Vergleich der Genauigkeit des implementierten Tests und des konventionell durchgeführten Tests mit einer Stoppuhr wurden 13 Testdurchläufe aufgezeichnet. Tabelle 4.2 enthält alle Messergebnisse im Überblick. Bis auf Fall 8 sind die Stoppuhr-Zeiten größer als die vom Roboter gemessenen, da die Entscheidungsschwellen Stehen-Sitzen zwischen Roboter und menschlichem Beobachter prinzipiell verschieden sind. Aus den

Daten des PartHOG-Algorithmus kann lediglich eine Schätzung der Zustände Sitzen und Stehen erfolgen, nicht jedoch für den Wechselprozess zwischen beiden Zuständen. Der Mensch unterscheidet zudem noch den Prozess des Hinsetzens, wodurch er erst zu einem späteren Zeitpunkt die Messung beendet. Dieses Problem betrifft nur das Ende des TUG-Tests, da Testperson und Roboter durch ein Startsignal synchronisiert sind. Abbildung 4.15 verdeutlicht die unterschiedliche zeitliche Erfassung von Mensch und Roboter. Eine Korrektur kann durch die Addition der Aufstehzeit auf die vom Roboter gemessenen Gesamtzeit erreicht werden, da diese ungefähr der Zeit für das Hinsetzen entspricht:

$$t_{\text{ges,Roboter}} + t_{Aufstehen} \approx t_{\text{ges,Stoppuhr}}. \tag{4.5}$$

Diese Korrektur kann jedoch auch zu verzerrten Ergebnissen führen, wenn eine Person wesentlich länger zum Hinsetzen braucht als zum Aufstehen oder andersherum. Ebenso könnte der Fall auftreten, dass die Testperson das Aufstehen erst stark verzögert nach dem Startsignal beginnt. Dieser Fehler würde ins Endergebnis mit doppeltem Gewicht eingehen.

Insgesamt liefert diese Umsetzung des TUG-Tests eine gute Übereinstimmung mit den Referenzwerten. Zusätzlich bedarf der Test keiner absoluten Genauigkeit, da im Wesentlichen nur die Schwellwerte von 14 und 20 s für eine Einschätzung der Ergebnisse von Bedeutung sind. Ab einer benötigten Zeit von 14 s besteht ein erhöhtes Risiko zu stürzen. Bis zu einer Schwelle von 20 s wird die funktionelle Mobilität noch als gut eingeschätzt [Shumway-Cook et al., 2000].

Der hier beschriebene Algorithmus der Zeitmessung wurde in C++ auf dem Roboter implementiert. Für das im folgenden Abschnitt beschriebene Anwendungsszenario ist zusätzlich eine grafische Benutzerschnittstelle zu entwerfen, mit deren Hilfe der Roboter positioniert, die Messung gestartet und abschließend das Ergebnis präsentiert werden kann.

Initialisierung

```
1   bool S_1 ← Sitzdetektionsergebnis ;          // aktuelles Sitz-Flag
2   t_Start ← aktuelle Zeit ;                    // Startzeit TUG-Test
```

Algorithmus

```
Label 1:                                         //
3     bool S_0 = S_1;                            // vorheriges Sitz-Flag
4     bool S_1 ← Sitzdetektionsergebnis;         // aktuelles Sitz-Flag
5     Wenn S_0 = true und S_1 = false, dann;     // Aufstehen
6        t_auf ← aktuelle Zeit;
7     Wenn S_0 = false und S_1 = true, dann;     // Hinsetzen
8        t_Stop ← aktuelle Zeit;
9        goto Label 2
10    sonst;
11       goto Label 1
Label 2:                                         // Testende
```

Rückgabe

```
12    T = t_Stop − t_Start + t_auf               // Ergebniswert
```

Abbildung 4.17: Pseudocode TUG-Test

Die Zeiterfassung wird getriggert durch einen Sitz-Detektor für Absolvieren des TUG-Tests. Getriggert wird die

4.2.2 Anwendungsszenario

Abbildung 4.18 zeigt eine mögliche Umsetzung des hier vorgestellten TUG-Tests mittels mobilem Assistenzroboters in häuslicher Umgebung. Zuerst wird einmalig ein geeigneter Ort festgelegt, an dem eine Gehstrecke von 3 m über ebenen Boden und möglichst eine freie Wand existieren. Der Roboter wird so platziert, dass ein Abstand von 3 m (beginnend an der Stuhlkante) hinter ihm endet (siehe Abbildung 4.18). Diese Position wird im Roboter gespeichert und bei Auswahl des TUG-Tests eigenständig von ihm angefahren. Die Testperson sitzt auf dem Stuhl und muss während des Tests von diesem aufstehen, um den Roboter herumlaufen und sich abschließend an der Aus-

