

TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN

Lehrstuhl für Mikrotechnik und Medizingerätetechnik

Medizinische Bewegungserkennung durch Beschleunigungsmessung

Khalil Niazmand

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Maschinenwesen der
Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)
genehmigten Dissertation.

Vorsitzende: Univ. -Prof. Dr.med. Dr.-Ing. habil. Erich Wintermantel

Prüfer der Dissertation:

1. Univ. -Prof. Dr. rer.nat. Tim C. Lüth
2. Univ. -Prof. Dr.-Ing Veit St. Senner

Die Dissertation wurde am 27.02.2012 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Maschinenwesen am 16.10. 2012 angenommen.

Danksagung

Diese Arbeit entstand während meiner Tätigkeit am Lehrstuhl für Mikrotechnik und Medizingerätetechnik von Prof. Dr. rer. nat. Tim C. Lüth an der Technischen Universität München.

Herrn Prof. Lüth (Ordinarius des Lehrstuhls für Mikrotechnik und Medizingerätetechnik an der Technischen Universität München) danke ich sehr herzlich für die fachliche Betreuung. Insbesondere danke ich für die ausgezeichnete Förderung und die zahlreichen Entwicklungsmöglichkeiten, die mir während der Promotion geboten wurden.

Bei Prof. Senner möchte ich mich für die Betreuung der Arbeit als Zweitgutachter bedanken.

Bei Prof. Wintermantel möchte ich mich bedanken für die Bereitschaft, den Prüfungsvorsitz zu übernehmen.

Ein ganz besonderer Dank geht an meine Mitdoktoranden sowie alle Mitarbeiter und Mitarbeiterinnen des Instituts für die außerordentlich gute Zusammenarbeit.

Alle Kollegen am Lehrstuhl MiMed danke ich für die Unterstützung, für fachliche und nicht fachliche Diskussionen sowie für ihre Anregungen. Insbesondere danke ich meinen Kollegen in der Gruppe AGETECH für ihre stetige Hilfsbereitschaft. Frau Dr. med. Karin Tonn danke ich für die Einbringung ihrer medizinischen Fachkenntnisse und die Hilfe bei der Durchführung von Experimenten mit Probanden. Außerdem danke ich den Studenten Anastasios Kalaras, Claudius Jehle, Maximilian Dohm, Benedikt Jäger, Johannes Knaus, Olga Maier, Michael Hauck, Stefan Ramesberger und Slim Louizi, für ihre engagierte Arbeit. Diese Arbeit wäre ohne ihre Hilfe nicht möglich gewesen, weshalb ich mich bei allen herzlich bedanken will.

Ich bedanke mich bei meiner Frau Sabrina Gerhart, meinem Schwiegervater Gerd Gerhart und meinem Freund und Kollegen Lorenzo D'Angelo für die Durchsicht und Kontrolle der Arbeit. Die Verantwortung für etwaige dennoch in der Arbeit vorhandene Fehler liegt dennoch allein bei mir.

In alle Form möchte ich mich bei meiner Familie und speziell meiner Frau für die Ausdauer, Ruhe und Geduld bedanken, womit sie mir stets zur Seite standen und mich immer wieder aufgemuntert haben.

Khalil Niazmand, Dezember 2012

Inhalt

1. Einleitung	1
2. Problemstellung	2
2.1 Problemstellung aus medizinischer Sicht.....	2
2.2 Problemstellung aus technischer Sicht.....	5
3. Stand der Technik	6
3.1 Signalaufnahme.....	6
3.2 Klassifikationsalgorithmen.....	8
3.3 Tremor-Messung bei PD -Patienten.....	9
3.4 Erkennung von FOG bei PD -Patienten.....	15
3.5 Erkennung von RLS bei PD -Patienten.....	17
3.6 Erkennung sportlicher Aktivitäten.....	23
3.7 Sturzerkennung.....	27
3.8 Darstellung der Informationen.....	32
3.9 Defizite im Stand der Technik.....	33
4. Medizinische Bewegungserkennung	35
4.1 Aufgabenstellung.....	35
4.2 Erwartete Vorteile der Lösung.....	36
4.3 Abgrenzung.....	36
5. Konzept	37
5.1 Statische Konzeptbeschreibung.....	37
5.2 Dynamische Konzeptbeschreibung.....	41
6. Prototypische Realisierung	91
6.1 Aufbau des Messsystems.....	91
6.2 Aufbau des Debugger-Moduls.....	98
6.3 Aufbau des Empfangssystems.....	99
6.4 Aufbau des Zusatzmoduls.....	100
6.5 Aufbau des TV-Moduls.....	101
6.6 Anwendungen der vorgestellten Systeme.....	102
7. Experimente und Diskussion	109
7.1 Nachweis der Waschbarkeit des Messsystems.....	109
7.2 Genauigkeit der Erkennung alltäglicher Aktivitäten.....	111
7.3 Genauigkeit der Messung bei nicht eng am Körper anliegenden Sensoren.....	116
7.4 Evaluierung des Messshirts zur Messung des Tremors beim PD-Patienten.....	120
7.5 Evaluierung der Messhose zur Messung des FOG bei PD-Patienten.....	123
7.6 Evaluierung der Messhose zur Messung des RLS beim PD-Patienten.....	125
7.7 Evaluierung des Messshirts zur Erkennung ausgewählter sportlichen Aktivitäten.....	129
7.8 Evaluierung des Messshirts zur Sturzerkennung bei gefährdeten Personen.....	132
8. Zusammenfassung und Ausblick	136
9. Literaturverzeichnis	139

1. Einleitung

„Auf eine menschenwürdige Art alt zu werden und jeweils die unserem Alter zukommende Haltung oder Weisheit zu haben, ist eine schwere Kunst; meistens sind wir mit der Seele dem Körper gegenüber entweder voraus oder zurück, und zu den Korrekturen dieser Differenzen gehören jene Erschütterungen des inneren Lebensgefühls, jenes Zittern und Bangen an den Wurzeln, die uns eh und je bei Lebensenschnitten und Krankheiten befallen.“
(Hermann Hesse 1878-1962, *Ausgewählte Briefe*)

Selten wurde das Altwerden und die Probleme, die damit entstehen, so gut auf den Punkt gebracht wie Hesse es beschrieben hat. Körperliche Aktivität ist dabei die beste Methode, um den Problemen entgegen zu wirken. Das Risiko für das Auftreten einer Herz-Kreislaufkrankung und Bewegungsstörungen sind bei körperlich aktiven Personen geringer als bei körperlich Nicht-Aktiven (Czabke *et al.*, 2009).

Die Mobilität ist eine komplexe Funktion, die von vielen physischen, kognitiven und soziokulturellen Faktoren und von der äußeren Umgebung abhängig ist. Die Anregung zur Bewegung wird zum einen als therapeutisches Konzept bei älteren Menschen und zum anderen zur Vorbeugung unterschiedlicher Krankheiten propagiert. Anhand der Analyse des Bewegungsablaufs lassen sich ebenfalls viele Krankheiten diagnostizieren.

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein neuartiges Konzept zur medizinischen Bewegungsanalyse im Alltag entwickelt und auf mehrere Problemstellungen angewandt. Die medizinische Bewegungsanalyse wird zunächst in drei Hauptbereiche unterteilt:

- Bewegungsstörungen
- Rehabilitation und der Sport
- Kritische Bewegungsmuster

Aus jedem Bereich wurden medizinische Problemstellungen gegriffen. Basierend auf dem neu entwickelten Messsystem wurden neue Algorithmen und Anwendungen zur automatisierten Unterstützung der entsprechenden Problemstellungen entwickelt. Das Messsystem wurde anschließend durch Experimente medizinisch evaluiert.

Die ausgewählten medizinischen Problemstellungen sind in der Abbildung 1-1 dargestellt.

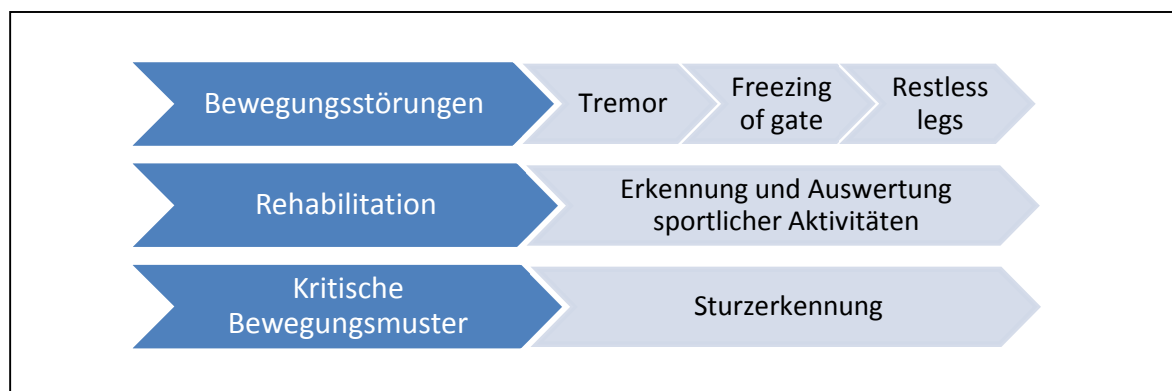


Abbildung 1-1: Für die automatisierte Erkennung dieser ausgewählten medizinischen Problemstellungen werden in dieser Arbeit Konzepte vorgeschlagen, aufgebaut und evaluiert.

2. Problemstellung

Der demographische Wandel mit der Überalterung der Bevölkerung bringt in Deutschland und in anderen industrialisierten Ländern eine hohe Herausforderung für die Gesellschaft mit sich. Ein wichtiger Bestandteil der „Pervasive Care“ ist es, gesundheitsrelevante Daten zu erheben und auszuwerten. Dazu gehören neben den üblichen Vitalparametern auch Daten, die Rückschlüsse auf die Bewegungsabläufe der überwachten Person erlauben. Das Erheben von Daten, die Rückschlüsse auf die Bewegungsgewohnheiten erlauben, kann bei einer Beobachtung über einen längeren Zeitraum zur frühzeitigen Erkennung von möglicherweise krankheitsbedingten Veränderungen führen. Somit ist es möglich, entsprechende Therapiemaßnahmen einzuleiten.

Im Folgenden wird die Problemstellung für die in der Einleitung erwähnten, ausgewählten medizinischen Anwendungen aus medizinischer und technischer Sicht beschrieben.

2.1 Problemstellung aus medizinischer Sicht

2.1.1 Tremor:

Im Jahre 1817 veröffentlichte der englische Arzt James Parkinson einen Artikel unter dem Titel „Untersuchung über die Schüttellähmung“ („Essay on the shaking palsy“). Er beschrieb anhand zusammengetragener Fälle ein Krankheitsbild das später nach ihm benannt wurde (Pahwa und Lyons, 1992). Die Parkinson Krankheit wird heute als ein Syndrom angesehen, dem verschiedene Erkrankungen zugrunde liegen können. Die Häufigkeit der Erkrankung steigt nach dem 65. Lebensjahr exponentiell an. 0,3% der Gesamtbevölkerung sind davon betroffen. Bei Parkinson sterben Nervenzellen in der Substantia nigra (einem bestimmten Bereich im Mittelhirn) ab, die Dopamin (ein Neurotransmitter) herstellen. Dopamin wird durch die Axone dieser Nervenzellen in das Putamen (einen bestimmten Bereich im Großhirn) transportiert. Durch den Dopaminmangel kommt es zu den Bewegungsstörungen und den Symptomen der Parkinson-Krankheit. Diese sind nach Schwarz und Storch(2007):

1. Rigor (Muskelsteifigkeit)
2. Tremor (Zittern)
3. Bradykinese (Bewegungsverlangsamung)
4. Hypokinese (Bewegungsarmut)

Der Tremor ist eine unwillkürliche rhythmische Oszillation eines oder mehrerer Körperabschnitte. Beim Parkinson tritt der Tremor vor allem an den oberen Extremitäten und dem Kiefer auf. Levodopa ist das Medikament der ersten Wahl bei der Behandlung der Parkinson-Krankheit (Schwarz und Storch, 2007). Es zeigt im Durchschnitt für fünf bis zehn Jahre eine gute Wirksamkeit. Mit zunehmender Dauer der Therapie kann es zum Levodopa-induzierten Spätsyndrom mit Wirkungsschwankungen (Motorfluktuation) und Dyskinesien (Störung im Bewegungsablauf) kommen (Schwarz und Storch, 2007). Die Parkinson-Krankheit verursacht unterschiedliche Bewegungsstörungen, die die Lebensqualität des Patienten enorm beeinträchtigen können. Hier ist eine optimale medikamentöse Therapie erforderlich. Die Auswahl der Medikation und die Dosierung hängen vom Schweregrad der Bewegungsstörung ab. Deshalb sind die Diagnose und Bewertung der Entwicklung der Parkinson-Krankheit und ihrer Symptome von größter Bedeutung. Bisher werden die Symptome der Parkinson-Krankheit von Neurologen erfasst und anhand von Untersuchungsbögen bewertet.

Der Neurologe stellt den Patienten und Angehörigen Fragen, untersucht die motorischen Fähigkeiten der Patienten und hält die Ergebnisse in Untersuchungsbögen fest. Diese Untersuchungsergebnisse beruhen auf den subjektiven Beobachtungen und Einschätzungen der Betroffenen, ihrer Angehörigen und der behandelnden Ärzte und Therapeuten. Ein Messsystem, das objektive Messwerte von Bewegungsstörungen liefert, fehlt bisher. Eine quantifizierbare, objektive Datenerfassung würde eine objektive Messung der Bewegungsstörung und des Effektes einer Therapie ermöglichen, was zu einer Verbesserung der Diagnostik und der Therapiekontrolle führen könnte. Insbesondere in der Spätphase der Erkrankung, bei Abnahme der Wirkungsdauer der Medikamente und beim Auftreten von belastenden Bewegungsstörungen und Wirkungsschwankungen sind Kenntnisse über den zeitlichen Verlauf der Symptome sehr wichtig, um die Therapie zu optimieren (Schwarz und Storch, 2007).

2.1.2 FOG¹:

FOG ist eine besondere Form der Gangstörung, die bei Patienten mit Parkinson-Krankheit auftreten kann, insbesondere in der Spätphase der Erkrankung. Kennzeichnend für FOG sind Unterbrechungen der Bewegungsinitiierung und des Bewegungsablaufs, die vor allem zu Beginn des Gehens, bei Drehungen, beim Auftreten von Hindernissen oder mentaler Ablenkung auftreten können. Der Patient hat das Gefühl, als seien die Füße am Boden festgeklebt. Tritt ein FOG ohne Streckengewinn auf, so kann es sich phänomenologisch um ein akinetisches FOG (hochgradige Bewegungsarmut bis Bewegungslosigkeit) handeln, oder man beobachtet ein Zittern der Beine, ein sog. „trembling in place“ auf der Stelle. Tritt bei der Ganginitiierung vor einem normalen Gangrhythmus oder bei Drehungen die Verzögerung zusammen mit kleinen Trippelschritten auf, so liegt „Festination“ vor (Ziegler *et al.*, 2007).

Im täglichen Leben sind diese Freezing-Episoden für die Patienten sehr belastend, da sie den flüssigen Gangrhythmus unterbrechen oder erst gar nicht zustande kommen lassen. Das führt zu einer Unsicherheit beim Gehen und zu einer erhöhten Sturzgefährdung bis zur völligen Unfähigkeit, sich allein fort zu bewegen. Externe Rhythmusgeber, sogenannte „Cues“ (Hinweisreiz), können im Moment des Freezings die Ganginitiierung und eine flüssige Fortführung unterstützen (Ziegler *et al.*, 2007).

Verschiedene Komponenten bestimmen den störungsfreien Gang: die Lokomotion (Vorwärtsbewegung), das Halten des Gleichgewichtes und das Mitwirken höherer Hirnfunktionen. Zur Lokomotion (Vorwärtsbewegung) gehört die Initiierung des Gehens und das Beibehalten eines rhythmischen Trittmusters. Das Gleichgewicht wird durch ein Zusammenwirken von Muskeln, Sehnen und Gelenken, den regulierenden Zentren des Nervensystems, der Augen und des Gleichgewichtsorgans im Innenohr aufrechterhalten. Ein unbeeinträchtigtes Gangbild erfordert u. a. räumliches Vorstellungsvermögen und Aufmerksamkeit, was durch höhere Hirnfunktionen geregelt wird. Auch Stimmungsschwankungen und Depressionen beeinflussen das Gangbild. Ein einfach zu handhabendes Messsystem zur objektiven Bewertung der Bewegungsstörungen fehlt bisher. Eine quantifizierbare, objektive Datenerfassung könnte zu einer Verbesserung der Diagnostik und der Therapiekontrolle beitragen.

2.1.3 RLS²:

Der gesunde Mensch befindet sich während des Schlafs nicht in einem motorischen Ruhezustand. Es treten für gewöhnlich Körperbewegungen auf (Kumar und Mital, 1996).

¹ Freezing Of Gate

² Restless Legs Syndrom

Beim Restless-Legs-Syndrom (RLS) aber treten diese Bewegungen während des Schlafs zu häufig auf. Dies ist ein Indiz für eine motorische Unruhe und muss pathologisch gewertet werden. Heutzutage ist das RLS eine der häufigsten neurologischen Erkrankungen, die mit einer Prävalenz von 2-9% in der älteren Bevölkerung vorzufinden ist (Paradiso *et al.*, 2008). Charakteristisch für diese Erkrankung sind unangenehme Missempfindungen der Beine, seltener der Arme (Bischoff *et al.*, 2005). Diese sind normalerweise mit Bewegungsdrang gekoppelt und treten in Ruhe und vor allem in den Abendstunden auf. Durch Bewegung können die Beschwerden für kurze Zeit gemindert werden. Als Begleitsyndrom treten bei 94% der RLS-Patienten Schlafstörungen auf (Paradiso *et al.*, 2008). Diese sind in Form von Einschlafstörungen und häufigem nächtlichem Erwachen, was wiederum Tagesmüdigkeit und Unruhe am Tag zur Folge hat. Bei 80% bis 90% der RLS-Patienten lassen sich periodische Beinbewegungen im Schlafen und im Wachen während der Bettruhe nachweisen (Bischoff *et al.*, 2005). Es handelt sich dabei um sehr regelmäßige ein- oder beidseitige Bewegungen im Sprunggelenk, die bei stärkerer Ausprägung auch in Form von einer Beugung im Knie- und Hüftgelenk auftreten können. Mit dem Alter nimmt die Häufigkeit dieser Bewegungen oft zu (Guilleminault, 1993). Die Diagnose des RLS erfolgt primär durch die Anamnese und subjektive Krankengeschichte des Patienten (Penzel *et al.*, 2005). Bei einigen Patienten reicht die subjektive Schilderung zur Diagnosestellung nicht aus und eine objektive Messung der periodischen Beinbewegungen durch eine schlafpolygraphische Untersuchung im Schlaflabor ist erforderlich. Die Schwere der Symptome kann durch eine Schweregradskala quantifiziert werden (Penzel *et al.*, 2005).

2.1.4 Rehabilitation

In der heutigen Zeit stellt die Überalterung der westlichen Gesellschaften ein immer größer werdendes Problem dar. In Deutschland sank die Geburtenziffer zwischen 1946 und 2006 um ca. 27% auf 1,3 Geburten pro Einwohner (Pöttsch und Conradi-Freundschuh, 2007). Dies und der medizinische Fortschritt lassen den Anteil älterer Menschen in der Gesellschaft unverhältnismäßig ansteigen. Zusätzlich dazu steigen die Pflegekosten pro Kopf mit fortschreitendem Alter (Kruse *et al.*, 2003). Damit bilden alte Menschen einen immer wichtiger werdenden Wirtschaftsfaktor. Der Markt für altersgerechte Artikel, medizinische Heimversorgung und intelligente Überwachungsgeräte wächst beständig. Gleichzeitig belasten jedoch immer längere und häufigere Krankenhausaufenthalte durch diese wachsende Klientel die öffentlichen Gesundheitskassen (Kruse *et al.*, 2003). Das Risiko für das Auftreten einer Herz-Kreislauferkrankung (Angina pectoris, Herzinfarkt, Schlaganfall, Durchblutungsstörungen der Beine) ist bei körperlich Aktiven nur halb so hoch wie bei körperlich Nicht-Aktiven (Czabke *et al.*, 2009). Die Mobilität ist eine komplexe Funktion, die von vielen physischen, kognitiven und soziokulturellen Faktoren und von der äußeren Umgebung abhängig ist (Körther *et al.*, 2005). Durch eindeutige Berechnung der Aktivität der Person kann eine unerwartete krankheitsbedingte Änderung detektiert werden, um den Arzt vorzeitig zu kontaktieren. Die mangelnde Bewegung wird in der Pflege durch Aufforderung zu sportlichen Aktivitäten kompensiert. Die Durchführung der Übungen wird dabei von Personal überwacht. Eine individuelle Durchführung der Übungen zu Hause kann von der Pflege nicht überwacht werden und wird nach kurzer Zeit von Patienten vernachlässigt.

2.1.5 Sturzerkennung

Verletzungen durch Stürze und deren Folgebeeinträchtigungen machen beim älteren Menschen bis zu zwei Drittel aller ernsthaften Verletzungen aus (Finkelstein *et al.*, 2006).

30% aller Menschen älter als 65 stürzen statistisch gesehen einmal pro Jahr (Nevitt *et al.*, 1989), und der Anteil steigt signifikant mit dem Alter (Vellas *et al.*, 1998). Dabei verursachen Stürze nicht nur körperliche Verletzungen, sondern sind auch Verursacher tiefgreifender psychologischer Schäden. Wie Vellas *et al.* (1998) zeigen, stürzen Menschen, die schon einmal gestürzt sind, in Folge häufiger. Dieses wird unter anderem auf psychologische Effekte wie:

- Angst abermals zu stürzen,
- Furcht vor weiteren Einschränkungen und erhöhter Abhängigkeit und
- Angst vor sozialer Stigmatisierung

zurückgeführt. Darüber hinaus bleiben mindestens 3% aller Stürze für mehr als 20 Minuten unbemerkt (King und Tinetti, 1995). Zwar existieren Systeme auf dem Markt, die von sturzgefährdeten Personen am Körper getragen werden und die bei Drücken eines Knopfes das Aufsichtspersonal verständigen können. Auch wenn diese Geräte eine weite Verbreitung in Pflegebetrieben haben, lösen sie nicht das Problem der automatischen Erkennung. Ein Betroffener könnte nach einem Sturz nicht mehr in der Lage sein, den Notfallknopf selbstständig auszulösen. Bis heute gibt es nur wenige kommerzielle automatische Sturzerkennungsgeräte auf dem Markt. Die obige Entwicklung zeigt jedoch, dass die Forschung im Bereich zuverlässiger Sturzerkennungssysteme nicht nur einen großen Absatzmarkt bedient, sondern dass damit auch vielen Menschen der heutigen Gesellschaft geholfen werden könnte.

2.2 Problemstellung aus technischer Sicht

Sensoren zur Bewegungserfassung werden immer kleiner, günstiger und genauer. Die Auswertung dieser Sensoren wird immer einfacher. Diese sind zum einen Inertial-Sensoren und zum anderen Positionssensoren.

