



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Ausarbeitung Anwendungen 2 SoSe 2010

Philipp Teske

Human Fall Detection – Related Work

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	3
1.1	Motivation.....	3
1.2	Rückblick AW1.....	3
1.3	Struktur und Schwerpunkt dieser Arbeit.....	4
2	Kommerzielle Projekte	4
2.1	QuietCare®.....	4
2.2	MotionSENS®.....	5
2.3	PHILIPS Lifeline.....	5
3	Forschungsprojekte	6
3.1	Air Pressure- and Acceleration-Based Fall Detector.....	6
3.2	Video Analytic for Fall Detection from Shape Features and Motion Gradients.....	8
3.3	Intelligent Video Surveillance for Monitoring Fall Detection of Elderly in Home Environments.....	9
4	Fazit	11
5	Abbildungsverzeichnis	12
6	Literaturverzeichnis	13

1 Einführung

1.1 Motivation

Schätzungen ergaben, dass in Deutschland jährlich über 100.000 ältere Menschen (>65 Jahren) stürzen. Oftmals kommt die Person mit einem Schrecken davon, nicht selten jedoch führt ein Sturz zu schweren Verletzungen. Diese bedeutet häufig lange Genesungszeiten und Krankenhausaufenthalte und somit einen eine starke finanzielle Belastung des Gesundheitssystems. Hinzukommend ist besonders bei älteren Personen festzustellen, dass sie sich aus Angst vor weiteren Stürzen vorsichtiger und weniger bewegen als vorher. Dies hat zur Folge, dass die Muskelkraft nachlässt, sie somit unsicherer in ihren Bewegungen werden und es zu weiteren Stürzen kommt.

Da Stürze in den meisten Fällen aus einer Verkettung mehrerer Faktoren bestehen, lassen sie sich nur schwer verhindern. Daher ist es umso wichtiger, für eine schnelle Genesung gestürzter Menschen zu sorgen und ihnen so weit wie möglich die Angst vor einem erneuten Sturz zu nehmen.

Ein Aspekt ihre Furcht zu lindert ist, für eine schnelle Hilfe nach einem Unfall zu sorgen. Dies gibt besonders alleinlebenden Personen die Sicherheit, im Notfall nicht alleine zu sein.

1.2 Rückblick AW1

In der Arbeit zur AW1 Veranstaltung wurden mehrere Technologien vorgestellt, an Hand derer es möglich ist, Stürze oder Bewegungen zu erkennen und analysieren. Hierbei wurde zwischen *aktiven* und *passiven* Systemen unterschieden.

Aktive Systeme bezeichnen Geräte, die direkt am Körper getragen werden müssen. Hierzu zählen u.a. Sensor zur Messung von Beschleunigungen, Luftdruck oder Drehwinkeln. Der Vorteil dieser Geräte ist, dass einzelne Personen überwacht werden können.

Passive Systeme – z.B. kapazitiv-, audio- oder videobasiert – hingegen werden in dem zu überwachenden Bereich installiert und sind in der Lage personenunabhängig zu arbeiten. Da diese nicht mit der Person verbunden sind, werden sie als weniger störend empfunden als solche, die immer bei sich geführt werden müssen. Jedoch weisen diese passiven Systeme aufgrund ihrer Arbeitsweise eine niedrigere Erfolgsquote auf. Zudem wird für die Verarbeitung der Daten eine erheblich höhere Rechenleistung benötigt.

1.3 Struktur und Schwerpunkt dieser Arbeit

Im weiteren Verlauf dieser Ausarbeitung werden mehrere Arbeiten und Projekte aus kommerziellen (Kapitel 2) und wissenschaftlichen (Kapitel 3) Bereichen vorgestellt. Im Fokus stehen Arbeiten, die von der verwendeten Technik und ihrer Arbeitsweise her typisch für die in Kapitel 1.2 aufgeführten Systeme sind. Das abschließende 4. Kapitel enthält eine Zusammenfassung der vorgestellten Arbeiten sowie ein Fazit.