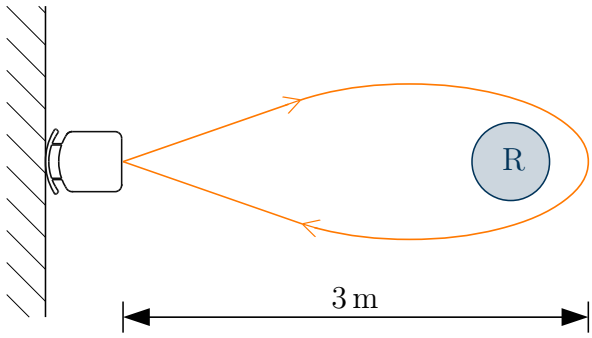

Abbildung 4.18: Schematischer Aufbau des TUG-Tests mittels eines mobilen Roboters

Der für diesen Test benötigte Stuhl sollte möglichst an einer Wand stehen, um ein Wegrutschen zu vermeiden. Die definierte Gehstrecke von 3 m *beginnt an der Sitzkante des Stuhls und endet hinter dem Roboter.*

gangsposition hinsetzen. Der TUG-Test wird durch eine von außen aufrufbare Funktion gestartet. In der Anwendung sollte vor Beginn der Zeitmessung ein deutliches, zeitlich vorhersagbares Startsignal vorweg geschaltet werden – beispielsweise realisiert durch einen Countdown. Nach Beendigung des Tests könnte der Roboter das Ergebnis auf seinem Bildschirm anzeigen und eventuell mit vorherigen vergleichen. Zusätzlich zum Zahlenwert wären aus psychologischer Sicht auch lobende oder bei einer Verschlechterung motivierende Worte sinnvoll. Darüber hinaus wäre es empfehlenswert, auffällige Werte bzw. Verlauf an einen Arzt zu übermitteln, damit dieser den Gang professionell prüft und entsprechende Gegenmaßnahmen frühzeitig einleiten kann. Der implementierte Test wurde auch mit einem Rollator erfolgreich getestet (Zeile 13 in Tabelle 4.2) und entspricht damit auch den Vorgaben des klinischen TUG-Tests, der Hilfsmittel zum Gehen zulässt.

Kapitel 5

Zusammenfassung und Ausblick

Dieses Kapitel fasst die wesentlichen Ergebnisse der Arbeit zusammen und gibt Vorschläge zur künftigen Verbesserung der Implementierung.

5.1 Zusammenfassung

Diese Arbeit diskutiert den Einsatz eines Assistenzroboters zur Beurteilung der körperlichen und geistigen Fitness auf Basis der Schrittlängenvariabilität und des TUG-Tests. Durch den Einsatz des Roboters sind keine technischen Installationen in der Wohnung der zu überwachenden Person nötig. Ein Roboter in häuslicher Umgebung erlaubt die regelmäßige Durchführung dieser Tests und ermöglicht dadurch eine Früherkennung von Veränderungen. Im Gegensatz dazu kommt im aktuellen Gesundheitssystem die klinische Ganganalyse erst nach einem Sturz in speziellen Zentren zur Anwendung – ohne Wiederholung von Kontrolluntersuchungen.
Die State of the Art-Analyse dieser Arbeit stellt klinische Ganganalyseverfahren vor und diskutiert deren Anwendung in häuslicher Umgebung. Zwei dieser Verfahren wurden in dieser Arbeit auf einem mobilen Assistenzroboter implementiert. Der TUG-Test konnte erfolgreich umgesetzt werden und liefert recht genaue und mit klinischen Werten vergleichbare Ergebnisse. Die Messung der Schrittlänge ist hingegen noch zu ungenau, da durch die exponierte Lage des Laserscanners die Fußpositionen geschätzt werden müssen. Ließe sich die Genauigkeit der Fußpositionen zunächst und damit der

Schrittlänge weiter verbessern, ist auch dieser Test sehr gut zur Mobilitätsüberwachung geeignet.
Mit beiden implementierten Tests ist eine Einschätzung des statistischen Sturzrisikos möglich, jedoch keine genaue Vorhersage eines Sturzes. Die Gangveränderung lässt zusätzlich Rückschlüsse auf eine mögliche Demenzerkrankung zu. Insgesamt darf der Roboter keine medizinische Diagnose stellen, aber bei Auffälligkeiten eine frühzeitige ärztliche Untersuchung einleiten.