Inertial-Sensoren messen rotatorische und translatorische Beschleunigungen. Beschleunigungssensoren, Gyroskope, Magnetsensoren und Neigungssensoren (Tilt Sensor) gehören alle zu den Inertial-Sensoren. Positionssensoren messen eine räumliche Position. Optische Sensoren mit Stereokamera und Tracker, Infrarotsensoren und Ultraschallsensoren dienen alle zur Positionsbestimmung.

Durch Einsatz solcher Sensoren und der anschließenden Auswertung der daraus gewonnenen Daten können Bewegungen des Benutzers erfasst und dokumentiert werden. Die Einbindung der Sensoren im alltäglichen Leben ist dabei die größte Herausforderung. Die Positionssensoren zum Beispiel können nur in Gebäuden integriert werden. Verlässt der Anwender den „überwachten“ Raum, kann die Position nicht mehr gemessen werden.

Inertial-Sensoren werden für medizinische Anwendungen normalerweise in einer Auswerteeinheit integriert und an bestimmten Stellen mit Klettverschlüssen befestigt. Sie müssen während der Messung immer „getragen“ werden.

Die alltagstaugliche Anwendung solcher Systeme setzt voraus, dass Sie in alltäglichen Gegenständen wie Uhr, Kette und Kleidung integriert werden. Somit müssen diese waschbar oder zumindest wasserdicht sein. Wasser ist aber für unbehandelte elektrische Bauteile und Leiterbahnen schädlich. Zum einen bilden Mineralien im Wasser Ladungsträger, die Elektronen weiterleiten und Kurzschlüsse verursachen. Zum anderen führt das Wasser zum Oxidieren der Metalle und Ablagerung freigewordenen Schmutzes auf den Leiterbahnen. Aus diesem Grund muss die Elektronik vom Wasser geschützt werden.

3. Stand der Technik

In dieser Arbeit wird der Stand der Technik zuerst allgemein für die Signalaufnahme und für Klassifikationsalgorithmen erläutert. Anschließend wird der Stand der Technik in der in der Einleitung erwähnten, ausgewählten medizinischen Anwendungen beschrieben.

3.1 Signalaufnahme

Damit ein System für die Aktivitätsanalyse angewendet wird, muss es spezifische Sensoren beinhalten. Mit ihnen ist es möglich, charakteristische Datensätze über die Aktivitäten der Nutzer oder auch über das externe Umfeld zu erfassen. Für den Einsatz eines solchen Systems im Bereich der medizinischen Aktivitätserkennung sollten folgende Themen besonders beachtet werden:

- Robuste und langlebige Konstruktion
- Optimale Positionierung der Sensoren
- Hohe Bewegungsfreiheit für die Nutzer
- Optimale Anzahl an Sensoren
- Hinreichende Abtastrate
- Zweckmäßige Datenspeicherung
- Geeignete Energieversorgung
- Modularer Aufbau

Ausschlaggebend für die Wahl des Sensortyps sind vor allem die jeweiligen Messgrößen der spezifischen Verfahren, Abmessungs- und Gewichtsgrenzen der einzelnen Sensorelemente sowie Toleranzunterschiede zwischen den unterschiedlichen Messprinzipien. Am häufigsten werden dabei auf dem Gebiet der Aktivitätserkennung Beschleunigungssensoren verwendet. Sie reagieren schnell auf Aktivitätsänderungen und liefern aussagekräftige Daten über die Bewegungsabläufe der Anwender (Ermes *et al.*, 2008). Es werden normalerweise 2D oder 3D Beschleunigungssensoren verwendet. Zwei 2D-Sensoren im 90 Grad Winkel zueinander angeordnet, erweitern die Messdimension in die dritte Raumrichtung (Kern *et al.*, 2003). Die meisten momentan auf dem Markt erhältlichen Sensoren können Beschleunigungen bis $\pm 10g_m$ (g_m ist die Erdbeschleunigung, $1g_m = 9,802 \text{ [m/s}^2\text{]}$ am Äquator) messen. Bei menschlichen Bewegungen können allerdings Kräfte bis zu $12g_m$ auftreten. Dies sind aber kurze Peaks mit sehr hohen Beschleunigungen, die keinen signifikanten Einfluss auf den Aktivitätsverlauf haben (Bao und Intille, 2008; Ermes *et al.*, 2008). Mit Beschleunigungssensoren kann nicht nur Beschleunigung gemessen werden, indirekt können ebenfalls Geschwindigkeit, Weg / Distanz, Energie, Herzfrequenz (Yoshimura *et al.*, 2004), Atemfrequenz (Reinvuo *et al.*, 2006) und Hauttemperatur (Sung *et al.*, 2004) gemessen werden. In einer Patentschrift beschreiben Peters *et al.* (2006) wie mit mehreren Beschleunigungssensoren die räumliche Orientierung exakt berechnet werden kann. Alternativ dazu kann ebenfalls ein Gyroskop verwendet werden. Ein schnell rotierender Kreisel wird hierbei in einem beweglichen Lager gedreht. Als Folge der Drehimpulserhaltung behält der Kreisel seine Lage im Raum bei.

Die Integration der Winkelgeschwindigkeit über die Zeit liefert zusätzlich Informationen über relative Winkeländerungen des Sensors im Zeitverlauf (Lee und Mase, 2002). Ein alternatives Sensorkonzept zu Beschleunigungssensoren stellen Magnetometer dar. Pärkkä *et al.* (2006) stellen dieses Prinzip kurz vor und bewerten sie es anschließend.

Die Aktivitätsmerkmale können auch von ergänzenden Informationsquellen abgeleitet werden. Ein GPS-Logger kann z.B. zur Aufzeichnung der Positions- und Geschwindigkeitsverläufe des Anwenders genutzt werden (Ermes *et al.*, 2008; Pärkkä *et al.*, 2006). Ein weiteres Sensorelement zur Aktivitätserkennung stellen Mikrofone dar. Mit ihnen können akustische Signale aufgezeichnet und mit einem passenden Analyseprogramm ausgewertet werden (Mauerer *et al.*, 2006). In (Czabke *et al.*, 2010) wird das Funksignal für die räumliche Positionsbestimmung und somit für die Aktivitätsüberwachung verwendet. Am Lehrstuhl MiMed der Technischen Universität München wird an einer neuen Methode zur Aktivitätsüberwachung mittels Videoaufnahmen geforscht. Die Videokamera wird dabei von einem navigierten Modelbau-Hubschrauber getragen.

Im Bereich der Bewegungsanalyse wurde auch ein weiteres Sensorkonzept vorgestellt. Es nutzt die nahezu lineare Widerstandsabhängigkeit elektrisch leitender Fasern von ihrer mechanischen Dehnung. Diese innovativen Leitungsstränge werden in handelsübliche Textilien integriert und geben durch Auswertung der Einzelwiderstände einzelner Messstreifen Auskunft über die Körperhaltung und die Bewegungsverläufe ihrer Nutzer. Allerdings muss das System aufgrund der individuellen Anatomie jedes Benutzers kalibriert werden (Farringdon *et al.*, 1999).

Die Frage, wie viele Sensoren am Körper angebracht und an welchen Positionen diese befestigt werden sollten, muss vom Entwickler des Sensor-Systems je nach Anwendungsgebiet individuell beantwortet werden. In Forschungsarbeiten setzt man meist je nach Einsatzzweck 2 – 6 Sensoren pro Mess-Aufbau ein (Bao und Intille, 2008). In (Van Laerhoven *et al.*, 2002) wurden 30 Beschleunigungssensoren über den ganzen Körper verteilt. Es hat sich herausgestellt, dass nicht nur die Anzahl der Sensoren, sondern auch deren Abhängigkeit untereinander von großer Bedeutung ist. Die einzelnen Sensoreinheiten werden oftmals mit flexiblem Klettband an den gewünschten Körperpositionen befestigt (Kern *et al.*, 2003) oder sind in speziellen eng anliegenden Westen integriert. Die Verwendung leitender Textilien wird ebenfalls in vielen Gruppen erforscht (Harms *et al.*, 2008a; Noury *et al.*, 2004). Die Auswerteelektronik und gegebenenfalls weitere Sensorboxen werden in der Regel in Taschen oder Rucksäcken getragen.

Die Zukunft intelligenter Assistenzsysteme liegt in einer besseren Einbettung in das tägliche Leben und einer einfacheren Benutzbarkeit, so dass diese auch für die Früherkennung von Krankheiten und für die Reduktion von Risikofaktoren eingesetzt werden können. Im Jahre 1990 haben sehr viele führende Gruppen im Bereich „tragbarer integrierter Sensorik“ die zunehmende Integration drahtloser Kommunikation sowie von Messsensorik in alltäglichen Kleidungsstücken prophezeit (Iaso-Ketola, 2005). Laut Sungmee und Jayaraman (2003) können die Anwendungen von „tragbarer Sensorik“ in sechs Bereiche unterteilt werden: Militär, Zivil (Homecare und Sport), Luft und Raumfahrt, öffentliche Sicherheit (Feuerbekämpfung), gefährliche Anwendungen (Minenbekämpfung) und universal (tragbare mobile Anwendungen). Nach Lukowicz *et al.* (2002) können Beschleunigungssensoren in Kleidungsstücken verwendet werden, um eine Lokalisation sowie eine Aktivitätsmessung durchzuführen. In (Harms *et al.*, 2008a) werden Beschleunigungssensoren in einem Kleidungsstück zwecks Rehabilitation eingesetzt. Dabei können die Bewegungen des Oberkörpers registriert und einer bestimmten Bewegung zugeordnet werden.

Die Herausforderung bei einer im Kleidungsstück integrierten Sensorik liegt darin, dass zum einen die Elektronik den Benutzer nicht beeinträchtigt und zum anderen die nötige Stabilität gewährleistet wird, so dass die alltäglichen Bewegungen der Elektronik keinen Schaden zufügen. Das führt dazu, dass die integrierten Sensoren nicht eng am Körper anliegen dürfen. In (Harms *et al.*, 2008b) wird der Einfluss von nicht eng am Körper anliegenden Beschleunigungssensoren auf die Genauigkeit der Messung bei der Bewegungserkennung beschrieben.

Die Messdaten werden dabei entweder auf der Speicher-Karte (Ermes *et al.*, 2008; Bao und Intille, 2004; Pärkkä *et al.*, 2006) oder direkt in einem Kompakt-PC z.B. PDA³ (Lee und Mase, 2002) gespeichert. Dabei werden die Daten kabelgebunden oder oft auch kabellos, z.B. per Bluetooth, direkt an eine Empfänger-Station geschickt und können dann dort ausgewertet werden (Kern *et al.*, 2003; Ravi *et al.*, 2005).

3.2 Klassifikationsalgorithmen

Die Bewegungserkennung kann im Allgemeinen als Klassifikationsproblem aufgefasst werden. Die vorverarbeiteten Sensormesswerte liefern dabei Testdatensätze. Aktivitäten oder Ereignisse stellen die zu unterscheidenden Klassen dar. In zahlreichen wissenschaftlichen Veröffentlichungen wurden bereits einige dieser Ansätze auf die Eignung zur Aktivitätsanalyse näher untersucht. Im Folgenden werden nun ausgewählte Klassifikationsmethoden kurz vorgestellt. Nähere Informationen können den entsprechenden Quellen entnommen werden.

3.2.1 Individuelle Entscheidungsbäume:

Ein Entscheidungsbaum wird definiert durch strukturierte und übersichtlich aufgebaute formale Entscheidungsregeln. Er besteht immer aus einem Wurzelknoten, beliebig vielen inneren Knoten und mindestens zwei Blättern. Jeder Knoten stellt dabei eine logische Regel dar, jedes Blatt ein Ergebnis des Entscheidungsprozesses. Um aus Eingangsdaten ein Resultat ableiten zu können, beginnt man am Wurzelknoten mit der Abfrage relevanter Attribute und geht dann entlang des Baumes weiter, bis man an einem Blatt angekommen ist. Jede einzelne Entscheidung wird dabei durch eine Schwellenwertbetrachtung getroffen (Pärkkä *et al.*, 2006).

3.2.2 Automatisierte Entscheidungsbäume:

Ein automatisch erstellter Entscheidungsbaum kann als Vergleichsmaßstab für den individuell, eigens vom Systementwickler festgelegten Entscheidungsbaum herangezogen werden. Durch automatisierte Regelfindung können Klassen mit charakteristischen Signalmerkmalen computergestützt gefunden werden. Diese können dann von dem restlichen Teil des Signals getrennt werden (Ermes *et al.*, 2008; Pärkkä *et al.*, 2006).

3.2.3 Künstlich neuronale Netze:

Künstlich neuronale Netze können ebenfalls zur Mustererkennung eingesetzt werden. Positive Eigenschaften wie eine ausgeprägte Lernfähigkeit, eine verteilte und assoziierte Wissensspeicherung und eine geringe Störanfälligkeit gegen z.B. Signalrauschen kennzeichnen diese intelligenten Netze (Pärkkä *et al.*, 2006).

³ Personal Digital Assistant

3.2.4 Hybride Modelle

Hybride Modelle kombinieren die positiven Eigenschaften eines individuellen Entscheidungsbaumes mit dem eines künstlich neuronalen Netzes. Dieser Ansatz beruht auf die Idee dass, a priori Wissen beim Entwurf von Entscheidungsbäumen die Klassifikationsgenauigkeit im Allgemeinen verbessern kann.

3.2.5 Hidden Markov Modelle:

Hidden Markov Modelle (HMM) können mit endlichen Automaten verglichen werden. Die Zustandsübergänge und die Ausgänge beruhen auf Wahrscheinlichkeitsbetrachtungen. Bestandteile eines HMMs sind Zustände, mögliche Übergänge zwischen diesen Zuständen und Wahrscheinlichkeitsverteilungen für das Eintreten dieser Übergänge. Liegt ein spezifischer versteckter Zustand vor, so kann nach Untersuchung aller Wahrscheinlichkeiten ein Resultat erzeugt werden, welches für externe Betrachter beobachtbar ist. Der Zustand selbst bleibt allerdings für Außenstehende andauernd verborgen (Ravi *et al.*, 2005; Chambers *et al.*, 2002).

3.2.6 Weitere Algorithmen:

In diesem Abschnitt wurden die bekanntesten Klassifikationsmodelle aufgelistet. Dennoch werden in der Literatur ebenfalls weitere Klassifikationsmodelle wie die Support Vector Machine, Naiver Bayes-Klassifikator, k-Nächste-Nachbar-Klassifikation, Meta-Klassifikatoren, das Regressionsverfahren, das Bayes-Net-Verfahren, Klassifikatoren basierend auf Fuzzy-Logik und viele weitere verwendet.

3.3 Tremor-Messung bei PD -Patienten

Untersuchungsbögen sind die im Praxisalltag am häufigsten angewendete Methode zur Erkennung und Bewertung der Symptome der Parkinson-Krankheit. Es gibt mehrere Untersuchungsbögen, die in neurologischen Kliniken und Arztpraxen verwendet werden. Die am häufigsten benutzten Bewertungsbögen sind:

1. Modifizierter Hoehn und Yahr Score
2. Unified Parkinson`s Disease Rating Scale (UPDRS)
3. Webster-Skala
4. Dyskinesia Rating Scale (DSR)
5. Schwab & England Activities of Daily Living Scale (ADL)

Diesen Bewertungsbögen liegen neurologische Untersuchungen und Interviews zugrunde.

Der am häufigsten benutzte Bewertungsbogen ist die „Unified Parkinson`s Disease Rating Scale“ (UPDRS). Im Rahmen dieser Untersuchung finden Interviews und Untersuchungen statt. UPDRS ist unterteilt in die Bereiche „Kognitive Funktionen“, „Verhalten und Stimmung“, „Aktivitäten des täglichen Lebens (ADL)“ und „motorische Untersuchungen“.

In den Bereichen „Kognitive Funktionen“ und „Verhalten und Stimmung“ werden mögliche intellektuelle Einschränkungen und Denkstörungen erfasst. Es wird ebenfalls erfragt, ob der Patient an einer Depression leidet.

Im Bereich „Aktivitäten des täglichen Lebens“ werden Sprachstörungen, Speichelsekretion, Schluckstörungen, Handschrift sowie die Fähigkeiten des Auskleidens und der Durchführung der persönlichen Hygiene des Patienten geprüft. Außerdem werden der Tremor, plötzliches, unfreiwilliges Stoppen beim Gehen und die Gehfähigkeit des Patienten vom Arzt untersucht. Die motorischen Untersuchungen der UPDRS beinhalten die Erfassung des Ruhe-, Haltungs- und Aktionstremors und der Hypo- und Bradykinesie bei Finger-, Hand- und Armbewegungen (z.B. „Arme vorstrecken“, „Fingerklopfen“, „wechselnde Bewegungen der Hände“). Gangstörungen und Haltungsinstabilität werden durch Beurteilung des Gangbildes, beim Aufstehen vom Stuhl und durch passives Zurückziehen des Patienten an den Schultern geprüft. In der Abbildung 3-1 sind die Fragen 20 und 21 der UPDRS als Beispiel dargestellt. Untersucht wird der Ruhetremor, während der Patient in Ruhe auf einem Stuhl sitzt, und der Haltungstremor, während der Patient die Hände gerade nach vorne streckt. Jede Frage beinhaltet fünf Schweregrade und wird mit 0 bis 4 Punkten bewertet. Insgesamt können 199 Punkte vergeben werden. 199 Punkte sind das schlechteste Ergebnis, 0 Punkte bedeuten, dass keine Einschränkung vorliegt (Schwarz und Storch, 2007).

20. Ruhetremor:

(G = Gesicht, RH = rechte Hand, LH = linke Hand, RF = rechter Fuß, LF = linker Fuß)

G O R H O L H O R F O L F O

0 - Keine.

1 - Leicht und selten vorhanden.

2 - Gering Amplitude persistierend; oder mäßige Amplitude, aber nur intermittierend auftretend.

3 - Mäßige Amplitude, die meiste Zeit vorhanden.

4 - Ausgeprägte Amplitude, die meiste Zeit vorhanden

21. Aktions- oder Haltungstremor der Hände:

(R = rechts, L = links)

R O L O

0 - Fehlt.

1 - Leicht; bei Bewegung vorhanden.

2 - Mäßige Amplitude, bei Bewegung vorhanden

3 - Mäßige Amplitude, bei Beibehalten der Haltung und bei Bewegung vorhanden.

4 - Ausgeprägte Amplitude; beim Essen störend.

Abbildung 3-1: Beispiele für die Bewertungspunkte der Symptome nach UPDRS.

In der Forschung wird ebenfalls versucht die Symptome der Parkinson-Krankheit wie Tremor mittels Sensoren zu klassifizieren. Es gibt schon einige Methoden, die sich mit der Bewertung von Tremor der PD-Patienten in messbarer Form beschäftigen. In diesem Kapitel werden die wichtigsten Methoden vorgestellt.

3.3.1 Bewertung durch die Reaktionszeit (RZ) und die Bewegungsdauer (BD):

Wilson(1925) nahm als einer die ersten eine quantitative Beschreibung der Bewegungsstörungen von Parkinson-Patienten durch Messung von Reaktionszeit (RZ) und Bewegungsdauer (BD) mit einem Dynamometer vor. Daraufhin untersuchten Lichter *et al.* (1988) die Abhängigkeit beider Parameter vom Schweregrad des Tremors der Parkinson-Krankheit. Zappia *et al.*, 1994 haben versucht, eine Korrelation zwischen gemessener Reaktionszeit, Bewegungsdauer und den drei wichtigsten Symptomen (Bradykinese, Rigor und Tremor) aufzuzeigen.

Entsprechend dem Schweregrad ihrer Krankheit wurden die an den Untersuchungen teilnehmenden Patienten in zwei Gruppen eingeteilt: in die mäßige-Parkinson-Krankheit-Gruppe (MPK-Gruppe) und in die schwere-Parkinson-Krankheit-Gruppe (SPK-Gruppe). Eine dritte Gruppe bestand aus gesunden Probanden.

Die Symptome der Patienten wurden von einem Neurologen nach bestimmten Aufgaben aus dem motorischen Teil der UPDRS bewertet. Jedes Symptom wurde anhand zweier dieser Aufgaben auf einer Skala von 0 bis 4 bewertet, wobei die Bewertungspunkte addiert werden. Somit ergibt sich eine Bewertung je nach Symptom von 0 (bestes Ergebnis) bis 8 (schlechtes Ergebnis). Dadurch wurde der mehr bzw. weniger beeinträchtigte Arm (MBA bzw. WBA) der Patienten ermittelt. Zusätzlich wurden bei jedem Patienten und bei den gesunden Probanden die Reaktionszeit und die Bewegungsdauer gemessen, bei Patienten auch vor und nach der Einnahme des Medikaments Levodopa. Ziel dieser Messungen war, die zwei Parameter RZ und BD mit den Bewertungen des Neurologen zu vergleichen.

Die RZ und die BD werden durch ein rechnergesteuertes Tachistoskop berechnet. Das Tachistoskop ist ein Gerät zur Bewertung der Wahrnehmung und der Bewegungsfähigkeit einer Person. Das System besteht aus einer 31cm x 42cm großen Konsole mit sechs Beleuchtungen, die mit Elektroden gekoppelt sind. Der Proband legt seinen Zeigefinger auf eine Start-Taste. Beim Aufleuchten einer der sechs Beleuchtungen soll der Proband seinen Finger von der Start-Taste zur Elektrode der entsprechenden Beleuchtung bewegen. Die RZ ist die Zeit zwischen dem Auftreten der Beleuchtung und der Entfernung des Fingers von der Start-Taste. Die BD ist die Zeit zwischen der Entfernung des Fingers von der Start-Taste und dem Anfasen der Elektrode der entsprechenden Beleuchtung.

Anhand der Messungen wurde festgestellt, dass die Bewertung der Bradykinese nach der UPDRS eine höhere Korrelation mit der BD aufweist. Auf der anderen Seite weist die Bewertung des Rigors eine niedrige Korrelation mit der RZ auf und die Bewertung des Tremors keine Korrelation mit den beiden Parametern. Es wird behauptet, dass der Tremor nicht anhand der Bewegungsdauer und der Reaktionszeit bewertet werden kann, weil die Bewertung des Tremors nicht im Zusammenhang mit der Bewegungsdauer steht.

3.3.2 Erkennung des Tremors anhand seiner Frequenz und Amplitude:

Der Tremor kann mittels der Elektromyografie (EMG) erkannt werden. Die EMG wird aber nicht für eine kontinuierliche Überwachung und Registrierung des Symptoms über einen längeren Zeitraum verwendet (Cleaves und Findley, 1987). Bewegungen von Körperteilen können durch Beschleunigungssensoren über längere Zeitintervalle gemessen werden (van Hilten *et al.*, 1991 und 1993abc). Die kinematische Analyse mittels der mehrkanaligen Beschleunigungsmessung hat sich für medizinische Anwendungen im letzten Jahrzehnt stark verbreitet (Fahrenberg *et al.*, 1997). Die Beschleunigungssensoren haben im Vergleich zur EMG den Vorteil, dass diese keine Penetration der Haut benötigen. EMG-Aufzeichnungen werden nur unter Laborbedingungen durchgeführt. Zudem liegt die Kalibrierung der EMG im μV -Bereich ($\mu = 10^{-6}$), was zu unzuverlässigen Ergebnissen für den Schweregrad der Symptome führen kann.