2 Kommerzielle Projekte

Anbieter sogenannter Hausnotrufdienste bieten heutzutage ein breites Sortiment zur Überwachung älterer oder kranker Personen. Die verfügbaren Systeme reichen von einfachen Knöpfen oder Kordeln, an denen im Notfall gezogen werden kann, bis zu Wassermeldern und Geräten, welche automatisch den Herd beim Verlassen der Küche abschalten [1]. Die meisten dieser Systeme stellen im Notfall automatisch eine Sprachverbindung zu einem Service-Center des jeweiligen Anbieters her, über den Angehörige oder das Pflegepersonal informiert werden kann [2][3].

Kapitel 2.1 stellt ein passives System vor, welches auf der intelligenten Auswertung von Bewegungsdaten basiert und Unregelmäßigkeiten im Tagesablauf registriert. Im Anschluss werden in Kapitel 2.2 und 2.3 zwei Geräte vorgestellt, die am Körper getragen werden und Stürze von Personen registrieren.

2.1 QuietCare®

QuietCare®, Produkt der Firma *Living Independently*, stellt ein Frühwarnsystem dar und soll älteren Personen ein unabhängigeres und sicheres Leben in ihrer Wohnung ermöglichen. Hierfür werden an bestimmten, besonders gefährdeten Punkten in der Wohnung kleine, unscheinbare Bewegungsmelder installiert. Diese registrieren kontinuierlich die stattfindenden Bewegungen und übertragen die Daten per Funk an eine Basisstation. Von hier aus werden die gesammelten Daten in regelmäßig Abständen (üblicherweise alle 2 Stunden) über die Telefonleitung an die

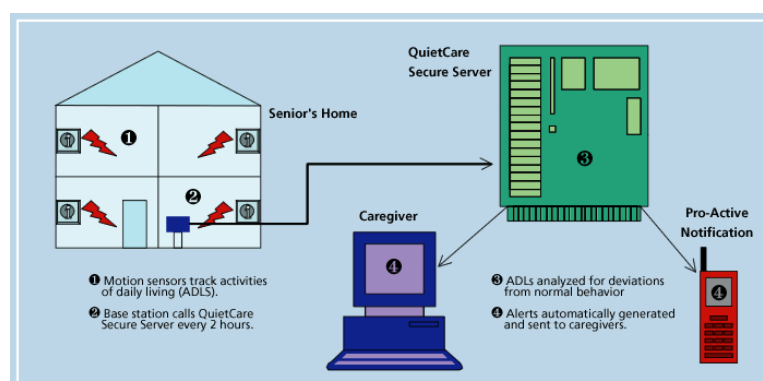


Abbildung 1: QuietCare Aufbau
(Quelle: [3])

Server von *QuietCare*[®] übertragen. Dort werden die aufgezeichneten Bewegungsdaten ausgewertet. Hierbei passt sich das System mit der Zeit automatisch den täglichen Bewegungsgewohnheiten der Person an, damit auch Veränderungen im Verhalten nicht zu Falschmeldungen führen. Sollte dennoch eine Abweichung vom normalen Tagesablauf und des Bewegungsrythmus der Person erkannt worden sein, werden Angehörige oder das Pflegepersonal über eine vorher eingespeicherte Telefonnummer informiert. Zudem wird die Art des Ereignisses zusammen mit einem Zeitstempel und dem Ort aufgezeichnet und auf einer Website zur Verfügung gestellt. Dies erlaubt eine Auswertung des Verhaltens der Person auch über mehrere Wochen hinweg.

2.2 MotionSENS[®]

MotionSENS[®] ist ein vom Fraunhofer IIS (Institut für Integrierte Schaltungen) entwickeltes System. Es wurde für die Verwendung in Wohnanlagen, Seniorenheimen oder alleinlebende Personen entwickelt. Das Gerät besteht aus einem Beschleunigungssensor und einer Einheit zur Auswertung. Durch seine geringe Dicke von nur ca. 4mm lässt es sich ähnlich wie ein Pflaster am Körper tragen oder kann in Kleidungsstücke eingenäht werden. Das System erlaubt es die Körperhaltung des Trägers zu erkennen und somit Rückschlüsse auf die Lage (stehend oder liegend) der Person zu ziehen. Zudem ist es mit Hilfe des Sensors möglich, Stürze zu erkennen und automatisch Alarm auszulösen. Für die Kommunikation mit einer stationären Basiseinheit steht eine Funkverbindung wahlweise über ZigBee oder Bluetooth zur Verfügung. Eine Batterieladung reicht je nach verwendetem Funkstandard zwischen max. 36 Std. (Bluetooth) und 72 Std. (ZigBee). Somit ist es eher für einen kurzzeitigen Einsatz geeignet.