5.2 Weiterführende Arbeiten

Die bisherige Implementierung umfasst die Kernfunktionen der Tests. Für eine interaktive Steuerung durch die Testperson ist künftig eine grafische Benutzeroberfläche zu entwickeln. Zudem müssen Funktionen zur Festlegung von Rahmenbedingungen (z.B. Standposition des Roboters) geschaffen werden. Langzeittests sind notwendig, um die Aussagekraft der Tests zu bestätigen. Die Genauigkeit der Fußpositionen bzw. der Schrittlängenbestimmung muss, z.B. durch die Kombination mit zusätzlichen Sensoren, weiter verbessert werden.

Abkürzungsverzeichnis

CDR . . . . . Clinical Dementia Rating

HOG . . . . . Histograms of Oriented Gradients

TUG . . . . . Timed-up-and-go

Abbildungsverzeichnis

2.1 Maximal-Step-Length-Test 4
2.2 Streckenlänge zur Messung der Ganggeschwindigkeit 5
2.3 Fußstellungen beim Romberg-Test 6
2.4 Ganganalyse mittels Marker-Tracking 9
2.5 Anordnung der Sensoren bei [Frenken et al., 2010] 12
2.6 Anordnung der Sensoren bei [Frenken et al., 2012] 14
2.7 Verarbeitung der Kinect-Daten 16

3.1 Abhängigkeit der Schrittlängenvariabilität vom Schweregrad der Demenz 20
3.2 Schematischer Aufbau des Roboters 23

4.1 Laser-Daten von Beinpaaren 26
4.2 Sprungdistanz zur Segmentierung 27
4.3 Merkmale zur Beindetektion 28
4.4 Mögliche Fehldetektionsszenarien für den Beindetektionsalgorithmus . . 30
4.5 Fehldetektion durch Hosenbeinbewegung 31
4.6 Testaufbau Schrittlängenvariabilität 32
4.7 Zuordnung eines Datenpunktes zu einem Bein 33
4.8 Gangphase aus Sicht des Lasers 34
4.9 Suche nach Punkthäufungen 35
4.10 Detektion der Fußpositionen 36
4.11 Pseudocode zum Test der Gangvariabilität 38
4.12 Hilfsmittel zur Referenzdaten-Erfassung 39
4.13 Schrittlänge vs. euklidische Distanz 39

4.14 Testdurchlauf mit Fehldetektionen 42
4.15 Zeitliche Abfolge des TUG-Tests 44
4.16 Detektion der Kopfposition nach dem PartHOG-Algorithmus 45
4.17 Pseudocode TUG-Test 48
4.18 Schematischer Aufbau des TUG-Tests mittels eines mobilen Roboters . 49

Literaturverzeichnis

[Allan et al., 2005] Allan, L.M., C. Ballard, D. Burn und R. Kenny (2005). *Prevalence and severity of gait disorders in Alzheimer's and non-Alzheimer's dementias*. Journal of American Geriatrics Society, 53:1681–1687.

[Arras et al., 2007] Arras, K.O., O. Mozos und W. Burgard (2007). *Using Boosted Features for the Detection of People in 2D Range Data*. In: *Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on*, S. 3402–3407.

[Bachmann et al., 2008] Bachmann, Christine, H. Gerber und A. Stacoff (2008). *Messsysteme, Messmethoden und Beispiele zur instrumentierten Ganganalyse*. Schweizerische Zeitschrift für Sportmedizin und Sporttraumatologie, 56:29–34.

[Bundesministerium für Familie] Familie, Senioren, Frauen und Jugend Bundesministerium für. *Wegweiser Demenz*. `http://www.wegweiser-demenz.de/informationen.html` [Zuletzt aufgerufen: 30.01.2014].

[Felzenszwalb et al., 2008] Felzenszwalb, P., D. McAllester und D. Ramanan (2008). *A discriminatively trained, multiscale, deformable part model*. In: *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, S. 1–8.

[Freiberger und Schöne, 2010] Freiberger, Ellen und D. Schöne (2010). *Sturzprophylaxe im Alter: Grundlagen und Module zur Planung von Kursen*. Deutscher Ärzte-Verlag.

[Frenken et al., 2012] Frenken, T., m. Lipprandt, M. Brell, M.Gövercin, S. Wegel, E. Steinhagen-Thiessen und A-Hein (2012). *Novel Approach to*

Unsupervised Mobility Assessment Tests: Field Trial For aTUG. In: *PersiveHealth*, S. 131–138.

[Frenken et al., 2010] Frenken, Thomas, M. Gövercin, S. Mersmann und A. Hein (2010). *Precise Assessment of Self-Selected Gait Velocity in Domestic Environments*. In: *PervasiveHealth*, S. 1–8.