Für die Erkennung des Tremors mit Beschleunigungssensoren müssen geeignete Parameter aus den Beschleunigungswerten berechnet werden. Die Amplitude und Frequenz sind wichtige Parameter für die Erkennung des Tremors (Foerster und Smeja, 1999). Ein weiterer Parameter zur Bewertung des Tremors ist die Auftrittshäufigkeit des Tremors. Mit diesen drei Parametern kann eine Methode entwickelt werden, die den Tremor erkennt und seine Auftrittshäufigkeit bestimmt.

Semja (1999) beschreibt ein System, das auf dieser Methode basiert. Es besteht aus einachsigen Beschleunigungssensoren zur Erfassung von Beschleunigungswerten und einem Rekorder und Analyzer zur Speicherung und Filterung der Beschleunigungswerte.

Der Rekorder und Analyzer wird am Gürtel des Patienten befestigt. Die Sensoren erfassen Beschleunigungswerte mit einer Frequenz von 16Hz und werden mit Bändern am Körper des Patienten (Oberschenkel, Rumpf und Armen) fixiert.

Die Sensorwerte werden mit einem Filter gefiltert. Der Filter lässt nur Frequenzen zwischen 3 bis 7Hz passieren. Anschließend wird die Fast Fourier Transformation (FFT) der Sensorwerte berechnet und die größte Spitze innerhalb von 3 bis 7Hz im Frequenzspektrum bestimmt. In der Abbildung 3-2 werden die Amplitude und Frequenz der Bewegungen eines Patienten dargestellt, die aus den Rohdaten (Beschleunigungswerten) entstehen.

Der Tremor wird nur dann erkannt, wenn:

1. Die Hauptfrequenz der Bewegung zwischen 3 bis 7Hz liegt.
2. Die Hauptfrequenz 50% der Gesamtleistung darstellt.
3. Die absolute maximale Amplitude der Bewegung mindestens $5g_m$ (Semja, 1999) oder $7g_m$ (Foerster *et al.*, 2001) ist.
4. Die vorigen Kriterien mindestens eine Sekunde andauern.

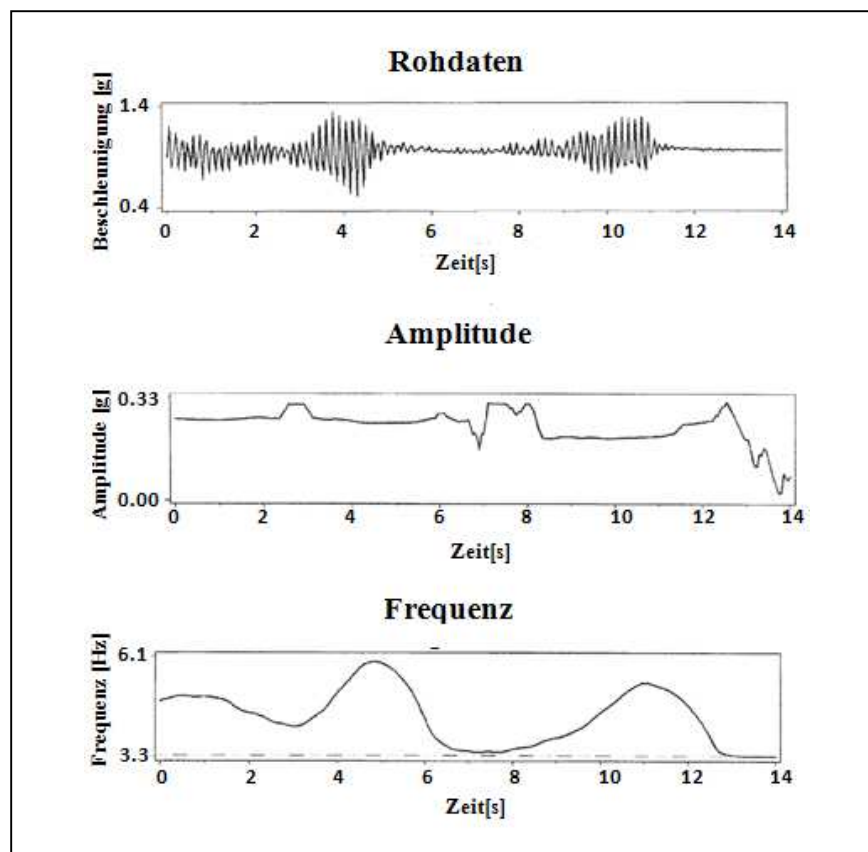


Abbildung 3-2: Gemessene Beschleunigungswerte, Amplitude und Frequenz (entnommen aus Semja, 1999)

Die Patienten können sich während der Messungen frei bewegen. Zum Ende der Messungen werden anhand der Beschleunigungswerte die Amplitude und die Frequenz berechnet. Werden die vier oben genannten Kriterien in Bezug auf die Tremor-Parameter erfüllt, so liegt ein Tremor vor (Bacher *et al.*, 1989). Durch diese Methode kann ein Tremor kontinuierlich erfasst werden.

In Abbildung 3-3 wird die Häufigkeit des Auftretens des Tremors während eines Tages, sowie dessen Frequenz und Amplitude dargestellt. Mit Hilfe solcher Aufzeichnungen können Schwankungen des Tremors im Laufe des Tages ermittelt und gegebenenfalls die medikamentöse Therapie angepasst werden.

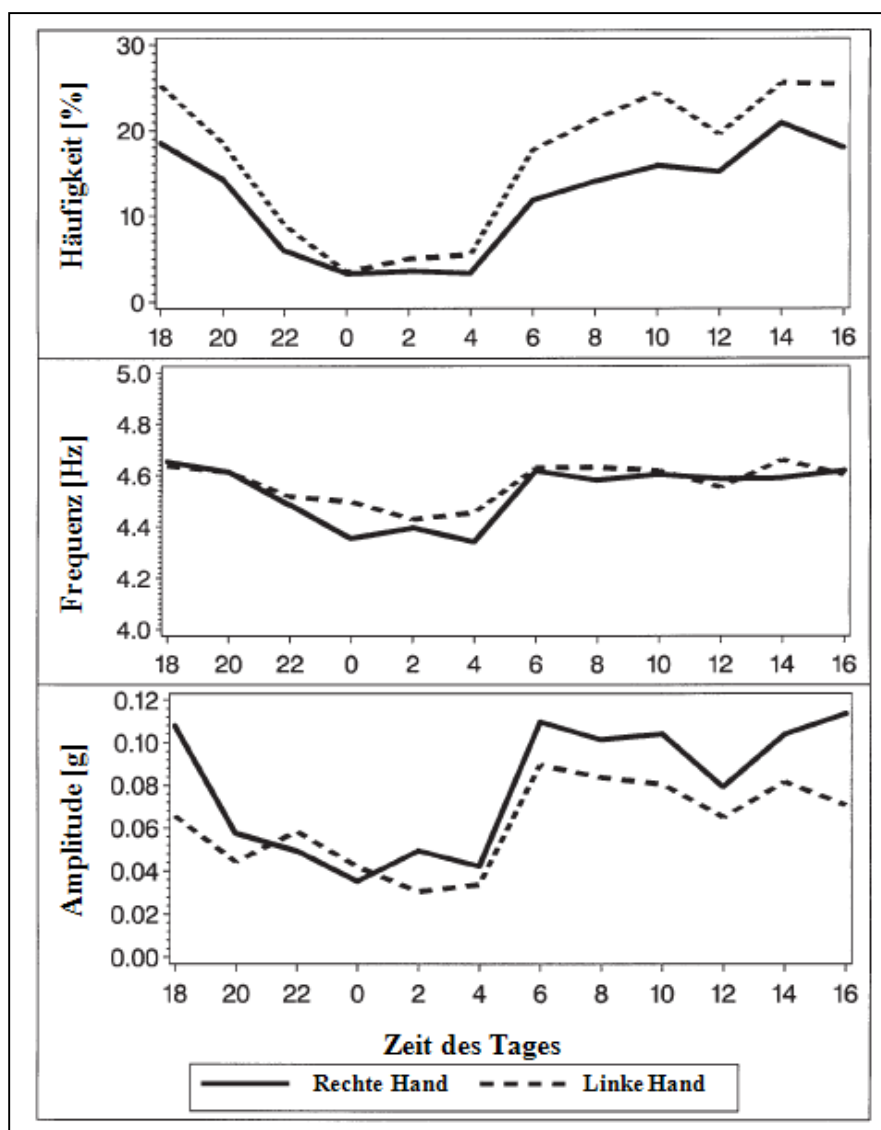


Abbildung 3-3: Amplitude, Frequenz und Häufigkeit des Tremors während eines Tages (entnommen aus Semja, 1999)

3.3.3 Bewertung durch Support Vector Machines (SVM) und Beschleunigungssensoren:

Ghika *et al.* (1993) und Spieker *et al.* (1995) waren die ersten Forscher, die die Symptome der Parkinson-Patienten mit Beschleunigungssensoren über längere Zeiträume untersuchten. Alle bisher entwickelte Methoden sind jedoch weit von einer klinischen Anwendung entfernt. In den letzten Jahren wurden Sensortechnologie, drahtlose Kommunikation, Signalverarbeitung und Pattern Recognition so weit entwickelt, dass Systeme zur Messung und Bewertung der Parkinson-Symptome nun möglich sind. Eine Studie von Patel *et al.* (2009) beschreibt ein System, das die Vorteile der oben genannten Technologien nutzt, um den Tremor, die Bradykinese und die Dyskinese der Parkinson-Patienten zu bewerten.

In der Studie wird ein Support-Vector-Machine (SVM)-Klassifikator zur Einschätzung des Schweregrades des Tremors, der Bradykinese und der Dyskinese mit Hilfe von PRTools4 (Toolbox von Matlab für *Pattern Recognition*) implementiert (Duin *et al.*, 2004).

Das System besteht aus acht einachsigen Beschleunigungssensoren. Zwei sind an den Oberschenkeln fixiert, zwei an den Unterschenkeln, zwei an den Oberarmen und zwei an den Unterarmen (Abbildung 3-4). Die Sensoren erfassen die Beschleunigungswerte der Patienten während der Durchführung von bestimmten Aktivitäten mit einer Frequenz von 100Hz.

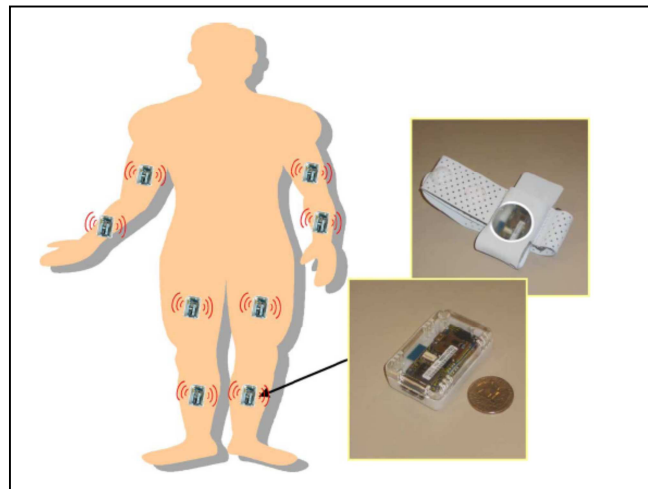


Abbildung 3-4: Fixierte Sensoren (entnommen aus Patel *et al.*, 2009)

Nach Fixieren der Sensoren, führten die Probanden Aktivitäten gemäß des motorischen Teils der Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS) durch. Dabei wurden die Patienten gefilmt. Der Neurologe hat anhand der Videoaufnahmen die Symptome der Parkinson-Krankheit (Bradykinese, Dyskinese und Tremor) für jede Aktivität bewertet (Schweregrad von 0 bis 4).

Nach der Durchführung der Messungen wurden die Beschleunigungswerte durch einen Bandpassfilter mit einer Bandweite von 3 bis 8Hz für die Bewertung des Tremors und durch einen Tiefpassfilter mit einer Grenzfrequenz von 3Hz für die Bewertung der Dyskinese und der Bradykinese gefiltert. Des Weiteren wurde ein Fenster von 5s festgelegt, in dem verschiedene Parameter der Beschleunigungswerte aller Sensoren berechnet wurden. Diese Parameter waren (Bonato *et al.*, 2004):

1. Der Wertebereich der Beschleunigungswerte
2. Der RMS-Wert (Root Mean Square Value) der Beschleunigungswerte
3. Die Kreuzkorrelation zwischen den Beschleunigungswerten verschiedener Sensoren
4. Die Hauptfrequenz
5. Das Verhältnis der Hauptfrequenz zur Gesamtenergie
6. Die Entropie des Signals (Moddemeijer, 1989)

Im nächsten Schritt wurden SVM-Klassifikatoren entwickelt, die die Bewertung der Symptome auf Basis dieser Parameter ermöglichen. Verschiedene Klassifikatoren wurden getestet, um den Unterschied zwischen der Bewertung des Neurologen und der Bewertung des Klassifikators zu minimieren.

Die Klassifikatoren berücksichtigen für die Bewertung des Tremors die Parameter 1, 2 und 6, für die Bewertung der Dyskinese alle Parameter und für die Bewertung der Bradykinese die Parameter 2, 3 und 6. Der Falschklassifizierungsaufwand bestimmte die Genauigkeit der Zuordnung zu einer bestimmten Bewertung (Patel *et al.*, 2009). Das entwickelte System funktioniert wie folgt:

Die Patienten führen zunächst einen Satz von Aktivitäten nach der UPDRS durch, dann werden die Beschleunigungswerte verarbeitet. Anschließend gibt der SVM-Klassifikator eine Bewertung für den Tremor, die Bradykinese und die Dyskinese ab. Das System kann den Tremor in 96,6% der Fälle richtig bewerten (Duni *et al.*, 2004).

3.4 Erkennung von FOG bei PD -Patienten

Die Diagnostik des Freezing stellt sich aufgrund des plötzlichen und unvorhersehbaren Auftretens sowie dem komplexen Ansprechen auf Medikamente äußerst schwierig dar (Giladi *et al.*, 1992). Außerdem ist das Freezing teilweise an dem sensorischen Input und an die mentale Verfassung gebunden. Zusätzlich erweist sich die phänotypische Zuordnung des FOG selbst für geschultes Personal anspruchsvoll. Bei der anamnestischen Erfassung der FOG-Symptomatik bei Parkinsonpatienten sind bildhafte Fragen von Vorteil, z.B. nach dem sog. Festkleben der Füße am Boden oder dem Trippeln auf der Stelle. Dabei sind das Vormachen oder das Vorzeigen charakteristischer Freezing-Episoden per Video zur genaueren Vorstellung hilfreich. Weiter ist zur Diagnosestellung des FOG die Abfrage von etwaigen Stürzen wichtig.

Die 1987 definierte Unified Parkinson's Disease Rating Scale dient als Instrument zur Symptombewertung und Verlaufskontrolle bei Parkinson Patienten. Zur Evaluation motorischer Blockaden, insbesondere des FOG, beinhaltet die UPDRS nur eine Frage (Item 14) die sich diesem Themenbereich subjektiv widmet. Selbst wenn Stürze evaluatorisch wichtig sind, sind sie nicht mit der Häufigkeit und der Dauer von Freezing korreliert. Diese Frage bewertet jedoch wie oft der Patient wegen dem Auftreten des FOGs stürzt.

Eine Auslese spezifischer Freezing Fragen wurde durch Giladi *et al.* (2000) zum FOG Questionnaire (engl. für Fragebogen; FOG-Q) zusammengefasst. Er besteht aus zwei Teilen. Ersterer erfragt die Schwere der Freezing-Symptomatik, Zweiterer den Einfluss von FOG auf das Alltagsleben.

Basierend auf dem alten FOQ-Q von Giladi *et al.* (2000) wurde der neue FOG-Q von Nieuwboer *et al.* (2009) entwickelt. Zur Neueinführung zeigten Re-Evaluationen den neuen FOG-Q nach einer Videostudie von Freezing, dass Patienten durch dieses Video ihre Erkrankungsschwere besser einschätzen konnten.

Die Untersuchung des FOG sollte in einer standardisierten Ganganalyse erfolgen, idealerweise in einem standardisierten Gangparcours. Da einige Patienten FOG-Episoden nur bei Drehungen über 360° erleben, ist es äußerst wichtig in jedem Parcours Drehungen, im und gegen den Uhrzeigersinn, von mindestens 360° zu integrieren. Diese müssen allerdings auf der Stelle geschehen, da durch Radiusverlängerung die Aufgabe einfacher und Freezing somit schwerer auslösbar wird (Schaafsma *et al.*, 2003). Durch Filmaufnahmen während der Parcours-Passage wird eine genauere Evaluation der Dauer oder des Typs ermöglicht.

Anhand dieser Anforderungen führen Ziegler *et al.* (2010) erstmals ein Rating-Instrument in die Beurteilung von Freezing ein und bewerten den Gang und die auftretenden FOG-Episoden

anhand einer Vier-Stufen Skala, während der Patient einen definierten Parcours läuft, der Auslösesituationen für FOG durch vorgeschriebene Drehungen und zwei Multi Tasking Aufgaben enthält (Abbildung 3-5).

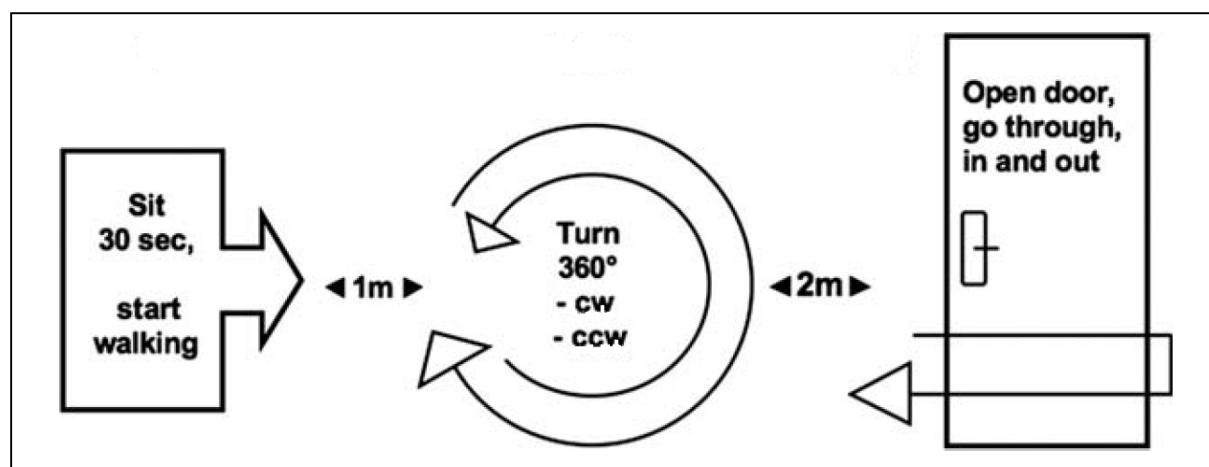


Abbildung 3-5: Die Abbildung zeigt die vier Stadien, die durchgemacht werden müssen (entnommen aus: Ziegler *et al.*, 2010)

In der Forschung werden bestimmte Bewegungsdaten wie Reaktionszeiten, Größe und Frequenz der auftretenden Beschleunigungen während einer Bewegung dazu verwendet, die Symptome quantitativ und qualitativ zu bewerten. Wilson (1925) beschreibt Bewegungsstörungen quantitativ durch die Messungen von Reaktionszeit und Bewegungsdauer mit einem Dynamometer. Zur Tremorerkennung werden u. a. Elektromyographie (EMG) und Beschleunigungssensoren verwendet. Nachteilig bei der EMG ist die kurze Messdauer (Cleaves und Findley, 1987).

Mit Beschleunigungssensoren hingegen können Bewegungen von Körperteilen über längere Zeitintervalle gemessen werden (van Hilten *et al.*, 1993b und 1993c). Damit Symptome wie Tremor mit Beschleunigungssensoren erkannt werden können, müssen geeignete Parameter (Amplitude und Frequenz) aus den Beschleunigungswerten und die Auftrittshäufigkeit des Tremors berechnet werden (Foerster und Smeja, 1999).

Das von Keijser *et al.*, (2006) benutzte System besteht aus sechs Beschleunigungssensoren, einer Speichereinheit und einem neuronalen Netz, das durch tägliche Aktivitäten und Bewertungen der Bewegungsstörungen trainiert wird. Ghika *et al.* (1993) und Spieker *et al.* (1995) untersuchen die Bewegungsstörungen der Parkinson-Patienten mit Beschleunigungssensoren über längere Zeiträume. In den letzten Jahren wurden Sensortechnologie, drahtlose Kommunikation, Signalverarbeitung und Mustererkennung zur Messung und Bewertung der Parkinson-Symptome entwickelt. Parkinson-Patienten haben bei „Freezing“ das Gefühl, als würden sie „am Boden festkleben“ (Fiezek *et al.*, 2009). Es ist schwierig FOG-Episoden im Ganganalyse-Labor auszulösen.

Snijders *et al.* (2008) benutzen einen standardisierten Fragebogen, untersuchen den Gang im ON- und OFF-Stadium (Bewegungsstatus des Patienten während guter und ohne Medikamentenwirkung) und beschreiben das Gangbild während des Durchlaufens eines Parcours, in dem FOG durch verschiedene Trigger ausgelöst wird. Moore *et al.* (2008) benutzen vertikale, lineare Beschleunigungen des Unterschenkels, um FOG nachzuweisen. Power Analysen zeigen Hochfrequenz-Komponenten der Beinbewegungen im 3-8 Hz Band während des Auftretens von FOG.

Delval *et al.* (2010) evaluieren, welche quantitativen Gangparameter subtile FOG-Episoden erkennen. Dazu wird das Laufen auf einem Laufband gefilmt und der Gang analysiert. Baechlin *et al.* (2010) stellen ein System vor, das aus zwei Beschleunigungssensoren besteht, die mit elastischen Bändern und Klettverschluss an den Ober- und Unterschenkeln befestigt sind, ein dritter Beschleunigungssensor ist in einen tragbaren PC integriert. FOG wird dabei mit einer Sensitivität von 73,1% und einer Spezifität von 81,6% detektiert. Jovanov *et al.* (2009) stellen ein FOG-Detektionssystem vor, bei dem ein Beschleunigungssensor am Knie fixiert ist und über einen kabellosen Kopfhörer akustische Signale abgegeben werden.