Da die Einhaltung des Medizinproduktgesetzes und der europäischen Richtlinie 93/42/EWG bisher noch nicht nachgewiesen wurde, ist *MotionSENS*[®] noch nicht öffentlich erhältlich [4].

2.3 PHILIPS Lifeline

Bei der Lifeline Produkten von Philips handelt es sich um verschiedene Notfallknöpfen und deren Empfänger. Der Patient kann wählen, ob er den Knopf wie eine Kette oder wie eine Uhr am Handgelenk tragen möchte. Alle erhältlichen Versionen sind wasserdicht, um sie auch im Badezimmer, wo die meisten Unfälle geschehen, tragen zu können.

Im Falle eines Sturzes oder einer anderen Situation, in der Hilfe benötigt wird, kann durch einen Druck auf den Knopf von der Basiseinheit aus eine Sprachverbindung zum *Lifeline* Notcenter aufgebaut werden. Die Mitarbeiter dort können je nach Bedarf



Abbildung 2: Lifeline Button with AutoAlert
(Quelle: [2])

ein Familienmitglied, Pflegedienst oder andere Person informieren. Anfang 2010 wurde die Serie der *Lifeline* Buttons um einen Anhänger mit sogenannter *AutoAlert-Option* erweitert [5]. Dieser kann automatisch, d.h. wenn eine Person nach einem Sturz nicht mehr in der Lage ist, eigenständig den Knopf zu drücken, Alarm auslösen.

3 Forschungsprojekte

Eine zuverlässige Erkennung und Klassifizierung von Bewegungen und insbesondere von Stürzen war bereits Ziel mehrerer Forschungsprojekte [6]. Die heutzutage erhältlichen Systeme basieren fast ausschließlich auf einem am Körper getragenen Sensor, welcher auch Ausgangspunkt vieler Forschungsberichte ist. Ein einfaches System, welches sich für Messungen den Beschleunigungssensor in Mobiltelefonen zu Nutzen macht, wurde in [7] und [8] beschrieben. Ein weiteres Verfahren, welches in Kapitel 3.1 näher beschrieben wird, verwendet zur Steigerung der Zuverlässigkeit neben dem der Beschleunigungsanalyse noch einen Luftdrucksensor [9].

In Bereichen wo Wohnungen oder ganze Wohnkomplexe überwacht werden müssen, bietet es sich an, auf eine Erkennung mit Hilfe von Videoverarbeitungsalgorithmen zurückzugreifen. Die größte Schwierigkeit hierbei stellt das Erreichen einer zuverlässigen Erkennungsrate da. Ein einfaches System zur Sturzerkennung wird in [10] erläutert. Es basiert auf einer häufig verwendeten Analyse des Verhältnisses von Höhe und Breite sowie die Änderung des Mittelpunktes einer Person. Diese Methode kann, je nach Position der Person und Kamera oder durch eine Verdeckung von Objekten jedoch äußerst ungenaue Ergebnisse liefern. Letzteres lässt sich durch das Anbringen der Kamera an der Decke lösen [11].

Die in Kapitel 3.2 und 3.3 erläuterten Verfahren verwenden ebenfalls die oben verwendeten Methoden, erweitern diese jedoch um redundante Verfahren, um die Erkennungsrate zu erhöhen.