[Gross et al., 2012] Gross, H., C. Schroeter, S. Mueller, M. Volkhardt, E. Einhorn, A. Bley, T. Langner, M. Merten, C. Huijnen, H. van den Heuvel und A. van Berlo (2012). *Further progress towards a home robot companion for people with mild cognitive impairment*. In: *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2012 IEEE International Conference on*, S. 637–644.

[Gschwind und Bridenbaugh, 2011] Gschwind, Yves J. und S. A. Bridenbaugh (2011). *Früherkennung von Demenz und Sturzrisiko: Die Rolle der Ganganalyse*. der informierte arzt.

[Hausdorff, 2005] Hausdorff, Jeffrey M (2005). *Gait variability: methods, modeling and meaning*. Journal of Neural Engineering and Rehabilitation, 2:19.

[Maki, 1997] Maki, BE (1997). *Gait changes in older adults: predictors of falls or indicators of fear.*. J Am Geriatr Soc, 45:313–320.

[Nakamura et al., 1996] Nakamura, T., K. Meguro und H. Sasaki (1996). *Relationship between Falls and Stride Length Variability in Senile Dementia of the Alzheimer Type*. Gerontology, 42:108–113.

[Shumway-Cook et al., 2000] Shumway-Cook, Anne, S. Brauer und M. Woollacott (2000). *Predicting the Probability for Falls in Community-Dwelling Older Adults Using the Timed Up & Go Test*. Physical Therapy, 80:896–903.

[Stone und Skubic, 2011] Stone, E. und M. Skubic (2011). *Evaluation of an Inexpensive Depth Camera for Passive In-Home Fall Risk Assessment*. In: *PervasiveHealth*, S. 71–77.

[Verghese et al., 2002] Verghese, Joe, R. B. Lipton, C. B. Hall, G. Kuslansky, M. J. Katz und H. Buschke (2002). *Abnormality of Gait as a Predictor of Non-Alzheimer's Dementia*. New England Journal of Medicine, 347:1761–1768.

[Volkhardt et al., 2013] Volkhardt, M., C. Weinrich und H.-M. Gross (2013). *People Tracking on a Mobile Companion Robot*. In: *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2013 IEEE International Conference on*, S. 4354–4359.

[Zender-Orthopädie] Zender-Orthopädie, GmbH. *Biomechanik-Check*. `http://www.zenderorthopaedie.de/main/category/gesundheit/biomechanik-check/` [Zuletzt aufgerufen: 19.02.2014].

Thesen

- Demenzerkrankungen und Sturzrisiko älterer Menschen kündigen sich häufig schon durch eine Veränderung des Gangs an.
- Studien belegen einen direkten Zusammenhang zwischen der körperlichen und geistigen Konstitution älterer Menschen.
- Eine klinische Ganganalyse erfolgt heutzutage erst nach einem Sturz in einer Klinik oder speziellen Zentren und ist häufig nicht von anschließenden Kontrolluntersuchungen begleitet.
- Für ein einfaches und fortwährendes Monitoring in häuslicher Umgebung eignet sich der mobile Assistenzroboter aus dem Projekt SERROGA.
- Mit Hilfe der im Roboter integrierten Kamera und Laserscanner können Gangparameter erfasst werden.
- Die Messung der Schrittlänge und deren Variabilität erlauben eine Einschätzung des persönlichen Sturzrisikos.
- Durch die exponierte Lage des Laserscanners können die Fußpositionen am Boden nicht direkt erfasst und müssen geschätzt werden. Dadurch ist die berechnete Schrittlängenvariabilität im Vergleich zu Referenzdaten noch zu ungenau.
- Mit einem allgemeinen Mobilitätstest, der sog. Timed-up-and-go (TUG)-Test, können erste Anzeichen einer Demenzerkrankung erkannt werden. Hierbei muss die Testperson sitzend von einem Stuhl startend eine definierte Gehstrecke von 3m zurücklegen und zur Ausgangsposition zurückkehren. Dieser Test kann durch

das gleichzeitige Lösen einer kognitive Aufgabe ergänzt werden (Dual-Task-Situation).

- Der TUG-Test konnte unter Verwendung des PartHOG-Verfahrens erfolgreich umgesetzt werden. Die Zeitmessung des Roboters zeigt eine gute Übereinstimmung im Vergleich mit einer konventionellen Messung mit Stoppuhr durch einen menschlichen Beobachter.

- Mit beiden implementierten Tests ist eine Einschätzung des statistischen Sturzrisikos möglich, aber keine genaue Vorhersage eines Sturzes. Der Roboter kann bei Auffälligkeiten eine ärztliche Diagnose einleiten, darf aber selbst keine medizinische Diagnose stellen.

Ilmenau, 03.03.2014 .....

Katharina Stiebritz