Es gibt unterschiedliche Systeme, bestehend aus verschiedenen Komponenten, die den Gang ohne Beschleunigungssensoren analysieren. Eines sind z.B. Einlegesohlen mit integrierten Drucksensoren und einer Einheit für die Datenübertragung. Zusätzlich können Bewegungsdaten mit angelegten EMG-Elektroden, Goniometer (Winkelmessgerät) und der Verwendung von Trittmatten (medilogic® Gangas; T&T medilogic Medizintechnik GmbH) erfasst werden. Eine Ganganalyse wird auch beim Laufen auf einem Laufband, auf einer standardisierten Strecke (max. 4m) oder auch Drucksensormatten durchgeführt, wobei der Proband je nach Analysesystem mit Ultraschall-Markern, Messgeräten, Kabeln und PC verbunden ist oder der Gang per Videoaufnahme dokumentiert wird (©zebris Medical GmbH). Weitere Systeme sind elektronisch kontrollierte Drucksensormatten mit Analyse-Software (GAITRite®-CIR Systems, Inc.), ein Kamera geführtes 3-DKinematik-System (VICON Oxford Metrix) oder ein mit Videokamera arbeitendes System (Peak Performance 1.3).

3.5 Erkennung von RLS bei PD -Patienten

Für die Analyse des Schlafs beim RLS-Patienten ist es sinnvoll, den gesunden Verlauf des Schlafs zu kennen. Der Schlaf beim Menschen wird in fünf unterschiedliche Stadien unterteilt (Abbildung 3-6):

1. Einschlafphase (Stadium 1)
2. Leichter Schlaf (Stadium 2)
3. Mittlerer Schlaf (Stadium 3)
4. Tiefer Schlaf (Stadium 4)
5. REM-Schlaf („Traumschlaf“, Stadium 5)

Nur in der REM-Schlafphase ist der Muskeltonus nahezu aufgehoben. Nur deswegen führt der Schlafende Bewegungen im Traum nicht aus (Lund und Clarenbach, 1995). Nicht immer führt der Muskeltonus zu einer Muskelzuckung. Neben den Wachmomenten, in denen sich der Schlafende unbewusst bewegt, kann es in der Leichtschlafphase zu Muskelzuckungen kommen (Speckmann, 2008). Diese Zuckungen sind daher ein Indikator für die Wachmomente und Leichtschlafphasen. Alle Stadien werden bei einem gesunden Schlaf periodisch durchlaufen. Jeder Durchgang wird dabei 80 bis 110 Minuten dauern. Während eines normalen Nachtschlafs von acht Stunden werden vier bis fünf Zyklen durchlaufen (Boss *et al.*, 1993).

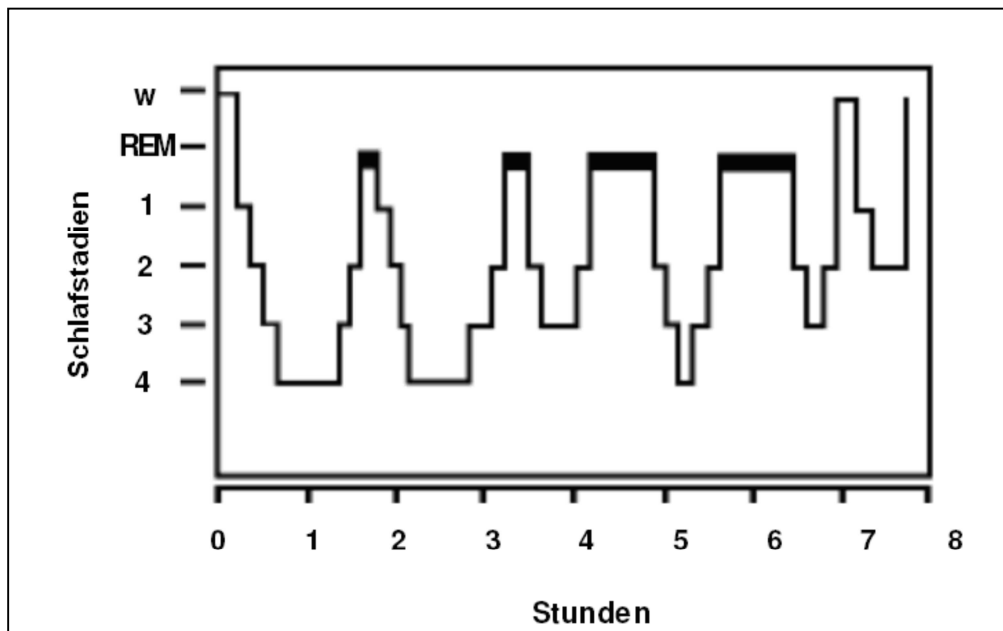


Abbildung 3-6: acht-stündiger exemplarischer Schlafverlauf eines Probanden (entnommen aus Tsen, 2007)

Bei RLS-Patienten ist die Bewegung der Beine von besonderem Interesse. Die Kriterien zur Auswertung von Beinbewegungen wurden 1993 durch die „American Sleep Disorders Association“ herausgegeben (Guilleminault, 1993). Hierin wird zwischen *limb movements* und *periodic limb movements* unterschieden:

Beinbewegungen (LM⁴): Plötzlich auftretender Muskeltonus über dem rechten oder linken Bein mit einer Amplitude von mindestens 25% der Amplitude, der während der Kalibration gemessen wurde. Dauer von 0.5-5s zwischen dem Beginn und dem Ende einer Beinbewegung.

Periodische Beinbewegungen (PLM⁵): Eine Folge (Sequenz) von 4 oder mehr LM, die durch mindestens 5, aber nicht mehr als 90s voneinander getrennt sind. Dieser Zeitraum wird vom Beginn des LM bis zum Beginn des nächsten LM gemessen. Typischerweise liegt der mittlere Abstand zwischen 2 Beinbewegungen zwischen 20 und 40s. Alle LM, die in den verschiedenen Schlafstadien und im Wachen auftreten, sollten in die PLM-Berechnung einbezogen werden.

Für die Beurteilung einer „normalen“ Anzahl von PLMs bei einem gesunden Probanden wird ein PLMS-Index definiert. Er wird berechnet aus Anzahl der PLM im Schlaf/h bezogen auf die Gesamtschlafzeit.

PLMs während des Schlafs führen oft zu Schlafstadienwechsel, die zu einer Beeinträchtigung der Schlafkontinuität führen (Rotte, 2001). Wenn der PLMS-Index größer als fünf ist, wird er bereits als pathologisch bewertet (Thorpy, 1973). Mit zunehmender Schwere des RLS nimmt auch der PLMS-Index zu (Montplaisir *et al.*, 2005). Ein Index zwischen 5/h und 20/h gilt als leichte Störung, ein Index zwischen 20/h und 60/h entspricht einer moderaten Störung und ein Index über 60/h wird als schwere Erkrankung gewertet (Steinberg *et al.*, 2010).

⁴ Limb Movements

⁵ Periodic Limb Movements

In der Diagnostik und Differentialdiagnostik des RLS gilt die Polysomnographie (PSG) als der „Goldstandard“. Die Polysomnographie (PSG) wird in der Regel im Schlaflabor durchgeführt und beinhaltet eine umfangreiche Untersuchung des Schlafes. Sie ist technisch sehr aufwendig und kostspielig. Mehrere Körperparameter werden dabei parallel überwacht. Das objektive Erfassen des Schlafes und seiner pathologischen Veränderungen ermöglichen es, die Ursachen von Schlafstörungen nachzuweisen, die auf anderem Wege nicht geklärt werden können. In 50% der Fälle wird nach einer PSG eine ambulant gestellte Diagnose abgeändert oder wesentlich ergänzt. Die Vorbereitung einer Polysomnographie dauern ca. zwei Stunden. In der Zeit bringt das medizinische Personal alle Elektroden und Messgeräte der in der Abbildung 3-7 dargestellten Positionen am Patienten an.

Folgende Messgrößen werden durch entsprechende Sensoren abgeleitet (Penzel *et al.*, 2005):

- Zwei Elektroencephalogramme (EEG)
- Zwei Elektroofokulogramme (EOG)
- Ein Elektromyogramm (EMG) der Kinnmuskulatur zur Erkennung einer Anspannung der Skelettmuskulatur
- Zwei Elektromyogramme (EMG) der Muskulus tibiales anterior (Unterschenkel)
- Schnarchmikrophon
- Körperlagesensor
- Oro-nasaler Luftfluß, Mund-Nase getrennt
- Thorakale (am Brustkorb) Atemexkursionen
- Abdominale (am Bauch) Atemexkursionen
- Ein Elektrokardiogramm (EKG)
- Pulsoximetrie, HbO₂-Sättigung
- IR- Videometrie

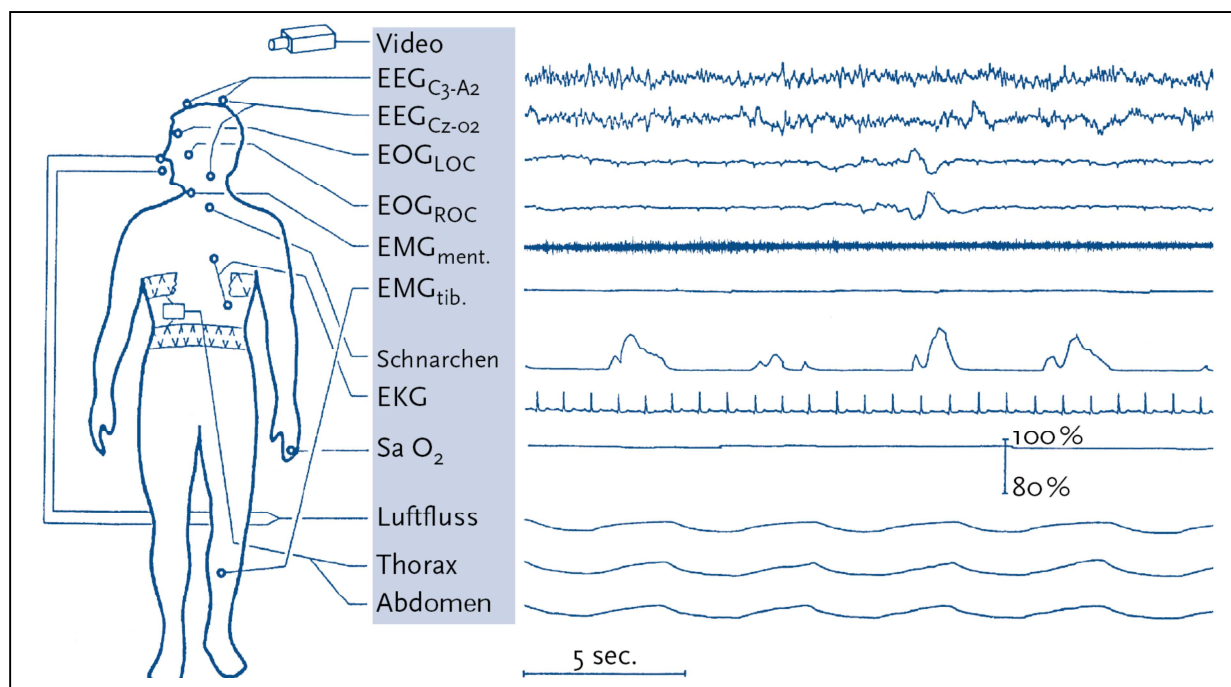


Abbildung 3-7: Schematische Darstellung der Ableitpunkte einiger Parameter der Polysomnographie im Schlaflabor (entnommen aus Penzel *et al.*, 2005)

Im Anschluss an die Untersuchungsnacht werden die gewonnenen Messdaten am Computer ausgewertet.

Das Computersystem teilt die gesammelten Daten anhand des EEG-Signals in verschiedene Schlafstadien ein, die nach den Kriterien von Rechtschaffen und Kales (2002) festgelegt wurden und kann somit ein Schlafprofil erstellen. Zu den ermittelten Parametern gehört unter anderem: die Schlafperiodendauer, totale Schlafzeit, Schlaffeffizienz, der prozentuale Anteil einzelner Schlafstadien, der nächtliche Schlafstadienwechsel und der PLMS-Index (Abbildung 3-8).

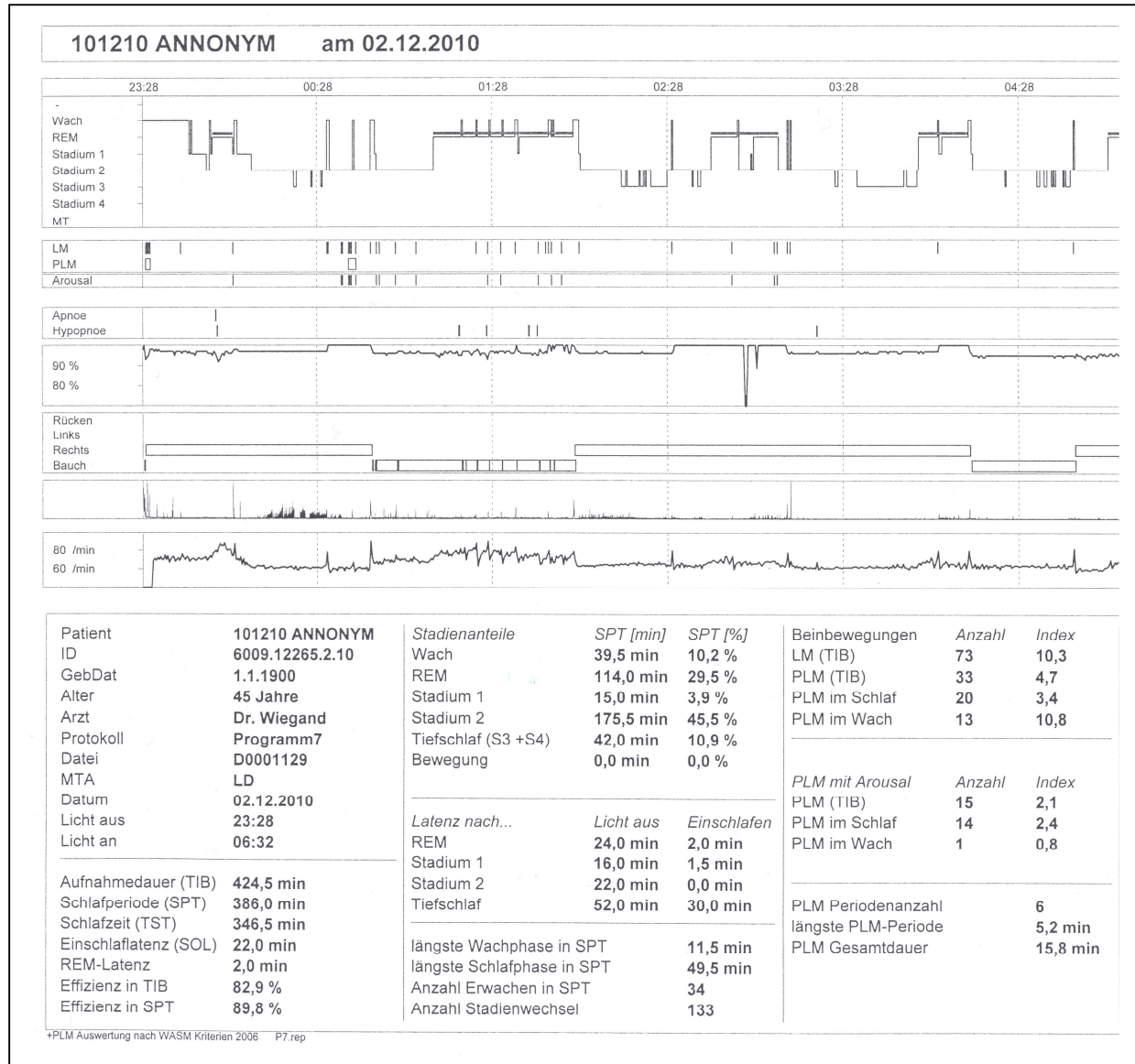


Abbildung 3-8: Auszug aus dem erstellten Schlafprofil eines Patienten: Ablauf und Dauer der Schlafphasen, Anzahl und Dauer der LM und PLMs und viele weitere Informationen werden anhand der unterschiedlicher Sensoren berechnet und dargestellt.

Für die Erkennung einzelner Schlafphasen gibt es unterschiedliche Geräte auf dem Markt: „Sleeptracker“ (von Innovative Sleep Solutions GmbH) zum Beispiel ist ein Schlafphasenwecker in Form einer Armbanduhr, in der Bewegungssensoren eingebaut sind. Das Gerät bestimmt den optimalen Weckzeitpunkt, indem Leichtschlafphasen und (Fast-)Wachmomente erfasst werden. Befindet sich eine Leichtschlafphase im Weckzeitfenster, wird der Träger geweckt, spätestens jedoch zur eingestellten Weckzeit (Abbildung 3-9 (a)).

Ähnlich funktioniert auch der Schlafphasenwecker „aXbo“ (von infactory innovations & trade GmbH). Der Bewegungssensor ist jedoch in einen Armband integriert, das vor dem Schlaf angezogen werden muss (Abbildung 3-9 (b)). Nicht nur für den Freizeitgebrauch sondern auch für wissenschaftliche Messungen werden Aktigraphen (z.B. SOMNOwatch™ von SOMNOmedics GmbH) benutzt. Aktigraphen sind uhrenähnliche Messsysteme, die Bewegungsdaten erfassen und speichern. Die Daten können nachträglich am Rechner gelesen und verarbeitet werden (Abbildung 3-9 (c)). Sie können über Befestigungsbandagen an unterschiedlichen Stellen am Körper angebracht werden.



Abbildung 3-9: a) Sleeptracker von Innovative Sleep Solutions GmbH b) aXbo von infactory innovations & trade GmbH c) SOMNOwatch™ von SOMNOmedics GmbH

Aktigraphen werden auch außerhalb des Schlaflabors im häuslichen Bereich bei Langzeitbeobachtungen zur Analyse des Schlaf-Wach-Rhythmus und zur objektiven Beurteilung des Bewegungsrhythmus von Patienten eingesetzt (Kellner *et al.*, 1997). Somit lassen sich Aussagen über das Ausmaß und die zeitliche Verteilung von Bewegungen treffen.

Kellner *et al.* (1997) sagen dem Aktigraphen einige günstige Eigenschaften zu. Durch die Miniaturisierung ist ein geringer Energieverbrauch gewährleistet. Langzeitmessungen sind somit realisierbar. Da der Aktigraph leicht montierbar ist und kostengünstig erworben werden kann, ist er in häuslicher Umgebung einsetzbar und erfordert keinen Aufenthalt in beispielsweise teuren Schlaflaboren. Messungen können im Alltag ohne jegliche Beeinträchtigungen gemacht werden.

Die Motorik ist während des Schlafs niedriger als im Wachzustand. Somit werden weniger Bewegungen und geringere Amplituden aufgezeichnet. Dennoch ist der Übergang vom Wachzustand in die Schlafphase mit den reinen Messdaten des Aktigraphen nur ungenau bestimmbar.

Es wurden bereits 1980 erste Ansätze entwickelt, wie man aus den Messdaten des Aktigraphen, der am Handgelenk befestigt wurde, Schlaf- und Wachstadien unterscheiden kann (Cole *et al.*, 1992). Mullaney *et al.* (1980) haben für die Differenzierung der Schlaf- und Wachphasen ein manuelles Auswerten vorgeschlagen, das zwar zuverlässig, jedoch mühsam und unpraktisch ist. 1982 wurde von Webster *et al.* (1982) ein automatischer Algorithmus für einen bestimmten Aktigraphen entwickelt, der die Auswertung der Messdaten optimierte. Ein Bewertungsalgorithmus, der für alle kommerziellen Aktigraphen anwendbar sein soll, wurde von Cole *et al.* (1992) vorgestellt und konnte mit einer Zuverlässigkeit von 88% Wach- und Schlafphasen voneinander unterscheiden.

Bland und Altman (1986) haben Methoden zum Vergleich aktigraphischer Parameter mit polysomnographischen Parametern vorgestellt. Die Studie konnte den *Schlafbeginn* und die *Schlaflatenz*⁶ sehr zuverlässig aus den Messdaten des Aktigraphen abschätzen.

Die *gesamte Schlafenszeit* wurde aber trotz einer ausreichend hohen Genauigkeit in der Regel überschätzt. *Schlafprozent* (gesamte Schlafenszeit *100/ Dauer der Aufzeichnung [Minuten]) und *Schlafeffizienz* (gesamte Schlafenszeit*100/ Dauer des Aufenthalts im Bett [Minuten]) konnten ebenfalls annähernd zuverlässig abgeschätzt werden. Die Messung von *Wachphasen nach Schlafbeginn* konnte nicht ausreichend genau erfasst werden.

Ähnlich genaue Ergebnisse lieferten Sadeh *et al.* (1994) und De Souza *et al.* (2003) in ihren Experimenten. Cole *et al.* (1992) haben den Einfluss des Aktigraphen auf die Genauigkeit der Messung untersucht und festgestellt, dass die Anwendung von einem Algorithmus, der für einen bestimmten Aktigraphen entwickelt wurde, auch bei anderen Aktigraphen mit ähnlicher Genauigkeit anwendbar ist. Es wurde in der Forschung ebenfalls versucht, durch Anbringen verbesserter Aktigraphen an unteren Extremitäten die PLMs zu erkennen (Gorny *et al.*, 1994 und Shochat *et al.*, 2003 und Wetter *et al.*, 2004).

Der sogenannten „PAM-RL“ ist ein solcher, optimierter Aktigraph. Er wurde extra für RLS-Patienten entwickelt. Er hat sich laut einer Studie von Sforza *et al.* (2004), als ein Gerät erwiesen, das PLMs in einer heterogenen Bevölkerung zuverlässig bestimmen kann. Es handelt sich hierbei um einen kalibrierten, batteriebetriebenen Beschleunigungssensor, der die Anzahl von PLMs während mehrerer Nächte und am Tag misst. Zur Auswertung von PLMs wurden die Aktigraphen jeweils am Fußgelenk beider Beinen der Patienten befestigt. Als Beinkicks wurden rasche Änderungen der Beschleunigungswerte markiert. PLMs wurden erkannt, wenn mindestens vier aufeinanderfolgende Beinkicks von einer Dauer zwischen 0.5 und 10 Sekunden, unterbrochen von bewegungslosen Abschnitten, die mindestens 4 Sekunden andauerten, auftraten. Nach einer separaten Auswertung der Bewegungen an beiden Beinen wurden beide Messdaten zusammengefügt. Die Feinfühligkeit und Genauigkeit von PAM-RL bei Patienten mit einem PLM-Index > 10 war recht hoch und lag bei 76%.

Periodische Beinbewegungen können auch mit vielen anderen Schlafkrankheiten assoziiert werden. Daher kann ein PAM-RL nicht alleine zur Diagnose von RLS beitragen. Der PAM-RL hat nach Sforza *et al.* (2004) folgende Vorteile:

- Hohe Sensitivität
- Hohe Reproduzierbarkeit
- Automatisch (Zeitersparnis)
- Bewegungsmessung an beiden Beinen (verbesserte Analyse)
- Einfachheit
- Keine Beeinträchtigung beim Tragen

Neben den klinisch relevanten Bewegungsmesssystemen, die bei RLS Patienten zum Einsatz kommen, gibt es andere Messsysteme, die die Motorik während des Schlafs erfassen können:

Infrarotbewegungsdetektor: Infrarotbewegungsdetektoren und ein ZigBee⁷ Kommunikationsmodul messen die Körperbewegungen während des Schlafs.