3.1 Air Pressure- and Acceleration-Based Fall Detector

Bei diesem Projekt handelt es sich um eine Zusammenarbeit der Universität Rostock und dem Fraunhofer Institut für Graphische Datenverarbeitung (IGD). Ziel dieses Projektes ist die zuverlässige Erkennung von Stürzen mit Hilfe eines 3-Achsen-Beschleunigungssensors, wie er auch in vielen kommerziellen Geräten verbaut ist, sowie einem hochauflösenden Drucksensor. Als Entwicklungssystem dient der vom IGD entwickelte *StairMaster* [12]. Hierbei handelt es sich um eine tragbare, batteriebetriebene Sensorplattform, die bereits beide Sensoren integriert hat. Zusätzlich ist sie mit einer SD/MMC-Karte ausgestattet und erlaubt über eine Bluetooth-Schnittstelle die Kommunikation mit anderen Geräten.

Der *StairMaster* misst kontinuierlich die Beschleunigung des Systems. Die 3 Beschleunigungswerte des Sensors werden zu einem Richtungsvektor (Betragswert) errechnet und in einem Array abgespeichert. Sobald 20 Betragswerte gespeichert wurden, wird der Mittelwert und die Varianz

ermittelt. Die darauffolgende Schwellwertentscheidung gibt Auskunft, ob ein Sturz in dem Intervall stattgefunden hat. Anschließend werden die letzten 10 Werte des Arrays an den ersten 10 Stellen kopiert und die freigewordenen Plätze mit neuen Daten gefüllt. So ist sichergestellt, dass ein Intervall immer aus 10 alten und 10 neuen Werten besteht.

Abbildung 3 zeigt einen simulierten Sturz nach vorne auf eine Gummimatte. Der Sturz beginnt durch ein starkes Absinken der Beschleunigungskräfte auf beinahe 0g und endet mit dem Aufprall, bei dem Kräfte von ca. 4,5g frei werden.

Durch die zusätzliche Auswertung des Drucksensors lassen sich Fehler in der Erkennung verringern. Ein möglicher Algorithmus für die Sturzerkennung mit Hilfe von Luftdruckdaten ist, einen dynamischen Mittelwert über die Daten

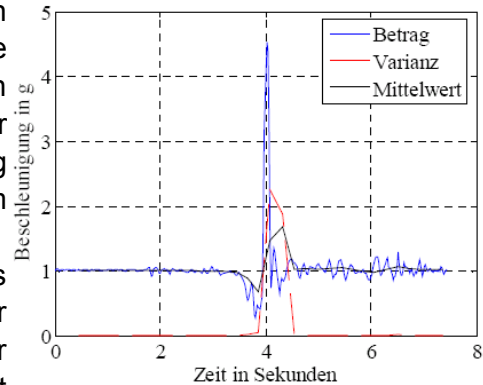


Abbildung 3: Beschleunigungsänderung während eines Sturzes
(Quelle: [9])

zu berechnen. Der Mittelwert bewirkt hierbei eine Glättung der Werte, filtert mögliches Rauschen heraus und sorgt somit dafür, dass nur relevante Druckänderungen Auswirkungen haben. Anschließend kann über eine Schwellwertentscheidung festgestellt werden, ob ein Sturz stattgefunden hat. Eine Alternative hierzu stellt das für den Beschleunigungssensor bereits beschriebene Verfahren dar. Aufgrund der deutlich geringeren Datenrate des Drucksensors sowie dem Umstand, dass nur ein Sensorwert analysiert werden braucht, ist jedoch eine Modifizierung des Algorithmus nötig.

Abbildung 4 zeigt die Änderung und den Mittelwert der Intervalle des Luftdrucks während eines simulierten Sturzes. Der Sturz beginnt etwa ab Sekunde 9, was deutlich an dem Anstieg des Luftdrucks von 1006.45hPa auf über 1006.60hPa zu erkennen ist. Anhand des Bildes lässt sich zudem erkennen, dass die Varianz des Mittelwertes vor dem Sturz im Vergleich zu der Varianz während des Sturzes relativ gering ausfällt. Somit lässt sich mit Hilfe einer Schwellwertentscheidung bei der Luftdruckvarianz ein möglicher Sturz ohne großen Rechenaufwand erkennen.

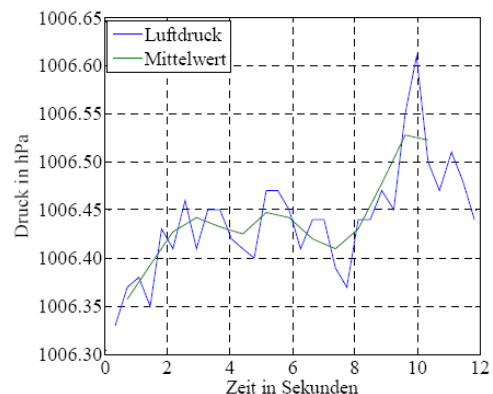


Abbildung 4: Luftdruckänderung während eines Sturzes
(Quelle: [9])

Eine weitere Variante der Luftdruckanalyse, ist der Einsatz eines Referenzsystems, welches in einem Raum in fest definierter Höhe angebracht ist. Anhand diesem lassen sich Fehlmeldungen, wie sie durch wetterabhängigen Luftdruckänderungen entstehen können, unterdrücken [9].

Praktische Versuche mit dem *StairMaster* und den oben beschriebenen Algorithmen haben gezeigt, dass sich diese Art von Sturzerkennung eignet, um Stürze bereits in ihrer Anfangsphase zu erkennen. Somit können

rechtzeitig Präventionsmaßnahmen eingeleitet werden, um Verletzungen so weit wie möglich zu minimieren, wie z.B. das Aufblasen eines Hüftairbags. Zudem lassen sich die Algorithmen sehr effizient implementieren, was die Verwendung von kleineren und leichteren Geräten erlaubt. Versuche mit dem Luftdrucksensor haben ergeben, dass eine Sturzerkennung ausschließlich auf Basis der Luftdruckanalyse zu Fehlerkennungen führt. Als Gründe hierfür zählen zum einen das bauartbedingte Rauschen des Sensors und zum anderen externe Luftdruckstörungen wie sie beim Öffnen von Türen oder durch Temperaturschwankungen entstehen.

3.2 Video Analytic for Fall Detection from Shape Features and Motion Gradients

Dieses Projekt befasst sich mit der Auswertung von Bewegungsgradienten und der Analyse von Profileigenschaften von Personen zur Erkennung von Stürzen. Das entwickelte Verfahren basiert auf der Erkenntnis, dass die Geschwindigkeit und Richtung eines Objektes sich während eines Sturzes signifikant von der normalen Bewegungsrichtung und -geschwindigkeit unterscheidet. Um Personen von anderen bewegten Objekten zu unterscheiden und die Fehlerrate zu minimieren, wird zusätzlich der Umriss des Objekts analysiert.



Abbildung 5: timed Motion History Image
(Quelle: [10])

Aussagen über Bewegungsgeschwindigkeit und -Richtung eines Objekts werden mit Hilfe eines *timed Motion History Image (tMHI)* getroffen. Hierfür wird jeder Frame von einem vorher erstellten Hintergrund-Modell abgezogen [13]. Die so erstellte Silhouette wird zusammen mit einem Timestamp und einem Gewichtungsfaktor dem tMHI hinzugefügt (Abbildung 5). Durch Anwenden des Sobel-Operators in X- und Y-Richtung sowie einfacher Winkelberechnungen lässt sich die Steigung, die Richtung und die Stärke eines Punkte bestimmen.

Um Fehlerkennungen, wie sie z.B. beim schnellen Laufen oder Hinsetzen entstehen können, zu minimieren, wird zusätzlich noch die Höhe und Breite des detektierten Objekts mit einbezogen. Hierfür wird das Binärbild des Objekts zunächst mit Hilfe von zwei Projektions-Histogrammen in die Bereiche H_{top} , H_{bottom} , H_{left} und H_{right} unterteilt. Diese Bereiche markieren die 4 Eckpunkte des Objekts (Abbildung 6). Durch einfache Subtraktion von H_{top} und H_{bottom} , bzw. H_{left} und H_{right} lässt sich die Breite H_{width} und Höhe H_{height} berechnen. Anhand dem Verhältnis dieser Werte