⁶ Schlaflatenz: Zeitdauer vom Lichterlöschen bis zum Auftreten von Stadium 1 oder 2.

Das Besondere daran ist, dass bei dieser Messung der Schlaf durch keine Störungen beeinträchtigt wird, da dieses Messsystem an der Decke über dem Bett angebracht wird und mit dem schlafenden Menschen nicht in Berührung kommt.

Es können Bewegungen des ganzen Körpers gemessen werden. Die Kameras und Empfängersysteme müssen dennoch vor der Messung an bestimmten Positionen angebracht werden (Choi *et al.*, 2006).

UHF RF Identifikationstechnologie: Die UHF RF Identifikationstechnologie kann zur Überwachung von Schlafstörungen eingesetzt werden. Ein RFID-System besteht aus zwei Komponenten: den passiven Markierungen, die mit Trägheitsschaltern und einer Antenne ausgestattet sind und am Körper befestigt werden sowie einem RFID Lesegerät, das im Schlafzimmer an der Decke angebracht wird. In (Occhiuzzi *et al.*, 2010) wird veranschaulicht, dass der Einsatz von einem RFID Überwachungssystem um Körperbewegungen zu messen - insbesondere die der Beine - theoretisch möglich ist. Um größere Signalverluste zu vermeiden wird vorgeschlagen, die Antenne nicht direkt mit dem Körper in Kontakt zu bringen, sondern eine Isolationsschicht zwischen Körper und Antenne einzubauen, da es ansonsten zu vermehrten Verzerrungen der Signale käme. Der Einsatz von passiven Komponenten macht es möglich, dass sehr billige, schnurlose Geräte eventuell auch für die Einmalnutzung hergestellt werden können. Die Markierungen könnten auf flexiblem Trägermaterial angebracht werden und an bestimmten Körperabschnitten befestigt werden. Durch das Anbringen zusätzlicher Markierungen am Oberkörper oder an den Schultern ist es möglich, mehrere Informationen über den Zustand des Patienten während der Nacht aufzunehmen.

Das intelligente Bett: In (Hardenack, 2009) wird ein intelligentes Bett vorgestellt, das die Schlafphasen des Nutzers kabellos erfasst und interpretiert. Es wurde ein erster Ansatz für die Umsetzung des intelligenten Bettes skizziert. Es wird darauf eingegangen, wie Schlafphasen erkannt und interpretiert werden können. Das intelligente Bett liefert Informationen kabellos, benötigt keine Kameras und besitzt kein Armband; somit ist es benutzerfreundlich. Die Erfassung der Daten erfolgt ohne Körperkontakt, da diese durch Kraftsensoren im Bett erfolgt.

3.6 Erkennung sportlicher Aktivitäten

Das Einsatzgebiet moderner Sensorsysteme erstreckt sich ebenfalls auf die Auswertung sportlicher Aktivitäten. Eine enge Zusammenarbeit zwischen Ingenieuren und Experten aus dem medizinischen oder sportwissenschaftlichen Bereich führte bis dato zur Entwicklung zahlreicher sportartspezifischer Feedback-Systeme. Die zur Datenaufnahme notwendigen Sensoren werden dabei oft im Sportgerät integriert oder direkt auf dem Körper des Benutzers befestigt. Die Einschränkung des Benutzers in seiner Bewegungsfreiheit durch das Messsystem stellt dabei ein großes Problem dar (Baco und Kornfeind, 2006). Im Profisport gibt es viele Forschungsprojekte, die sich mit der qualitativen Bewertung bestimmte Bewegungsmuster bei vielen Sportarten befassen. In (Kräss und Kranz, 2007) wird z.B. eine multifunktionale Krafttrainingsmaschine mit unterschiedlichen Sensormodulen versehen und dadurch entsteht ein flexibles Analysesystem. In (Smeaton *et al.*, 2008) wird eine Sensorplattform zur Analyse eines Fußballspiels entwickelt. Als charakteristische Merkmale zur Beschreibung des physiologischen Zustands von Fußballern messen die Forscher deren Herz-Frequenz, elektrodermale Aktivität, Wärmeverluste, Atemleistung sowie deren Bewegungsmuster und Ortsveränderungen auf Basis von GPS-Daten. Ein mobiler Fitnesstrainer auf Basis eines PDAs wird in (Buttussi *et al.*, 2006) vorgestellt.

⁷ ZigBee ist ein Funknetz-Standard

Durch GPS Informationen bekommt der Benutzer visuelle sowie akustische Informationen über seine Position und Geschwindigkeit und wird anhand 3D-Animationen von unterschiedlichen Übungen motiviert (Abbildung 3-10 (c)). Zur Messung der Trajektorie des Gewehrlaufs beim Biathlon-Training wurde in (Baco und Kornfeind, 2006) eine „low-cost“ Video-Analyse vorgestellt. In (James *et al.*, 2004) wird die Ruderbewegung direkt auf dem Wasser und in (Baco und Kornfeind, 2006) mit Ergometern analysiert (Abbildung 3-10 (b)). Zur Geschwindigkeits-Messung setzen die Wissenschaftler bei diesem Projekt 3D-Beschleunigungssensoren sowie einen Impeller⁸ ein. Durch ein Sensorarmband versuchen die Forscher in (Ohgi *et al.*, 2002 und 2003) die Bewegungen eines Schwimmers zu optimieren (Abbildung 3-10 (a)). Durch Einsatz eines Beschleunigungssensors konnte zwischen Kraul- und Brustschwimmen unterschieden werden. Die Bewegungsinformationen wurden dann mit Videoaufnahmen kombiniert. Messungen zeigen, dass es mit den Beschleunigungswerten des Handgelenks möglich ist, die drei Hauptphasen beim Brustschwimmen (Auswärts-Zug, Einwärts-Zug und Erholungsphase) zu identifizieren. Die Messungen können helfen, das Schwimmtraining effizienter zu gestalten. Für die Untersuchung des Skisports haben die Forscher unterschiedliche Sensoren wie Beschleunigungssensor, Gyroskop (absolute Ski-Rotationsmessung), Kraftsensor (Messung des Drucks der Fußunterseite) und Distanzsensoren (Messung der Distanz zwischen Ski-Schuh und Boden) im Ski-Equipment integriert. Die absolute Geschwindigkeit wurde anhand der Untersuchung von Radarwellen gemessen. Die Messdaten wurden dann am Rechner dargestellt. In der Studie werden Experimente zur Überprüfung des Gesamtentwurfs durchgeführt. Es zeigt sich, dass die einzelnen Sensoreinheiten viele nützliche Zusatzinformationen liefern. Das Konzept kann somit als solide Basis für eine gezielte Weiterentwicklung zur Analyse von Bewegungsmustern im Skisport angesehen werden.

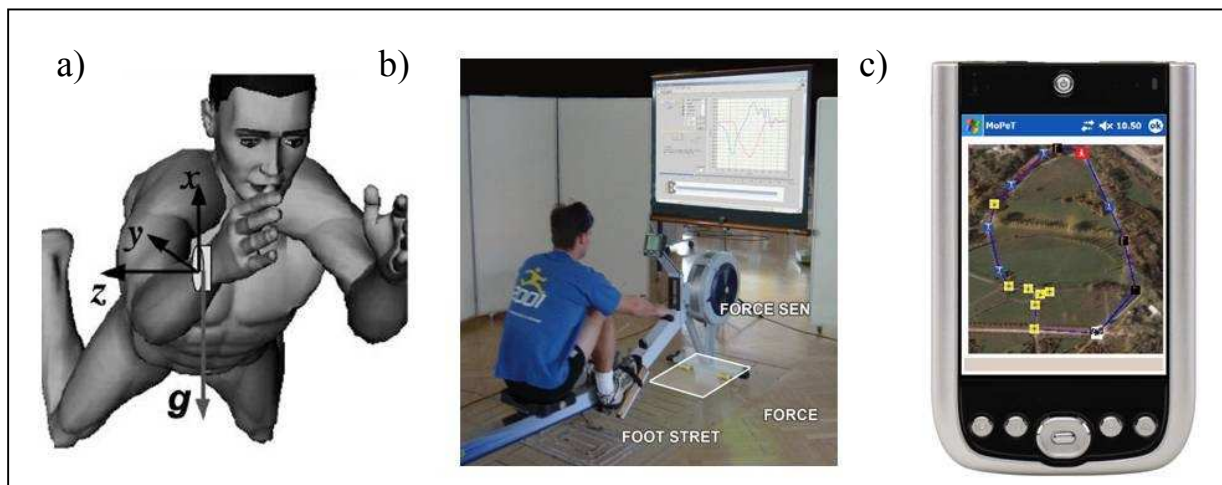


Abbildung 3-10: a) Ein Beschleunigungssensor am Arm des Schwimmers liefert Daten anhand derer eine Unterscheidung unterschiedlicher Schwimmstile möglich ist (entnommen aus Ohgi *et al.*, 2003). b) Durch Integration von Sensoren in ein Ruderergometer kann der Bewegungsablauf des Benutzers aufgezeichnet werden (entnommen aus Baco und Kornfeind, 2006). c) Anhand der GPS Daten wird ein Bewegungstagebuch erstellt. Dieses wird mit einem visuellen oder akustischen Tutorial ergänzt (entnommen aus Buttussi *et al.*, 2006).

Im Radsport wird ebenfalls versucht, durch Einsatz vieler Sensoren die Bewegungen der Sportler zu optimieren.

⁸ Impeller: Ein von einem ringförmigen Gehäuse umschlossener Propeller. Wird im Jetantrieb von Booten oder Wasserturbinen in Wasserkraftwerk verwendet.

Die Sensoren, die hier benutzt werden, sind Mikrofon, Magnetometer, Geschwindigkeitsmesser der Pedalbewegung, Wegmesser, horizontales bzw. laterales Neigungs-Messgerät, Elektro-dermales Messgerät, Herzfrequenz-Messgerät, CO₂-Konzentrationsmessgerät oder auch GPS-fähiges Navigationsgerät (Eisenman *et al.*, 2007). Somit lassen sich neben der genauen Fahrverhaltensstudie auch Umwelteinflüsse auf das Fahrverhalten berechnen.

Für weitere Sportarten wie z.B. Tai Chi (Kunze *et al.*, 2006), Tisch-Tennis (Wulf *et al.*, 2009) und Golf (Watanabe und Hokari, 2006a und 2006b) gibt es ebenfalls Ansätze in der Forschung, um durch Einsatz unterschiedlicher Sensorik den Bewegungsablauf zu optimieren und den Sportler auf ein bestimmtes Verhalten zu trainieren.

Es haben sich viele Forschungsgruppen mit dem Thema allgemeine Erkennung von alltäglichen Körperbewegungen befasst. Es wird versucht, Bewegungen wie Gehen, Laufen und Fahrradfahren von Sitzen, Liegen und Stehen zu unterscheiden. In (Pärkkä *et al.*, 2006) entscheiden sich die Wissenschaftler nach Untersuchung zahlreicher Sensorkonzepte für die Platzierung eines 3D-Beschleunigungssensors am Handgelenk sowie eines 3D-Beschleunigungssensors und Magnetometers am Brustkorb des Anwenders. In der Studie werden folgende Signal-Charakteristika zur Einteilung der Aktivitätsklassen genutzt:

- Frequenz der vertikalen Beschleunigung des Brustkorbs
- Median der vertikalen Beschleunigung des Brustkorbs
- Spitzenleistung der vertikalen Beschleunigung des Brustkorbs
- Varianz der horizontalen Beschleunigung des Brustkorbs
- Summe der Varianzen der 3D-Beschleunigungen des Handgelenks
- Verhältnis der Leistungen verschiedener Frequenzbänder des horizontalen Magnetometer-Signals.

Unterschiedliche Klassifikationsmodelle wurden hier gegeneinander getestet und evaluiert. Laufen und Rennen könnten mit einer Genauigkeit von 78% bzw. 97% erkannt werden. Dieses System wurde durch Ermes *et al.* (2008) um weitere Sensoren ergänzt. Es wurden zusätzlich ein Temperatursensor, ein Lichtintensitäts- und Feuchtigkeitssensor und ein GPS-Logger integriert (Abbildung 3-11 (b)). Es wurde versucht, weitere Aktivitäten wie Fußballspielen und Radfahren zu identifizieren. Um die Eignung des entwickelten Systems zur Aktivitätsanalyse zu überprüfen, werden Experimente mit insgesamt 12 Versuchspersonen durchgeführt. Ein hybrid Modell, kombiniert aus mehreren Kalzifikationsalgorithmen, wurde entwickelt und evaluiert. Die Ergebnisse zeigten eine leichte Verbesserung gegenüber (Pärkkä *et al.*, 2006).

Auch weitere Aktivitäten wurden bereits in vielen Forschungsprojekten untersucht. In (Bao und Intille, 2004) wird ein System zur Analyse von 20 Alltagsbewegungen entwickelt und evaluiert, welches fünf bi-axiale, am Körper tragbare Beschleunigungssensoren zur Aktivitätserkennung nutzt. Die Sensoren werden völlig unabhängig voneinander an der Hüfte, dem Handgelenk, dem Oberarm sowie dem Ober- bzw. Unterschenkel fixiert (Abbildung 3-11 (a)). Das System wurde an 20 Probanden getestet. Den Probanden werden hierzu chronologische Anweisungslisten mit 20 Bewegungsmustern gegeben, die sie frei von Ort oder Zeit im Verlauf eines Tages abarbeiten können. Im Anschluss daran werden aus den aufgezeichneten Messdaten die Signaleigenschaften Mittelwert, Energie, Frequenzbereichs-Entropie sowie die Korrelation der Beschleunigungsdaten berechnet. Ein Entscheidungsbaum-Algorithmus wurde für die Analyse der Daten verwendet.

Die Auswertung der Experimente zeigt, dass der Entscheidungsbaum-Algorithmus eine durchschnittliche Erkennungsrate von 84% aufweist. Die Anbindung zweier Sensoren am Oberschenkel bzw. Handgelenk erwies sich in der Untersuchung trotz minimaler Sensoranzahl als besonders zielführend. Die Genauigkeit der Erkennung ausgewählter Aktivitäten wird in Tabelle 3-1 dargestellt.

Tabelle 3-1: Genauigkeit der Erkennung ausgewählter Aktivitäten nach Bao und Intille (2004)

Aktivität	Genauigkeit
Gehen	89,71 %
Sitzen	94,78 %
Laufen	87,68 %
Radfahren	96,29 %
Treppensteigen	85,61 %

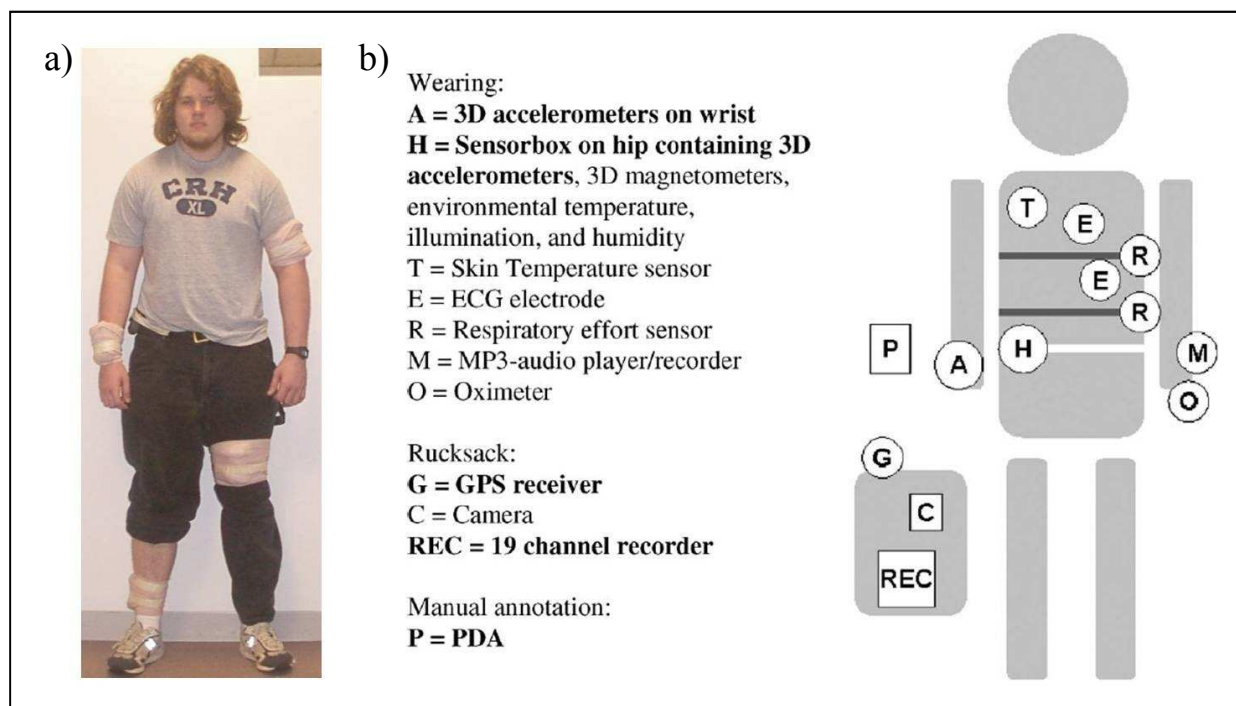


Abbildung 3-11: a) Fünf voneinander unabhängige Beschleunigungssensoren werden an der Hüfte, dem Handgelenk, dem Oberarm sowie dem Ober- bzw. Unterschenkel fixiert. Die Daten werden am Rechner mit einem Entscheidungsbaum-Algorithmus analysiert (entnommen aus Bao und Intille, 2004). b) Mehrere Sensoren werden am Körper befestigt. Die Ergebnisse werden mit unterschiedlichen Klassifikationsmodellen analysiert und getestet (entnommen aus Ermes *et al.*, 2008).

Die Position der Sensoren an der Körperoberfläche ist dabei sehr wichtig. Die beste Sensorposition für bestimmte Aktivitäten untersuchten Kern *et al.* (2003). Hierfür wurden bis zu 48 Beschleunigungssensoren an bestimmten Körperregionen befestigt. Die Entscheidung, welche Platzierung der Einzelsensoren für Fragestellungen der Aktivitätsanalyse als besonders zielführend anzusehen ist, wird von Experimenten getroffen. Die untersuchten Bewegungen sind dabei Sitzen, Stehen, Gehen, Treppensteigen, Händeschütteln und Schreiben an einem Whiteboard bzw. auf einer Computertastatur. Bei der Auswertung der Daten führt die Kombination mehrerer Einzelsensoren zu den besten Ergebnissen. Vor allem bei komplexen Bewegungen zeigt sich die Notwendigkeit, mehrere unabhängige Sensorwerte für die Klassifizierung zu nutzen. Die Anordnung der Sensoren muss dabei jeweils individuell an die gewünschten Bewegungsmuster angepasst werden.

Für Bewegungen, die vor allem durch Veränderungen der Beinstellung charakterisiert werden (wie z.B. Gehen oder Treppensteigen), stellen die Wissenschaftler in ihrer Veröffentlichung fest, dass Sensorpositionen an der Hüfte und den Knöcheln aussagekräftige Messdaten zur Bewegungsanalyse liefern. Des Weiteren kann laut den Forschern nicht pauschal gesagt werden, dass eine größere Sensoranzahl gleichzeitig zu einer verbesserten Kontexterkenkung führt. Vielmehr muss die Abhängigkeit der Bewegungsmuster von den jeweiligen charakteristischen Gelenkstellungen untersucht werden. Maurer *et al.* (2006) untersuchten die Positionierung der Sensoren an Handgelenk, Hals, Gürtel, Brust- bzw. Hosentasche sowie die Mitnahme in einem Rucksack. Als Sensormodul wurde eine Messuhr vorgeschlagen. Diese beinhaltet einen Beschleunigungssensor, einen Temperatursensor, einen Lichtsensor und ein Mikrofon. Die Daten können in einem integrierten Flashspeicher gespeichert werden. In der Studie wird eine Analyse folgender 6 Bewegungsmuster angestrebt: Sitzen, Stehen, Gehen, Treppensteigen auf- bzw. abwärts und Laufen. Bei der Auswertung der Experimente zeigte sich, dass der Entscheidungsbaum-Algorithmus einen guten Kompromiss zwischen Erkennungsgenauigkeit und Rechnerbeanspruchung realisiert. Je nach Sensorpositionierung und Sensorwahl können durchschnittliche Erkennungsraten von bis zu 92 % erzielt werden. Die Unterscheidung zwischen Sitzen, Gehen und Laufen kann ebenfalls mit einem einzigen Beschleunigungssensor gute Ergebnisse liefern. Czabke *et al.* (2009) stellten ein Beschleunigungssensormodul vor, das in der Hosentasche getragen werden kann und bei der Klassifikation gute Ergebnisse liefert. Das Besondere daran ist, dass die gesamte Auswertung im Modul stattfindet. Lediglich das Ergebnis wird auf dem integrierten Flashspeicher abgelegt.

3.7 Sturzerkennung

Es gibt viele Firmen, die sich auf das Gebiet Sturzerkennung spezialisiert haben. Sie entwickeln und verkaufen Geräte, die einen Sturz automatisch erkennen oder den Betroffenen die Möglichkeit bieten, einen Sturz zu melden. Diese sind entweder am Körper getragene Messeinrichtungen oder externe, immobile Messeinrichtungen, beispielsweise in Form von Videokameras oder sensitiver Bodenbeläge. Der *Extra Panic Button* von *BrickHouse Alert®* wird um den Hals getragen und beinhaltet einen Notfallknopf (Abbildung 3-12 (a)). Stürzt der Benutzer, kann er den Notfallknopf betätigen. Dieser verbindet sich mit einer zentralen Einheit, wodurch ein Pfleger kontaktiert wird. Sehr oft aber wird der Betroffene nach dem Sturz ohnmächtig und kann den Knopf nicht betätigen. *Tunstall Piper FallDetector* von *TUNSTALL GmbH* befasst sich mit diesem Problem und erkennt den Sturz automatisch (Abbildung 3-12 (b)). Der Benutzer hat ebenfalls die Möglichkeit, durch Betätigen eines Notfallknopfes einen Alarm manuell auszulösen.