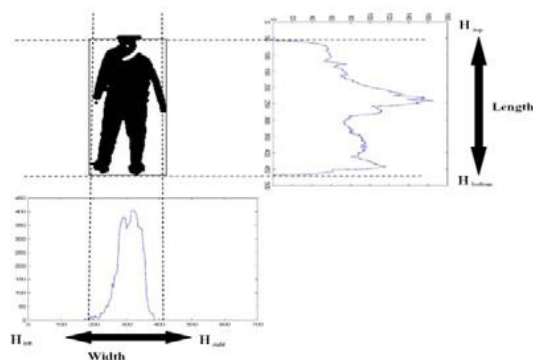


Abbildung 6: Projektions-Histogramme
(Quelle: [10])

zueinander lässt sich erkennen, ob es sich um eine Person handelt und ob diese sich in einer stehenden oder liegenden Körperhaltung befindet. Zusätzlich lässt sich unter der Annahme, dass w und h die Breite und Höhe in Frame n repräsentieren und w' und h' die Breite und Höhe im Frame $n+1$, die Geschwindigkeit einer Änderung β durch folgende Formel bestimmen:

$$\beta = \sqrt{(w - w')^2 + (h - h')^2}$$

Abbildung 8 und 7 verdeutlichen die Änderungen des Breiten/Höhen-Verhältnisses α und der Änderungsgeschwindigkeit β während eines Sturzes.

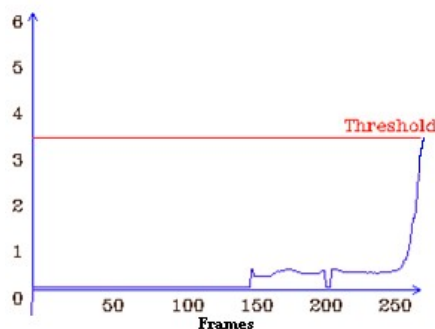


Abbildung 8: Höhen/Breiten-Verhältnis
(Quelle: [10])

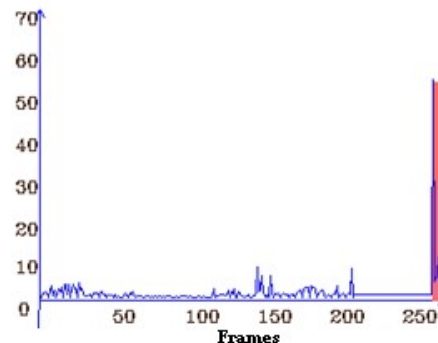


Abbildung 7: Änderung des
Höhen/Breiten-Verhältnisses
(Quelle: [10])

Für Experimente wurde eine Implementation in C++ unter Zuhilfenahme der OpenCV Bibliothek erstellt [14]. Als Kamera diente eine handelsübliche USB-Webcam, welche die Probanden aus 4-5 Meter Entfernung aufnahm. Als Bewertungsgrundlage wurden mehrere Arten von Stürzen und sturzähnlichen Bewegungen je 20 mal simuliert. Dabei hat sich gezeigt, dass das System Stürze auf den Rücken, welche aufgrund des hohen Verletzungsrisikos besonders gefährlich sind, zuverlässig erkannt hat. Dies liegt nicht zuletzt an der eindeutigen vertikalen Bewegungsrichtung und dem signifikanten Änderungen im Höhen/Breiten-Verhältnis. Anders hingegen verhält es sich bei Stürzen auf den Bauch. Da diese in ihrer Bewegung dem normalen Hinlegen sehr ähnlich sind, sind beide nur schwer auseinander zu halten. Dies hat sich auch in den Versuchen widerspiegelt, wobei mit 19 richtig erkannten Stürzen dennoch eine hohe Erfolgsquote erreicht wurde.