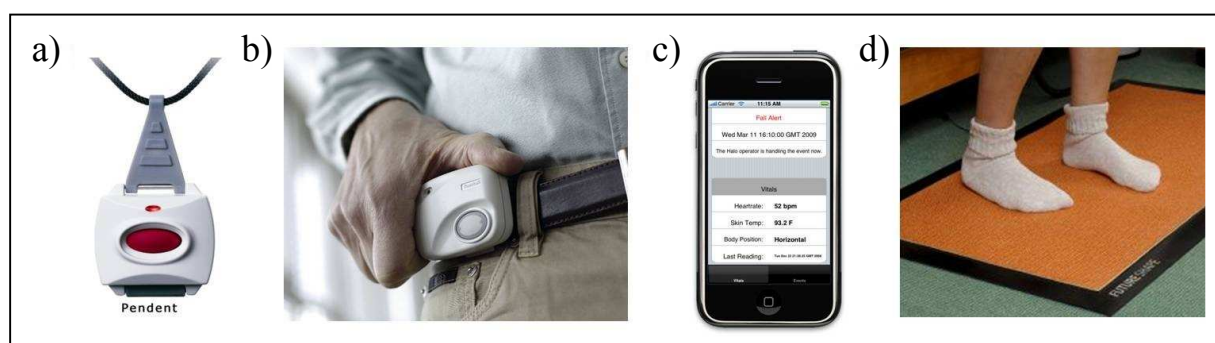


Abbildung 3-12: a) Extra Panic Button von BrickHouse Alert®: Nutzer können nach einem Sturz einen Pfleger benachrichtigen. b) Der Tunstall Piper FallDetector von TUNSTALL GmbH erkennt einen Sturz automatisch und meldet diesen. c) Eine Smartphone Applikation zur automatischen Sturzerkennung. d) Die Bewegungs-Matte von SensFloor® wird neben das Bett gelegt und erkennt automatisch einen Sturz.

Da viele Smartphones ebenfalls mit einem Beschleunigungssensor ausgestattet sind, werden auch zunehmend Applikationen zur automatisierten Sturzerkennung angeboten wie z.B. *FALL ALERT* für *iPhone* (Abbildung 3-12 (c)). Da aber viele Senioren beim Aufstehen und aus dem Bett Gehen am meisten gefährdet sind, werden auch Sensormatten angeboten wie z.B. die *Bewegungs-Matte* von *SensFloor*®. Stürzt der Betroffene auf der Matte, so wird dies erkannt und gemeldet (Abbildung 1-12 (d)).

Seit mehr als 20 Jahren wird auf dem Gebiet der Sturzerkennung geforscht. Im Jahr 1991 schlugen Lord und Colvin (1991) die Verwendung von beschleunigungs- oder video-basierten Erkennungsalgorithmen vor. Sie waren aber der Ansicht, dass sich die Methode mit Beschleunigungssensoren durchsetzen werden, weil eine Überwachung mit Kameras zu große Einschnitte in die Privatsphäre der Personen bedeutete. Sie stellten ebenfalls ein Messsystem vor, mit dem eine Erkennung möglich ist. Das Messsystem besteht aus einem Beschleunigungssensor und einem Mikrocontroller. Die Daten wurden auf einem integrierten Flashspeicher gespeichert. Williams *et al.* (1998) haben in einer Studie Stürze klassifiziert, Anforderungen an ein automatisches Sturzerkennungssystem analysiert, einen Indikator für die Früherkennung von Stürzen vorgeschlagen und abschließend ein fertig implementiertes System vorgestellt. Das System wurde am Körper getragen. Eine zentrale Recheneinheit am Körper liest die Sensordaten ein. Diese kann kabellos mit einer ortsfesten Kommunikationseinheit kommunizieren. Wird ein Sturz gemeldet, so wird das Pflegepersonal über die Kommunikationseinheit benachrichtigt. Folgende Anforderungen sind an ein Sturzerkennungssystem zu stellen:

- Es muss einen Sturz erkennen und ggf. einen Alarm auslösen, dessen Zeitpunkt bestimmen und mit einer Basisstation (Kommunikationseinheit) kommunizieren können.
- Ebenso sollte bei einem erkannten Sturz der Träger über dessen Erkennung und die eingeleiteten Hilfemaßnahmen audiovisuell oder haptisch informiert werden und ihm die Möglichkeit des Abbruchs des Alarms gegeben werden.
- Der Träger sollte unabhängig von automatisch erkannten Stürzen eigenständig Hilfe anfordern können.
- Die Algorithmusparameter sollten nachträglich einstellbar und die Sensoren neu kalibrierbar sein.

Als ein Sturzalgorithmus wurde folgendes vorgestellt: Erkennt ein Schocksensor eine hohe Beschleunigung, wird die Lage der Person überprüft. Steht die Person, wird davon ausgegangen, dass sie gegen etwas gestoßen ist. Liegt die Person, wird von einem Sturz ausgegangen. Allerdings wurden Versuche oder Ergebnisse dazu nicht veröffentlicht. Jahre später wurden erste versuchstaugliche Modelle von verschiedenen Forschungsgruppen vorgestellt.

Mathie *et al.* (2001) stellen in ihrer Arbeit ein Modul vor, das am Gürtel getragen wird. Das Modul besteht aus einem im Gehäuse integrierten dreiachsigen Beschleunigungssensor und einer Controller-Einheit. Die Daten werden an einen Rechner geschickt und nachträglich ausgewertet. Mit diesem Modul wurde versucht, verschiedene, aus medizinischer und pflegetechnischer Sicht relevante Indikatoren zu erkennen und auszuwerten. Dazu gehören die Abschätzung des Stoffwechselenergieverbrauchs, des Mobilitätsverhaltens und eine Untersuchung des Gangs. Aber auch ein einfacher Algorithmus zur Erkennung von Stürzen wird angegeben. Karantonis *et al.* (2006) haben dieses System erweitert. Dabei wurde ein Echtzeitklassifikator für folgende Fälle implementiert:

- Erkennung von Perioden der Rast und der Aktivität
- Orientierungserkennung
- Erkennung von Stürzen oder Gehen.

Außerdem wurde wieder eine Funktionalität zur Schätzung des Stoffwechselenergieverbrauchs implementiert. Im Gegensatz zur Studie von Mathie *et al.* (2001) finden in diesem Gerät fast alle Auswertungen auf dem Modul statt. Das Modul besteht aus zwei 2D-Beschleunigungssensoren, einem Mikrocontroller und einer ZigBee⁹-Kommunikationseinheit. Der vorgestellte Algorithmus zur Sturzerkennung berechnet den Neigungswinkel und den Beschleunigungsbetrag. Ein möglicher Sturz „possible-fall“ wird daraus berechnet und an das Pflegepersonal gemeldet. Pflegepersonal, das sich um die eingehenden Nachrichten an der Empfangseinheit kümmert, muss anhand der mitübermittelten Daten weitere Schritte selbst einleiten. Es wurde aber auch ein Vorschlag für die Automatisierung dieses Vorgangs gemacht. Im Rahmen der Arbeit wurden auch Experimente durchgeführt. Dabei führten sechs gesunde Probanden folgende Aufgaben durch:

- Lageänderungen (Sitzen zu Stehen und Liegen zu Sitzen)
- Liegen
- Gehen (langsam/normal/schnell)
- Stürzen (auf eine Matratze; mit Wiederaufrichten und ohne, sowie von einem Stuhl)

Abschließend wurde noch ein Parcours aus Sitzen, Gehen, rücklings Hinlegen und Aufrichten durchlaufen. Das Stürzen konnte mit einer Genauigkeit von $86,7 \pm 18,3\%$ erkannt werden. Die Ungenauigkeiten wurden laut den Autoren auf das Verwackeln der Sensoreinheit am Gürtel zurückgeführt.

Prado *et al.* (2002) haben daher versucht, ein Sturzerkennungssystem zu entwickeln, welches auf Höhe des Sacrum (Kreuzbein) auf der Haut des Trägers aufgeklebt wird. Dies wurde begründet mit der Erhöhung der Überwachungsabdeckung (im Vergleich zu am Gurt getragener Systeme) und mit der Vermeidung des Verwackelns und Verschiebens des Sensors. Das Modul besteht aus zwei 2D-Beschleunigungssensoren und einem Mikrocontroller. Die Daten werden gelesen und in einer tragbaren zentralen Einheit gesammelt. Diese kommuniziert kabellos mit einer ortsfesten Basisstation. Ein Algorithmus zur Auswertung der Sensorwerte wurde durch Diaz *et al.* (2004) vorgestellt. Der vorgestellte Algorithmus zur Sturzerkennung erkennt einen Sturz wenn innerhalb einer Zeitperiode Δt_n mindestens N der M Sensoren sowohl...

- eine Überschreitung eines voreingestellten Beschleunigungswertes als auch
- die Überschreitung der Beschleunigungssignalenergie bei Signalfrequenzanteilen über 5 Hz über einen Schwellwert E_{MIN}

gemeldet haben. Der Algorithmus wurde mit voreingestellten Standard-Schwellwerten an acht freiwilligen Probanden getestet. Folgende Versuche je auf hartem wie auf weichem Boden wurden durchgeführt: Stehen, Sitzen, Gehen, Treppensteigen und Springen, Kniefallen und horizontales Fallen von einer Bank. Von 48 Stürzen konnten 43 korrekt erkannt werden (89,6%). Hauptsächlich Stürze auf weichen Grund wurden nicht erkannt.

⁹ ZigBee ist ein Funknetz Standard, der im Jahr 2002 von Zigbee-Allianz entwickelt wurde.

Ungerechtfertigte Sturzmeldungen traten wegen des niedrigeren Energieeintrags in die Signale am häufigsten bei leichteren Personen auf. Durch individuell angepasste Schwellwerte konnten die Ergebnisse aber verbessert werden. Die Schwellwerte für verschiedene Personen schwankten teilweise signifikant zwischen einerseits den Personen, andererseits den Bodenmaterialien. Noury *et al.* (2003) haben zur gleichen Zeit ein neues Modul entwickelt, das lateral in einer Achselhöhle getragen wurde. Dabei wird es mit einem Gurt befestigt. Das Modul besteht aus zwei orthogonal angeordneten, zweiachsigen Beschleunigungssensoren, einem Mikrocontroller, einem Funkmodul, einem Taster und einem Buzzer. Der vorgestellte Algorithmus berechnet dabei aus dem so erhaltenen Signal den Neigungswinkel des Oberkörpers und die Neigungsänderungsgeschwindigkeit, um semantisch sinnvolle Sturzscenarien anzugeben. Der Buzzer wird bei einer Erkennung aktiviert, um den Träger gegebenenfalls über Fehlalarme zu informieren. Dieser kann dann über den ebenso eingebauten Taster die Erkennung zurücksetzen und somit eine Alarmierung des Pflegepersonals oder gar des Rettungsdienstes abbrechen. Es wurden Versuche mit diesem Algorithmus an zehn jungen, gesunden Testpersonen durchgeführt. Dabei wurden zusätzlich zu dem implementierten Gerät optische Reflektoren getragen, um die Versuche außerdem per Videoüberwachung beobachten zu können. Die Versuche bestanden aus Rück- und Vorwärtsfällen und Ohnmachtssituationen. Im Gegensatz zu anderen Forschungen wurden hier ebenfalls Alltagsabläufe getestet. Die gesamte Spezifität lag bei 83,0%, die Sensitivität bei 79,0%. Dabei wurden fälschlicherweise Stürze, bei denen der Proband aus eigener Kraft wieder aufstand, als Stürze klassifiziert.

Luo und Hu (2004) sowie Hwang *et al.* (2004) haben sich ebenfalls zeitgleich mit dieser Thematik befasst. Luo und Hu (2004) entwickelten ein System aus drei Blöcken, die am Gürtel getragen werden: ein Signalerfassungs-, ein Signalverarbeitungs- und ein Telekommunikationsblock. Drei zweiachsige Beschleunigungssensoren wurden im Signalerfassungsblock eingelesen. Die Daten wurden an den Signalverarbeitungsblock geleitet, der die Erkennung von Stürzen übernahm. Im Falle eines erkannten Sturzes übermittelt er eine Nachricht an den Telekommunikationsblock, der diesen Alarm dann an eine Empfangsstation weiterleitet. Das System wurde außerdem in ein Vorfelddexperiment evaluiert. 15 Testläufe „Mensch steht/läuft“ und sieben Testläufe „Mensch sitzt“ wurden alle korrekt klassifiziert. Von den zehn Versuchen „Mensch stürzt auf Boden“ bzw. sieben „Dummy stürzt auf Boden“ wurden ebenso alle Versuche korrekt klassifiziert. Rechnerisch ergibt sich somit für diese verhältnismäßig kleine Anzahl an Versuchen sowohl eine Spezifität als auch eine Sensitivität von 100%. Hwang *et al.* (2004) gehörten zu den ersten, die in ihr System neben einem Beschleunigungssensor auch ein Gyroskop und einen Neigungssensor verwendeten. Die Sensoren wurden zusammen mit einem Mikrocontroller und einer Bluetooth-Kommunikationseinheit in einem Gehäuse an der Brust getragen. Dabei wurde das Modul mit einem Gürtel, der unter den Achselhöhlen durchgezogen wurde fixiert. Die Auswertung der Sensorsignale fand allerdings in einem zusätzlichen Datenerfassungsprogramm am Rechner statt. Der Algorithmus besteht ähnlich wie bei anderen Arbeiten aus vier Schritten:

1. Zuerst wird überprüft, ob die Person liegt.
2. Anschließend wird geprüft, ob während der letzten 100 Abtastschritten eine übermäßige Beschleunigung aufgetreten ist (wie z.B. bei einem Aufprall).
3. Abschließend wird nach einer Ruhezeit getestet, ob sich die Person in der Zwischenzeit bewegt hat.
4. Wenn dies nicht der Fall ist, wird ein Sturz angenommen.

Das System wurde an drei jungen Testern, die je zehnmal Vor-, Rück- und Seitwärtsstürze und je einmal Sitzen, Stehen und Alltagssituationen simulierten, evaluiert. Von insgesamt 123 Stürzen wurden dabei 119 (96,7%) erkannt, vier Seitwärtsstürze wurden nicht erkannt. Die Fehleranfälligkeit des Systems lässt sich aufgrund der vergleichsweise niedrigen Anzahl an Nichtsturz-Versuchen nicht sinnvoll abschätzen.

Ein interessanter Ansatz für ein Sturzerkennungssystem wurde von Lindemann *et al.* (2005) beschrieben. Das vorgestellte System besteht aus zwei rechtwinklig zueinander angeordneten, zweiachsigen Beschleunigungssensoren, die hinter am Ohr in einem Hörgerät integriert sind. Die Daten werden nach dem Lesen und Vorverarbeiten zur späteren Auswertung in eine integrierte Speicherkarte geschrieben. Der Algorithmus berechnet aus Beschleunigungssignalen das Geschwindigkeitsäquivalent, das dann mit einem Schwellwert verglichen werden kann. Ein Sturz wird erkannt, sobald die Beschleunigung in der Transversalebene über $2g_m$ steigt und die resultierende Geschwindigkeit des Kopfes $0,7 \text{ ms}^{-1}$ beträgt. Das Prinzip wurde in Keck *et al.* (2008) weiterverfolgt. Diesmal wurden die Daten per Kabel von einer zusätzlichen Mikrocontrollereinheit, die am Bauch fixiert ist, gesammelt und per Bluetooth an einen Empfänger übermittelt. Die Erkennung basiert hier auf drei Schritten:

1. Der Betrag des Beschleunigungsvektors wird berechnet. Der PC berechnet daraus den Mittelwert und die Varianz des Beschleunigungsbetrags
2. Eine Abschätzung der Winkeländerung zwischen *vor* und *nach* dem Sturz wird gemacht werden.
3. Abschließend wird eine zeitliche Integration des Beschleunigungsbetrags in den Grenzen von Sturzbeginn bis -ende vorgenommen.

Danach wurde das System zwei Jahre lang in drei deutschen Pflegeheimen getestet. Während dieser Zeit sind drei protokollierte Stürze aufgetreten, von denen zwei erkannt wurden. Ca. 1800-mal meldete das Sensorsystem Daten an die Empfangsstation – davon wurde korrekterweise kein Sturz erkannt. Damit beträgt die Spezifität des Systems 100% – aufgrund der sehr wenigen aufgetretenen Stürze ist die Sensitivität jedoch nicht zu beurteilen. Beeinflusst von dieser Studie erarbeiteten Wang *et al.* (2008) ein System, das, ebenfalls in einem Hörgerät integriert, Stürze erkennen soll. Beim Testen des Systems durch fünf gesunde Versuchspersonen wurden je 21 Stürze gestellt, was eine Gesamtzahl von 105 Messdatenpaketen ergibt. Davon wurden alle Stürze richtig klassifiziert. Da nur insgesamt 10 Alltagsversuche (Hinlegen, alle korrekt erkannt) gemacht wurden, ist eine Spezifität nicht sinnvoll anzugeben.

Srinivasan *et al.* (2007) befassten sich ebenfalls mit Stürzen im Alltag älterer Menschen und präsentierten ein System, welches einerseits auf dem bekannten Prinzip der Sturzerkennung mittels körperfester Beschleunigungssensoren, andererseits aber auch auf ortsfesten Infrarot-Sensoren basiert. Dabei wird das Modul, das aus einem dreiachsigen Beschleunigungssensor, einem Mikrocontroller und einer kabellosen Kommunikationseinheit besteht, auf der Höhe der Hüfte getragen. Die Auswertung findet am Rechner statt. Zusätzlich werden in den zu überwachenden Räumen auf Deckenhöhe passive Infrarotsensoren angebracht, die Bewegungen erkennen können. Die erste Phase der Sturzerkennung besteht aus einer Schwellwertuntersuchung des resultierenden Beschleunigungssignals. Bei Überschreitung einer dieser Schwellwerte wird nach vier Sekunden mittels Infrarotsensoren überprüft, ob der Betroffene eine Bewegung im Raum vornimmt und ob es eine Änderung der Lage des Körpers gegeben hat. Sind beide Fälle gegeben, wird ein Sturz erkannt.

Das System wurde anschließend an 15 Probanden getestet. Sie haben folgende Aktivitäten durchgeführt: Sitzen, Stehen, Gehen, Laufen, Hüpfen, Klettern, Rotieren in einem Drehstuhl als Alltagssituationen (insgesamt 1288 Messwertaufnahmen) und Stürzen in Vor-, Rück- und Seitwärtsrichtung (insgesamt 96 Versuche). Die Sensitivität lag dabei bei 94,8% (ohne und mit Infrarot-Überwachung), die Spezifität bei 99,1% bzw. 100% (ohne/mit Infrarot-Überwachung).

Einen Ansatz für ein intelligentes Textil, welches in der Lage ist, Stürze zu detektieren, liefern Anania *et al.* (2008). Dabei wurde eine Feuerwehrjacke modifiziert und mit verschiedenen Sensoren, einer zentralen Recheneinheit und einem kleidungsinternen Kommunikationssystem ausgestattet. Der Beschleunigungssensor wurde oberhalb des rechten Schlüsselbeins in der Jacke integriert. Als Algorithmus verwendeten die Autoren den Ansatz von Noury *et al.* (2003). Das System wurde in einer Laborumgebung getestet. Dabei wurden insgesamt 50 Stürze (Stürzen aus dem Stehen, Gehen, Rennen und Springen) und 70 andere Aktivitäten (Gehen, Rennen, Springen, Einwirkung von Erschütterungen) simuliert. Es konnten so eine Sensitivität von 98,0 % und eine Spezifität von 100% erreicht werden.

Andere Arbeitsgruppen haben ebenfalls versucht, durch Einsatz zusätzlicher Sensoren eine Verbesserung der Genauigkeit zu realisieren. Lueder *et al.* (2009) benutzen z.B. ein Luftdrucksensor in ihrem Modul. Da das Stürzen eine Höhenänderung und daraus resultierend eine Luftdruckänderung zu Folge hat, wird diese mittels des Luftdrucksensors gemessen. Somit kann eine Lageänderung identifiziert werden. Mihailidis (2005) befestigte ein Videoüberwachungssystem an der Decke und entwickelte einen Überwachungsalgorithmus zur Sturzerkennung. Dabei konnten 77% der gestellten Stürze erkannt werden. Alwan *et al.* (2006) messen die Bodenvibrationen und entwickelten darauf basierend einen Sturzerkennungsalgorithmus.

3.8 Darstellung der Informationen

Zur Darstellung der erfassten und analysierten Daten werden üblicherweise neben Mikrocontrollergesteuerten LCD-Displays PC- (oder PDA¹⁰-) und TV-basierte Systeme verwendet.

3.8.1 PC-basierte Anzeige:

In der Forschung gibt es viele Systeme, die den PDA oder PC für die Anzeige und das Speichern von Vitaldaten verwenden. Ein solcher PDA wird im Projekt „Guardian – Personal Biotelemetric System“ verwendet (Janckulik *et al.*, 2008). Das System soll den Patienten nach einer Erkrankung für die Zeit seiner Rehabilitation dauerhaft begleiten und seine Vitalparameter wie Puls, Körpertemperatur, Sauerstoffsättigung, und EKG aufzeichnen. Ebenso wird eine PDA im „MobiHealth System“ verwendet (Van Halteren *et al.*, 2004). Dieses ist ein „Body Area Network (BAN)“, das verschiedenste Sensoren mit einer „Mobile Base Unit (MBU)“ verknüpft. Es besteht im Wesentlichen aus Sensoren, Aktoren, Kommunikations- und Verarbeitungsschnittstellen. Das LifeShirt-System (Grossmann, 2004) hingegen benutzt den PC für die Darstellung der Informationen. Es handelt sich um eine mobile Datenerfassungs- und Verarbeitungsplattform, bestehend aus dem LifeShirt, einem Datenrekorder und einer PC-basierten Auswertungssoftware. Sensoren in einem T-Shirt-ähnlichen Kleidungsstück messen kontinuierlich Atmung, EKG, Aktivität und Körperhaltung. Zur Anzeige und Auswertung der Daten wird die Vivologic™-Software auf einem PC verwendet.

¹⁰ Personal Digital Assistant

3.8.2 TV-basierte Anzeige:

Bei diesen Systemen werden die Informationen, die aus den ermittelten Daten gewonnen wurden, auf dem Bildschirm handelsüblicher TV-Geräte dargestellt.

Forschungsprojekte wie z.B. „Smarter Wohnen NRW“ benutzen die Ausstattung von Wohnungen mit vernetzter Haustechnik (Deiters *et al.*, 2004). Die Informationen werden dabei auf einem Fernseher dargestellt. Vergados *et al.* (2008) stellte ein System zur Verbesserung der Lebensqualität für ältere Menschen vor. Die erfassten Daten werden auf einem TV-Gerät dargestellt. Guillén *et al.* (2002) beschreiben ein telemedizinisches Untersuchungssystem. Es besteht auf Patientenseite aus einer PC-basierten Set Top box, einem TV-Gerät und einem "Monitoring Terminal", an das die verschiedensten Sensoren angeschlossen werden können. Zur Behandlung von Gleichgewichtsstörungen bei Schlaganfall-Patienten wird in Sugarman *et al.* (2003) eine "Nintendo Wii"-Spielkonsole verwendet.

3.9 Defizite im Stand der Technik

Die am Markt erhältlichen Systeme zur Bewegungserkennung sind üblicherweise für den Freizeit- und Sportbereich konzipiert und sind wegen mangelnder Genauigkeit für medizinische Anwendungen nicht einsetzbar. Die für bestimmte medizinische Probleme ausgelegten Lösungen sind trotz hoher Anschaffungspreise sehr individuell und können nicht für andere Anwendungen eingesetzt werden.

Die Untersuchungsbögen bei der Erkennung und Beurteilung der Symptome der Parkinsonkrankheit sind subjektiv, weil sie sich nur auf die Angaben der Patienten und die Bewertung der Ärzte beziehen. Die Bewertungen sind von Arzt zu Arzt unterschiedlich und können nicht von unerfahrenem Krankenhauspersonal durchgeführt werden.

Viele Systeme aus der Forschung zur medizinischen Bewegungserkennung bestehen aus einem kleinen Gehäuse, das irgendwo am Körper getragen wird. Das zieht folgende Probleme nach sich:

1. Die Verwendung eines einzigen Sensors führt dazu, dass viele Informationen über Bewegungsabläufe nicht aufgezeichnet werden.
2. Es besteht die Gefahr des Vergessens. Das wäre fatal, wenn ein medizinisches Messsystem deswegen nicht angewendet wird.
3. Das Tragen eines solchen Moduls an einer für andere sichtbare Stelle wie am Gurt hat stigmatisierende Wirkung. Gerade viele unabhängige und geistig fitte Personen wollen nicht ihre Abhängigkeit von einem Diagnose- oder Überwachungssystem demonstrieren. So lehnen viele das Tragen zu auffälliger Messsysteme im Alltag ab.

Die Sensormodule werden dabei entweder in einem Accessoire integriert oder sie werden am Körper befestigt. Die Befestigung erfolgt mit Bandagen (auf Brusthöhe oder in der Achselhöhle) oder durch Festkleben an einer entsprechenden Position.

Bei Langzeitaufnahmen entstehen dabei schmerzhaft Druckstellen. Andere Studien integrieren die Sensoren in enganliegende Westen. Diese werden für gewöhnlich als schwer in der Handhabung und ungemütlich für Langzeitaufnahmen empfunden.

Der Tragekomfort wird bei vielen vorgestellten Konzepten außer Acht gelassen. Selbst wenn es sich dabei um Prototypen handelt, wird nicht an der Alltagstauglichkeit des Messsystems gearbeitet. Daher finden viele Forschungsansätze - obwohl diese sehr gute Ergebnisse in Vorfeldexperimenten geliefert haben- keinen kontinuierlichen Einsatz in der diagnostischen Medizin.

Der Einsatz kleidungsintegrierter Sensoreinheiten versucht dieser Problematik entgegenzuwirken. Dabei werden die Sensoren an bestimmte Stellen geklebt, oder sie werden mit Druckknöpfen befestigt. Aus Hygienegründen muss ein Messkleidungsstück aber waschbar sein. Werden die Sensoren mit Druckknöpfen am Kleidungsstück befestigt, so können diese vor dem Waschen entfernt werden. Dieses Konzept ist allerdings nicht anwenderfreundlich. Das Wiederanbringen der Sensoren an den richtigen Stellen bedarf entsprechenden Know-hows und ist aufwendig. Eine andere Möglichkeit bietet die Kapselung der Sensorelektronik mit bestimmten Kunststoffen. Der Kunststoff muss allerdings biokompatibel und wärme- und (mechanischer) spannungsresistent sein. Das Kleben der gesamten Verkabelung und der Elektronik auf das Textil so wie es in manchen Forschungen realisiert wurde, ist stark materialabhängig und muss mit entsprechender Vorsicht gewaschen werden. Langen Waschvorgängen in der Waschmaschine hält das System nicht stand. Andere Möglichkeiten bietet der Einsatz leitender Textilien. Allerdings ist diese Methode mit sehr hohen Kosten verbunden.

Ein weiteres Defizit in vielen vorgestellten Methoden zeigt sich bei der Wahl der Auswerteeinheit. Die Auswerteeinheit, die die Daten der Sensoren einliest und weiterverarbeitet, besteht in manchen Systemen aus einem tragbaren Rechner, der am Rücken oder in den Seitentaschen getragen wird. Andere benutzen einen stationären PC für die Auswertung. Die Daten der Sensoren werden dabei entweder mit störenden Kabeln an den PC übertragen oder durch ein weiteres am Körper getragenes Funkmodul kabellos an den PC gesendet. Die ersten beschränken den Benutzer in seiner Bewegungsfreiheit und die zweiten benötigen ein zusätzliches Aufbereitungsmodul.

Die Darstellung der Informationen ist eine weitere Problemthematik in der Forschung. Die für den Benutzer oder den Arzt relevanten Informationen sind für gewöhnlich sehr kompliziert am PC abrufbar. Besonders viele Ältere, die keine guten PC Kenntnisse haben, sind mit diesen Systemen überfordert. Der Fernseher als allgegenwärtiges Anzeigesystem wird vernachlässigt.

4. Medizinische Bewegungserkennung

4.1 Aufgabenstellung

Ein medizinisches Bewegungsmesssystem wird erst dann als ein diagnostisches und therapeutisches System akzeptiert und eingesetzt, wenn es folgende Kriterien erfüllt:

- Nicht wie ein Messsystem aussieht,
- Den Benutzer nicht in seinem Alltag stört,
- Keine besondere Pflege und Behandlung benötigt,
- Einfach und zuverlässig benutzt werden kann und am wichtigsten,
- Den Benutzer in seinem Leben hilft und ihn unterstützt.

Grundsätzlich werden die medizinischen Bewegungssysteme hauptsächlich für die Analyse der Bewegungsstörungen, die Rehabilitation oder die Bewegungsüberwachung der gefährdeten Patienten entwickelt und eingesetzt. Menschen tragen in ihrem alltäglichen Leben je nach Geschlecht unterschiedliche Kleider und Accessoires. Diese sind mehr oder weniger permanente Begleiter einer Person im alltäglichen Leben. Die Integration von Systemen in Textilien wird daher schon seit den 90er Jahren versucht. Vorteil solcher Systeme ist die Tatsache, dass diese nicht vergessen werden können und in einer definierten Position am Körper anliegen (Niazmand und Lüth, 2010c). Durch unauffällige Integration von Beschleunigungssensoren in bestimmten Kleidungsstücken oder Accessoires können relevante Bewegungsdaten erfasst und analysiert werden. Beschleunigungssensoren können Bewegungen der Gliedmaßen erkennen, solange der Sensor mit dem jeweiligen Glied in Verbindung steht. Diese Verbindung kann direkt (mit Klettverschlüssen an den Gliedmaßen befestigt) oder indirekt (die Sensoren sind am Kleidungsstück befestigt, die die Person trägt) sein. Direkte Befestigung der Sensoren sowie deren Verkabelung an den Körperregionen ist aufwendig, muss von geschulten Personen durchgeführt werden und stört den Benutzer in seinem alltäglichen Leben ungemein. Eine Langzeitmessung ist somit nicht möglich. Für die medizinische Bewegungserkennung sind die Bewegungen der oberen Gliedmaßen (Unterarm, Oberarm), unteren Gliedmaßen (Oberschenkel, Unterschenkel), Hand (Finger, Mittelhand, Faustgelenk), Hüfte, Brust und Rumpf am wichtigsten.

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein neuartiges Bewegungsmesssystem vorgestellt und evaluiert. Das System besteht aus Beschleunigungssensoren, einer Elektronikeinheit und der notwendigen Verkabelung. Es wird in unterschiedlichen herkömmlichen Kleidungsstücken wie z.B. Hose, Shirt oder Handschuh integriert. Das im Kleidungsstück integrierte Messsystem soll folgende Eigenschaften aufweisen:

- Waschbar mit Waschmaschine
- Unauffällig und nicht vom Benutzer spürbar
- Die Daten auf einem wechselbaren Speichermedium speichern
- Drahtlose Kommunikation über ein abhörsicheres Kommunikationsprotokoll
- Interaktion mit dem Benutzer über bestimmte Eingaben (z.B. Taster) und Ausgaben (z.B. LEDs, Lautsprecher)

- Ausgabe der aufgenommenen, analysierten Informationen über einen PC oder über dem gewohnten Fernseher
- Kommunikation mit anderen medizinisch relevanten Messsystemen (wie z.B. Pulsmesssystem) für effektivere Auswertung
- Langzeitaufnahme der Daten durch akkubetriebene Spannungsversorgung
- Kostengünstig

Mit Patienten und Probanden wird die Funktionalität und Genauigkeit des Bewegungsmesssystems für die ausgewählten medizinischen Anwendungen evaluiert. Für diese werden wir, basieren auf unseren Messsystemen, Anwendungen entwickelt und getestet.

4.2 Erwartete Vorteile der Lösung

Das Messsystem kombiniert kostengünstige Herstellung und zuverlässige Funktionalität. Somit können es Ärzte und Patienten für die Diagnose und Therapie von Krankheiten mit Bewegungsstörungsmerkmalen einsetzen. Der Benutzer behandelt das Messsystem wie ein gewöhnliches Kleidungsstück und wird dadurch nicht in seinem alltäglichen Lebensablauf beeinträchtigt. Eine Langzeitaufnahme und Analyse der Bewegungsdaten ist gewährleistet. Der Anwender kann die Ergebnisse zuhause am PC oder an heimischen Fernseher anschauen. Das Messsystem leitet die kritisch eingestuften Bewegungen wie z.B. das Stürzen umgehend an einen Arzt oder Pfleger weiter. Durch Kommunikation mit einem anderen Messsystem lassen sich effizientere Aussagen über den Bewegungszustand des Benutzers treffen. Somit kann der Arzt bestimmte therapeutischen Maßnahmen besser auf den Benutzer zuschneiden und die Erfolge quantitativ nachweisen.

4.3 Abgrenzung

- Das Folgende diente als Ausgangsposition für diese Arbeit. In einem Pullover wurden 8 Beschleunigungssensoren zur Erfassung von Beschleunigungen in je 3 Freiheitsgraden integriert. Die Sensoren wurden positionsfest auf der Innenseite des Kleidungsstücks befestigt. Die Datenübertragung erfolgte über eingenähte, elektrische Verbindungen bis zu einem Anschluss am Bund des Textils. In einer zusätzlichen Verarbeitungseinheit erfolgte eine 12-Bit A/D Wandlung. Die Auswerteeinheit kann die Messung als Bewegungen einer Torsosimulation erfassen und auswerten. Die Sensoren wurden mit einem Gummiband nah am Körper fixiert. Anschließend wurde in einer initialen Kalibrierungsphase vor der Benutzung die relative Lage der einzelnen Sensoren bezüglich der Erdgravitation bestimmt und kalibriert. Danach war eine Darstellung der Bewegungen möglich. Der Messpullover wurde durch Kabel mit dem Rechner verbunden und war nicht waschbar. Das System wurde im Jahre 2007 am Lehrstuhl MiMed der TU-München entwickelt.
- Die Kommunikationsmodule sowie die entsprechenden Standards wurden nicht im Rahmen dieser Arbeit entwickelt. Sie wurden von der Firma *Nanotron Technologies GmbH* erworben.
- Das GSM-Modul wurde ebenfalls nicht im Rahmen dieser Arbeit entwickelt. Es wurde von der Firma *Round-Solution Ltd.* erworben.

5. Konzept

Die im vorherigen Kapitel gestellten Herausforderungen werden mit Systemen, die in der Form statischer und dynamischer Konzepte beschrieben werden, erfüllt.

5.1 Statische Konzeptbeschreibung

Das Messsystem besteht aus:

- Einem Kleidungsstück (Hose, Shirt oder Handschuh), mehrerer 3D-Beschleunigungssensoren, einer Elektronikeinheit und einer Spannungsversorgung (Abbildung 5-1). Die Elektronikeinheit liest die Sensordaten ein und verarbeitet diese. Der Akkumulator versorgt die Elektronikeinheit mit nötiger Spannung. Wird jeder einzelne Sensor mit einer separaten Elektronikeinheit verbunden, benötigt jede Einheit eine separate Versorgung. So wird der Gesamtbau des Systems größer. Daher werden mehrere Sensoren über eine gemeinsame Leitung mit einer einzigen Elektronikeinheit und folglich mit einer einzigen Spannungsversorgung verbunden. Die Spannungsversorgung besteht aus einem Akkumulator für die Versorgung des gesamten Systems mit der nötigen Spannung und der notwendigen Ladeelektronik. Die Elektronikeinheit besteht aus:
 - Zwei Mikrocontrollern zum Lesen und Auswerten der Sensoren. Somit kann ein Mikrokontroller die Steuerung aller Sensoren und Peripherien übernehmen. Der andere Controller übernimmt die rechenintensiven Berechnungen und dient als zentraler Hauptkontroller. Folglich können auch rechenintensive Algorithmen berechnet und analysiert werden,
 - Einer Echtzeit Uhr, damit die aufgenommenen Daten zeitlich zugeordnet werden können. Eine integrierte Batterie- Not-Versorgung ist von großer Bedeutung, damit die Uhrzeit bei einem entladenen Akku nicht verlorenggeht,
 - Taster zum Starten oder Stoppen einer Messung oder zum Auslösen eines Ereignisses (z.B. ein Alarm),
 - Zwei LEDs zum Signalisieren unterschiedlicher Anwendungszustände,
 - Lautsprecher, um akustische Ausgaben zu ermöglichen. Auch Melodien oder Textansagen sind möglich,
 - Speichermedium zum Speichern der Daten / Auswertungen,
 - Funkmodul zum kabellosen Senden und Empfangen von Informationen an andere Module und
 - Debugger-Schnittstelle zum Brennen neuer Anwendungen auf den Mikrocontroller oder zum Debuggen einer Anwendung.
- Ein handliches Gehäuse, das in Seitentaschen versteckt werden kann.

Das Messsystem soll in jedem Kleidungsstück integrierbar sein. Es soll nicht den Benutzer im Alltag beschränken und darf nicht von außen auffallen. Es soll vom Benutzer nicht gespürt werden, aber dennoch belastbar sein. Aus Hygienegründen soll das Messsystem waschbar sein.

Mittels Verkapselung werden Sensoren und Verkabelung waschbar. Das Verkapselungsmaterial ist biokompatibel und wasser-, waschpulver- und wärmeresistent. Nach der Wahl des Kleidungsstückes und der Bestimmung der Position der Beschleunigungssensoren wird die Länge der Kabelleitungen berechnet und das Sensornetzwerk aufgebaut. Ein Schneider näht an vorgegebene Positionen im Kleidungsstück eine Stoffhülse (Durchmesser ca. 1cm). Sie dient zum Fixieren der Sensoren an vorgegebene Stellen. Außerdem verhindert sie, dass der Benutzer das Kabelnetzwerk auf seiner Haut spürt. Im Rahmen dieser Arbeit wurde das System in Shirts, Hosen und Handschuhe integriert.

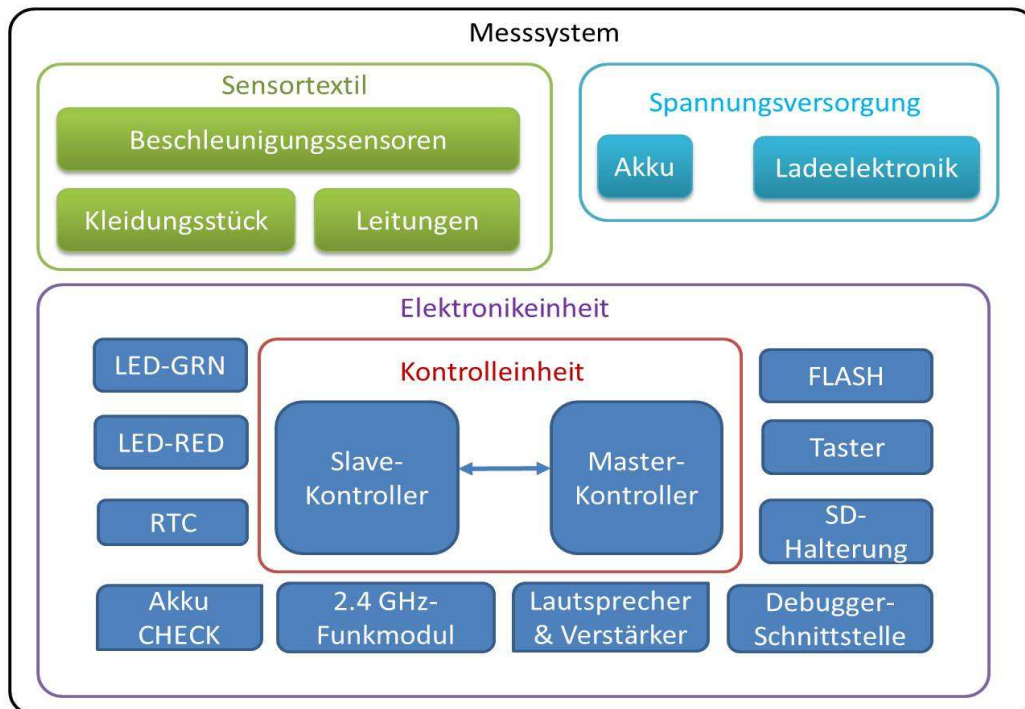


Abbildung 5-1: Schematische Darstellung der Komponenten des Messsystems

Shirt: Im Shirt wurden acht Beschleunigungssensoren integriert. Die Position der Sensoren ist in der Abbildung 5-2 dargestellt. Die y-Achse der Sensoren verläuft parallel zur Verkabelung und ist mit einem blauen Vektor gekennzeichnet. Die Orientierung der x- und der z-Achse der Sensoren im Raum ist nicht festgelegt.

Hose: In der Hose wurden fünf Beschleunigungssensoren integriert. Die Position der Sensoren ist in Abbildung 5-2 dargestellt. Die y-Achse der Sensoren verläuft ebenfalls parallel zur Verkabelung und ist mit einem blauen Vektor gekennzeichnet. Die Orientierung der x- und der z-Achse der Sensoren im Raum ist nicht festgelegt.

Handschuh: Im Handschuh wurden zwei Beschleunigungssensoren, ein Kontaktsensor und ein Drucksensor integriert. Die Position der Beschleunigungssensoren ist in Abbildung 5-3 dargestellt. Die x-, y- und z-Achse der Beschleunigungssensoren ist gekennzeichnet.

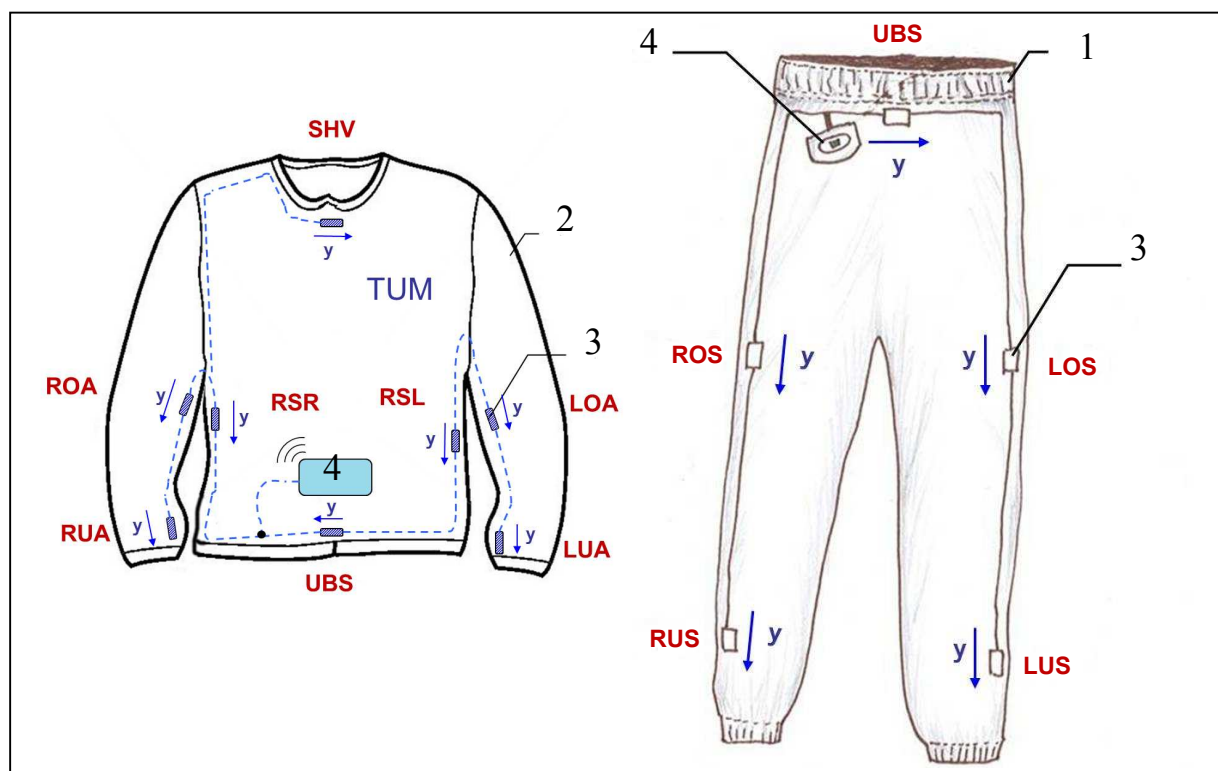


Abbildung 5-2: Graphische Darstellung des Messsystems: Hose (1), Shirt (2), Beschleunigungssensoren (3) und Elektronikeinheit (4). Die y-Achse der Sensoren ist wie dargestellt parallel zum Kabelverlauf. LUS: linker Unterschenkel; RUS: rechter Unterschenkel; LOS: linker Oberschenkel; ROS: rechter Oberschenkel; UBS: unter Bauch Sensor ; LUA: linker Unterarm; RUA: rechter Unterarm; LOA: linker Oberarm; ROA: rechter Oberarm; RSL: Rumpfseite links; RSR: Rumpfseite rechts; UBS: Unterbauchsensor und SHV: Sensor Hals Vorne (entnommen aus: Niazmand *et al.*, 2010b).

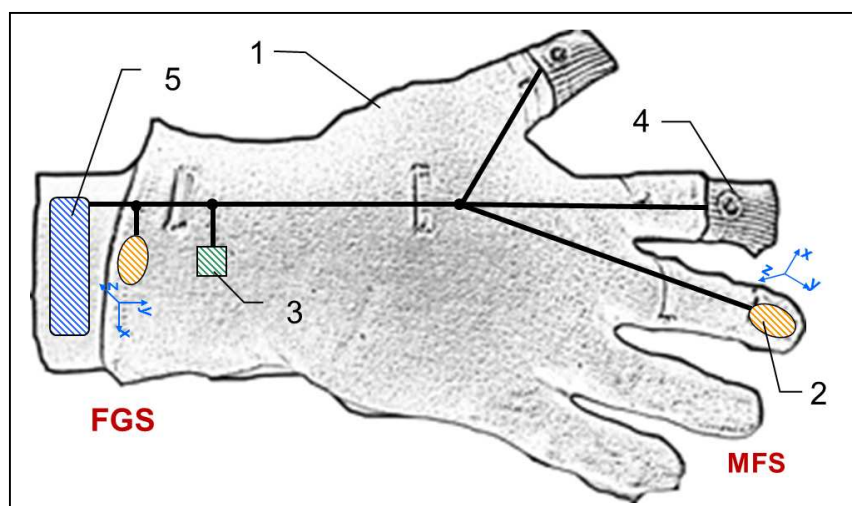


Abbildung 5-3: Graphische Darstellung des Messsystems. Handschuh (1), Beschleunigungssensoren (2), Drucksensor (3), Kontaktsensor (4) und Elektronikeinheit (5). Die x-, y-, z-Achse der Beschleunigungssensoren sind dargestellt. FGS: Faustgelenksensor; MFS: Mittelfingersensor (entnommen aus: Niazmand *et al.*, 2011a).