3.3 Intelligent Video Surveillance for Monitoring Fall Detection of Elderly in Home Environments

In diesem Projekt wird ein Verfahren vorgestellt, welches normale, alltägliche Bewegungen erkennen und von ungewohnten unterscheiden kann, um einen möglichen Sturz zu detektieren. Erreicht wird dies durch die Kombination von Projektions-Histogrammen, der temporalen Analyse der Kopfposition sowie der Untersuchung von Orientierung und Proportion der Person im Raum. Eine abschließende Klassifizierung der Bewegung findet mit Hilfe eines *Multilayer-Perceptron* (MLP)-Netzes statt.

Der Kopf einer Person ist einer der markantesten Erkennungspunkte für die graphische Sturzerkennung. Er hat den Vorteil, dass er meistens sichtbar und nur sehr selten von anderen Objekten verdeckt wird und zudem während eines Sturzes eine deutlich andere Bewegung ausführt als bei einer normalen Bewegung. Als Kopfposition wurde in diesem Projekt der höchste Punkt eines vorher erstellten Umrisses der Person gewählt. Dieser wird in jedem Frame neu bestimmt. Aus der Änderung der Position über mehrere Frames hinweg ergibt den ersten Inputvektor des MLP-Netzes (Abbildung 9).

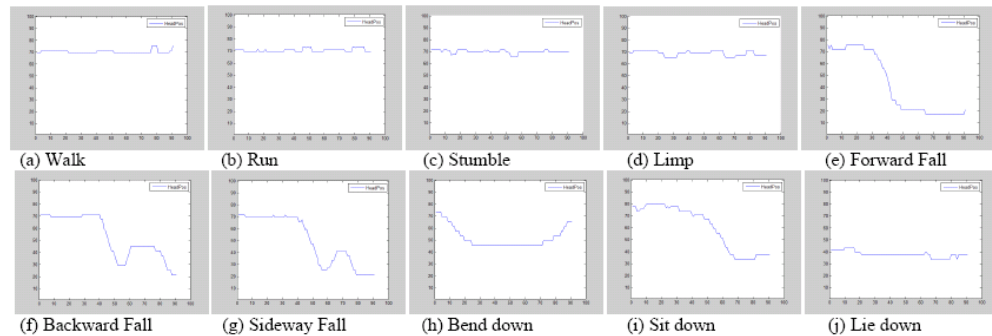


Abbildung 9: Vertikale Änderung der Kopfposition
(Quelle: [15])

Einen weiteren Eingabevektor stellen die Eigenschaften einer Ellipse dar, mit deren Hilfe die Orientierung im Raum sowie die Proportion der Person untersucht wird. Diese lässt sich über ihren Mittelpunktkoordinaten, die Längen der Major- und Minor-Achse sowie den Winkel zwischen der X-Achse des Bildes und der Major-Achse der Ellipse beschreiben. Zusammen mit den Merkmalen eines horizontalen und vertikalen Projektions-Histogrammes werden die gesammelten Daten an das neuronale Netz übergeben. Bei diesem handelt es sich um ein 4-lagiges MLP-Netz mit *Backpropagation Learning* Schema. Als Aktivierungsfunktion wurde

$$a_j = f\left(\sum w_{ji} a_i\right)$$

gewählt, wobei w_{ji} die Gewichtung eines Knotens j einer Schicht zum Knoten i der vorherigen Schicht repräsentiert und a_i den Ausgang des Knoten i . Zum Anlernen des Netzes und für praktische Versuche wurden drei verschiedene Arten von Bewegungen aufgenommen: Normale tägliche Aktivitäten, Stürze und abnormale Bewegungen. Letztere beinhalten Bewegungen wie taumeln oder hinken. Experimente mit insgesamt 1250 unterschiedlichen Bewegungen in 10 Kategorien ergaben eine Erkennungsrate von über 90% in den Bereichen *normale Bewegungen* und *Stürze*. Bei den *abnormalen Bewegungen* liegen die Ergebnisse mit minimal 88% nur minimal darunter. Im Durchschnitt ließ sich mit dem Verfahren eine Erfolgsquote von 91.12% erreichen. Daraus lässt sich erkennen, dass Verfahren zur Sturzerkennung nicht ausschließlich auf arithmetischen Verfahren basieren müssen, sondern auch mit selbst lernenden neuronalen Netzen realisiert werden können.

4 Fazit

In dieser Arbeit wurden Systeme und Projekte aus dem Bereich der Sturzerkennung und Bewegungsanalyse vorgestellt. Dabei wird deutlich, dass nahezu alle kommerziellen Produkte ein Gerät voraussetzen, welches am Körper getragen werden muss. Bei der Recherche konnte kein kommerzielles System - außer dem in Kapitel 2.1 beschriebenen - gefunden werden, welches der räumlichen Überwachung von Bewegungen und Stürzen dient. Hieraus lässt sich schließen, dass diese Art der Kontrolle noch recht neu und dementsprechend noch nicht in der Praxis erprobt ist. Dies spiegelt sich auch in den vorgestellten wissenschaftlichen Projekten wieder. Während das in Kapitel 3.1 vorgestellte System die aktuell verwendete Technologie verdeutlicht, zeigen die nachfolgenden Projekte, dass ein auf Videoanalyse basierendes System zwar bereits gute Ergebnisse liefert, jedoch eine erheblich höhere Rechenleistung benötigt. Des Weiteren hat sich gezeigt, dass bisher kaum Forschung mit akustischen und kapazitiven Systemen zur Sturzerkennung betrieben wurde.

5 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: QuietCare Aufbau	4
Abbildung 2: Lifeline Button with AutoAlert.....	5
Abbildung 3: Beschleunigungsänderung während eines Sturzes.....	7
Abbildung 4: Luftdruckänderung während eines Sturzes.....	7
Abbildung 5: timed Motion History Image.....	8
Abbildung 6: Projektions-Histogramme.....	8
Abbildung 7: Änderung des Höhen/Breiten-Verhältnisses.....	9
Abbildung 8: Höhen/Breiten-Verhältnis.....	9
Abbildung 9: Vertikale Änderung der Kopfposition.....	10

6 Literaturverzeichnis

- 1 *HomeForLifeSolution* - URL www.homeforlifesolutions.com
- 2 *Philips Lifeline* - URL www.lifelinesys.com
- 3 *QuietCare* - URL www.quietcaresystems.com
- 4 *MotionSENS* - URL www.iis.fraunhofer.de/bf/med/sensorik/sturz.jsp
- 5 *Philips News* - URL www.healthcare.philips.com/wpd.aspx?p=/Resources/News.wpd&id=2075&c=global
- 6 N Noury, A Fleury, P Rumeau, A Bourke, G Laighin, VRialle, J Lundy: *Fall detection - Principles and Methods*. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2007, 2007
- 7 Frank Sposaro, Gary Tyson: *iFall: An Android Application for Fall Monitoring and Response*, 2009
- 8 Tong Zhang, Jue Wang, Ping Liu and Jing Hou: *Fall Detection by Embedding an Accelerometer in Cellphone and Using KFD Algorithm*, 2006
- 9 Dipl.-Ing. Marian Lüder, Dipl.-Ing. Gerald Bieber, Prof. Dr.-Ing. habil. Ralf Salomon: *Air Pressure- and Acceleration-Based Fall Detector*
- 10 Chia-Wen Lin, Zhi-Hong Ling: *Automatic Fall Incident Detection in Compressed Video for Intelligent Homecare*
- 11 T. Lee, A. Mihailidis: *An intelligent emergencyresponse system: preliminary development and testing of automated fall detection*, 2005
- 12 Dipl.-Ing. Marian Lüder, Prof. Dr.-Ing. habil. Ralf Salomon, Dipl.-Ing. Gerald Bieber: *StairMaster: A New Online Fall Detection Device*
- 13 K. Kim, L. Davis: *Real-time foreground-background segmentation using codebook model*, 2005
- 14 *Open Computer Vision Library* - URL sourceforge.net/projects/opencvlibrary/
- 15 Homa Foroughi, Baharak Shakeri Aski, Hamidreza Pourreza: *Intelligent Video Surveillance for Monitoring Fall Detection of Elderly in Home Environments*, 2008

Zugriffsdatum der Webseiten: 15.08.2010