Die aufgenommenen Daten und deren Auswertungen können über ein Empfänger-Modul durch drahtlose Kommunikation oder über ein wechselbares Speichermedium einem PC bereitgestellt werden (Abbildung 5-4). Eine PC Applikation visualisiert und dokumentiert die Daten.

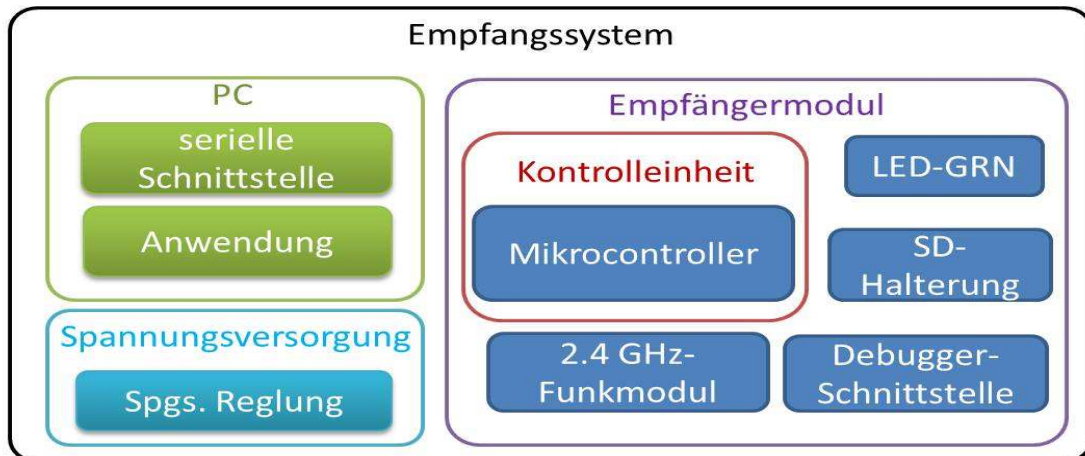


Abbildung 5-4 : Schematische Darstellung der Komponente des Empfangssystems

Für einfache und intuitive Anwendungen im vertrauten Zuhause durch den Benutzer stellt ein Fernseher die Auswertungen ebenfalls über ein TV-Modul dar (Abbildung 5-5). Das TV-Modul überlagert diese Informationen bei Bedarf auf das aktuelle Fernsehprogramm. Es besteht aus einem Mikrocontroller, einem Videotreiber zum Generieren und Überlagern von Fernsehbildern, und einem Funkmodul.

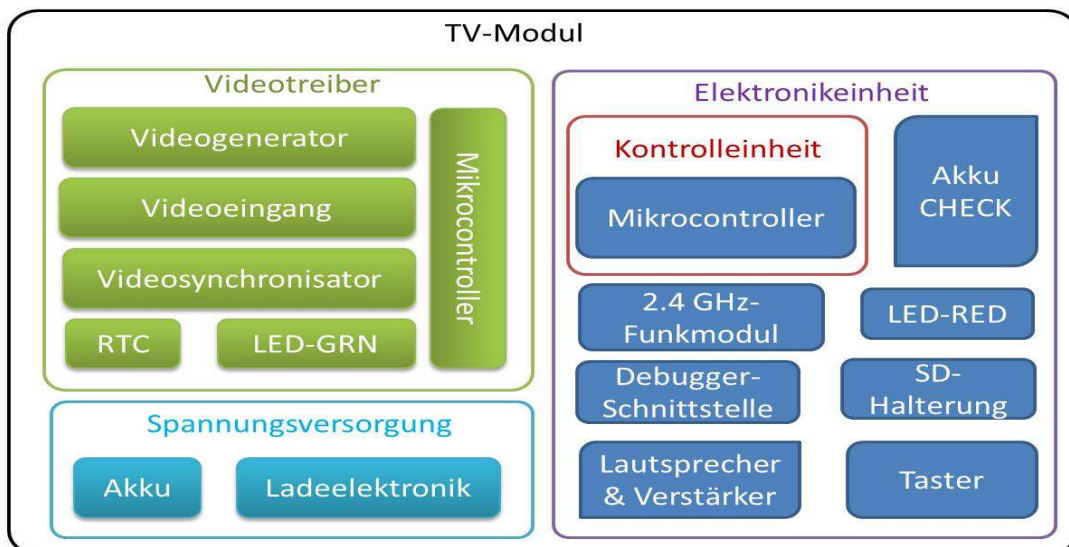


Abbildung 5-5: Schematische Darstellung der Komponenten des TV-Moduls

Durch drahtlose Kommunikation mit weiteren Modulen¹¹ wie z.B. einem „Puls- und Sauerstoffsättigungsmodul“ oder „SMS-Modul“ kann das Messsystem effizienter die Daten auswerten oder Alarmnachrichten per SMS an Ärzte und Pfleger versenden. Ein solches Modul (Abbildung 5-6) besteht aus einem Mikrocontroller, einem Funktionschip (Sensor, GSM, etc.), einem Funkmodul und einem Akkumulator für die Spannungsversorgung.

¹¹ Diese Module kommunizieren alle über die gleiche Frequenz und gleiches Protokoll mit einander.

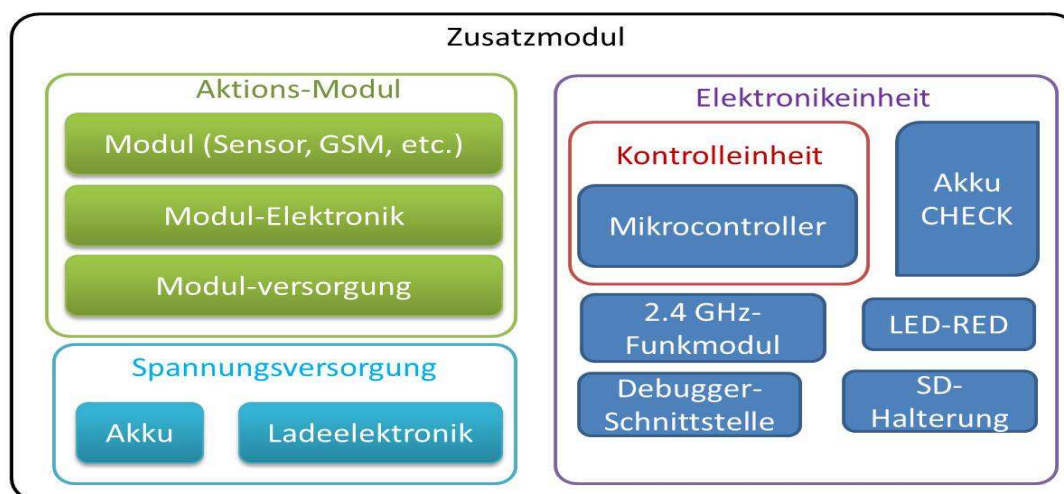


Abbildung 5-6: Schematische Darstellung der Komponenten des Mess-Moduls

5.2 Dynamische Konzeptbeschreibung

Eine Messung mit dem Messsystem beginnt, wenn der Benutzer das Kleidungsstück anzieht und die Messung startet. Der Benutzer kann zusätzlich vor der Messung die Aufnahmeeinstellungen wie die Aufnahmefrequenz oder die Auflösung der Sensoren in der Elektronikeinheit einstellen. Je nach Anwendung kann der Benutzer die aufgenommenen Daten rechtzeitig an ein PC-Empfänger-Modul oder eine TV-Box senden oder sie vorerst auf einem wechselbaren Speichermedium speichern und nachträglich am PC visualisieren.

5.2.1 Aufnahme und Analyse der Bewegungsdaten:

Das Messsystem bietet eine Hardware für unterschiedliche Anwendungen. Je nach medizinischer Anwendung werden unterschiedliche Eigenschaften des Messsystems benutzt. Diese Arbeit begrenzt sich auf ausgewählte Anwendungen, die im Kapitel 2.1 erwähnt wurden. Im Folgenden werden für die Anwendungen Lösungsprozesse beschrieben.

Gemeinsamen Schnittstellen zwischen den Anwendungen:

Die im Kleidungsstück integrierten 3D- Beschleunigungssensoren haben eine feste Position bezogen auf das Kleidungsstück. Bei nicht eng anliegenden Kleidern haben die Sensoren aber keine exakte Position zur Hautoberfläche. Das Kleid umfasst zwar den jeweiligen Körperteil, aber es bewegt sich über der Hautoberfläche. Somit ist die Ausrichtung der Sensoren allein nicht aussagekräftig genug für eine Auswertung. Die relative Beschleunigung -resultierend aus drei Raumrichtungen der erfassten Werte des jeweiligen Sensors- ist hingegen ausrichtungsunabhängig.

(1) Berechnung der relativen Beschleunigung (Aktivitätswert):

Die relative Beschleunigung ist proportional zum Maß einer Bewegungsänderung und wird aus periodisch aufgenommenen Beschleunigungswerten über folgende fünf Schritte berechnet:

1) Berechnung des Betrags der Beschleunigung:

Der 3D-Beschleunigungssensor liefert nach einer Anfrage drei Beschleunigungswerte für drei Raumrichtungen (Abbildung 5-7).

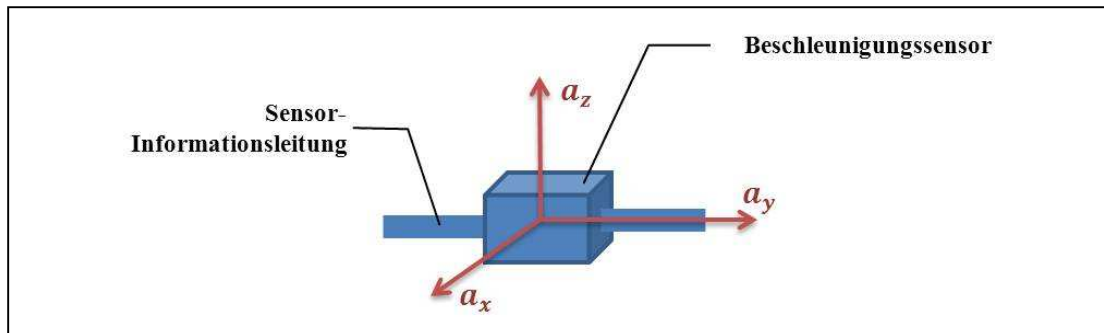


Abbildung 5-7 : Ausrichtung des Beschleunigungssensors im Raum

Die Formel (5.1) berechnet aus diesen drei Beschleunigungswerten (a_x , a_y , a_z) den Betrag der Beschleunigung ($|a|$).

$$|a| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (5.1)$$

Der Betrag der Beschleunigung ist unabhängig von der räumlichen Orientierung des Sensors und solange der Sensor nicht bewegt wird (die Geschwindigkeit des Sensors unverändert bleibt, $\Delta v = 0$), ist dieser Betrag gleich der Erdbeschleunigung ($g_m = 9.81 \text{ m}^2/\text{s}$).

2) Erdbeschleunigung aus der Berechnung eliminieren:

Die resultierend aus einer Körperbewegung gemessenen Beschleunigungen haben eine Erdbeschleunigungskomponente. Die Formel (5.2) eliminiert diese für die weiteren Berechnungen. Das Resultat wird $|a_r(t)|$ („reiner“ Beschleunigungsbetrag zum Zeitpunkt t) genannt.

$$|a_r(t)| = |a(t)| - g_m \quad (5.2)$$

3) Filterung des „reinen“ Beschleunigungsbetrags:

Ein digitaler Filter (Abbildung 5-8) eliminiert die hochfrequenten Bewegungen. Der Mittelwert ist der einfachste Filter. Formel (5.3) beschreibt den gleitenden Mittelwert der über eine Sekunde erfassten Beschleunigungsdaten.

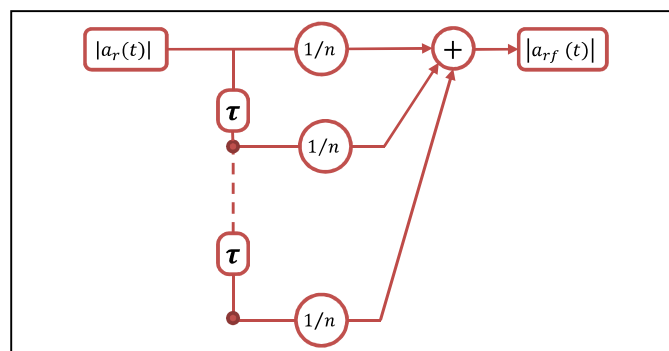


Abbildung 5-8: Digitaler Filter für die Eliminierung hochfrequenter Bewegungen. n = Aufnahmefrequenz

$$|a_{rf}(t)| = \frac{1}{n} \sum_{t=-n}^{t=1} |a_r(t)|, \quad n = \text{Aufnahmefrequenz} \quad (5.3)$$

4) Berechnung des „Ruck“(relative Beschleunigung):

Der „Ruck“ ist die zeitliche Änderung der Beschleunigung und ist proportional zur Änderung der Körperbewegung. Die Formel (5.4) differenziert den reinen Beschleunigungsbetrag zur Berechnung des Rucks.

$$a(\dot{t}) = |a_r(t)| - |a_{rf}(t)| \quad (5.4)$$

5) Das „Rauschen“ des Messsystems eliminieren:

Die Elektronik des Messsystems (Sensoren, Kabelnetzwerk und Kontroller) verursacht einen Systemfehler. Dieser muss experimentell berechnet und eliminiert werden. Während einer Messung wurde das Messsystem für eine Minute unbewegt auf dem Tisch gelassen. Anhand der vorher erläuterten Schritte eins bis vier wird die relative Beschleunigung der erfassten Daten berechnet, während das Messsystem unbewegt auf dem Tisch liegt. Da das Messsystem unbewegt war, wird erwartet, dass der Ruck unverändert gleich Null ist. Bedingt durch den Systemfehler aber treten häufig auch andere Werte ein. Das Maximum dieser Werte während einer Minute Aufnahmezeit wird „G“, Schwellwert des Rauschens (Systemfehler) genannt. Die Formel (5.5) eliminiert diesen Schwellwert für weitere Datenaufnahmen.

$$A(t) = \begin{cases} a(\dot{t}), & a(\dot{t}) > G \\ 0, & a(\dot{t}) \leq G \end{cases} \quad G = \text{Schwellwert} \quad (5.5)$$

Die Abbildung 5-9 stellt die fünf Schritte zur Berechnung des Aktivitätswerts (A(t)) graphisch dar.

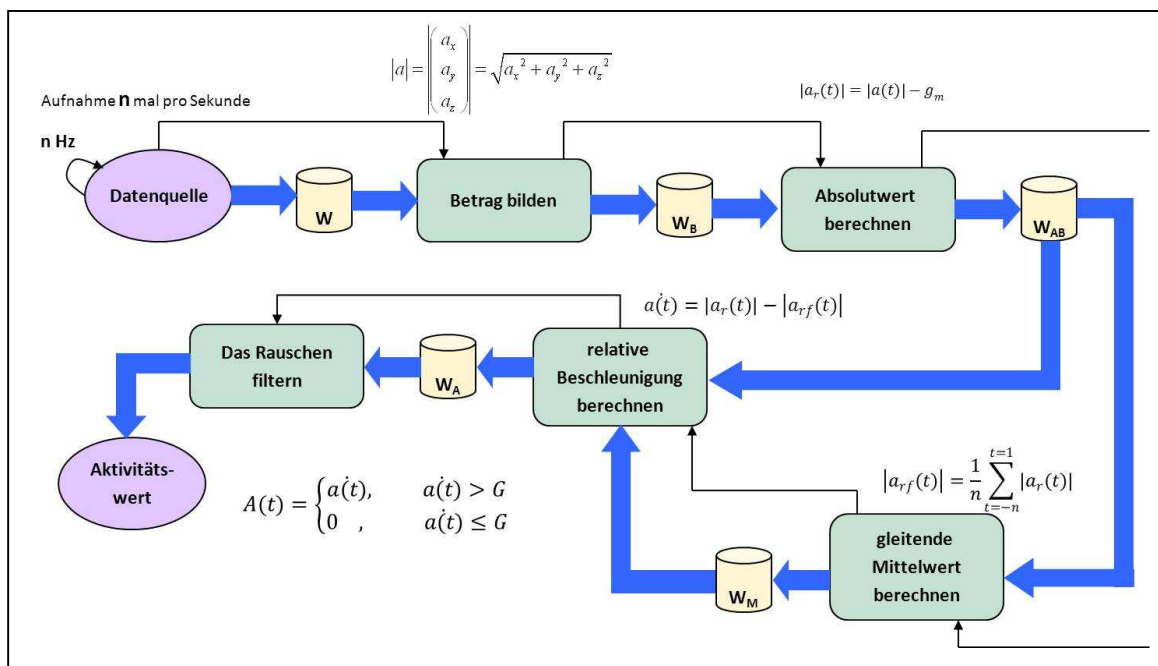


Abbildung 5-9: Graphische Darstellung des Prozesses zur Berechnung des Aktivitätswertes

(2) Berechnung der Frequenz:

Viele Bewegungsstörungen zeigen sich in Form unwirklicher Bewegungen an den Extremitäten wie z.B. beim Tremor der Hand bei Parkinson-Patienten. Für die Analyse dieser Bewegungsstörung ist *allein* die Berechnung der relativen Beschleunigung an der entsprechenden Extremität nicht ausreichend. Für die Beurteilung des Krankheitszustands ist ebenfalls die Frequenz der unwirklichen Bewegungen wichtig (Schwarz und Storch, 2007).

Die bekannteste Methode zur Berechnung der Frequenz sind die Fast Fourier Transformation (FFT), Short Time Fourier Transformation (STFT) oder Wavelet Transformation. Die Fourier-Analyse spaltet das Signal in Sinusfunktionen unterschiedlicher Frequenzen auf. Das ist ein mathematisches Modell, um das Signal vom Zeitbereich in den Frequenzbereich zu transformieren.

Ein Nachteil dabei ist, dass bei der Transformation die Zeitinformationen verloren gehen (Semja, 1999). Der Zeitpunkt des Eintretens eines Ereignisses kann nicht vom Fourier-transformierten Signal abgeleitet werden. Außerdem ist das Signal resultierend aus den berechneten Aktivitätswerten („Aktivitätssignal“), ein stochastisches Signal (Zufallssignal). Der Verlauf stochastischer Signale ist nicht vorhersehbar. Somit ist die Beschreibung solcher Signale schwer (Meyer, 2006). Die Fourier-Transformation ist für die Anwendung auf periodische Funktionen ausgerichtet. Daher ist sie für die Frequenzanalyse des Aktivitätssignals nicht geeignet. In vielen Forschungen aber wurde die FFT-basierte spektrale Leistungsdichte zur Frequenzanalyse verwendet (Ai *et al.*, 2008 und Lyons, 2011 und Elble *et al.*, 1990a und 1990b). Die dominierende Leistungsdichte des Signals ist nach Elble *et al.* (1990b) entweder äquivalent zur Tremor-Frequenz oder zur Leistung des Signalrausches. Die spektrale Leistungsdichte „ $S_{xx}(\omega)$ “, (power spectral density (PSD)) ist äquivalent zur Energie eines Signals im Frequenzband (Formel 5.6 und 5.7) und ist ein Maß für die Frequenzänderung, weil hochfrequente Aktivitätssignale mehr Energie enthalten als die Signale mit niedrigerer Frequenz. Diese ist für die Bestimmung des Signal-Rausch-Verhältnisses von Bedeutung (Meinke *et al.*, 1992). Der STFT hingegen analysiert nur einen begrenzten Bereich des Signals, der durch das Fenster isoliert wurde. Sie ist eine Kombination aus dem Zeit- und Frequenzbereich des Signals. Sie beinhaltet Informationen über den Zeitpunkt, an dem eine bestimmte Frequenz auftritt. Die Genauigkeit der Auflösung im Zeit- und Frequenzbereich ist aber nicht beliebig hoch. Sie hängt von der Fensterform ab. Dabei ist die Auflösung im Zeitbereich umgekehrt proportional zum Frequenzbereich. Die Auflösung ist daher bei gleicher Fensterform nicht für alle Frequenzen gleich. Bei Wavelet-Transformationen hingegen wird das Fenster skaliert. Somit ergibt sich die gleiche Auflösung für mehrere Frequenzbänder. Die Genauigkeit dieser Methoden ist bei einem diskreten Signal stark abhängig von der Abtastfrequenz. Je höher das Signal abgetastet wird, desto genauer ist die Frequenzanalyse. Bei niedriger Abtastfrequenz hingegen sind diese Methoden nicht genau, weil die Grundfrequenz in der Signalform nicht dominanter ist als die Rauschfrequenz oder die Frequenz der Körperschwingungen. Außerdem sind diese Methoden generell für die Analyse stochastischer Signale ungeeignet.

$$S_{xx}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau) e^{-i\omega\tau} d\tau \quad (5.6)$$

$$R_{xx}(\tau) = \lim_{T_F \rightarrow \infty} \frac{1}{T_F} \int_{-T_F/2}^{T_F/2} x(t)x(t+\tau) dt \quad (5.7)$$

Zwei neue Methoden zur Analyse stochastischer diskreter Aktivitätssignale wurden von Niazmand *et al.* (2011a und 2011c) vorgestellt. Sie werden in dieser Arbeit erläutert. Sie können sogar bei niedrigen Abtastfrequenzen gute Ergebnisse liefern. Diese Methoden werden anschließend in einer Messung mit anderen Methoden verglichen.

A) Peak detection:

Die Aktivitätssignale werden mit einer Abtastfrequenz von f_T berechnet und in einem Vektor gespeichert. In dieser Methode werden die Signalspitzen (Peak) erkannt. Der Zeitabstand T_t zwischen zwei Peaks wird ermittelt. Der Kehrwert des arithmetischen Mittelwerts dieser Zeitabstände (T_{arithm}) ist die Aktivitätsfrequenz. Für die Erkennung der Signalspitze werden zunächst zwei Schwellwerte definiert (rote Linien in der Abbildung 5-10).

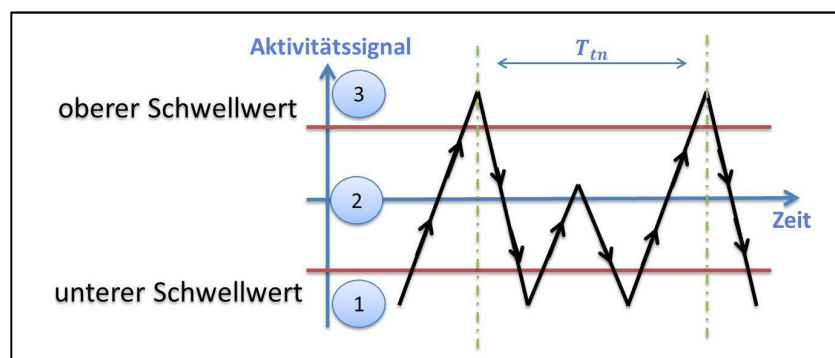


Abbildung 5-10: Erkennung einer Spitze

Ein Spitzen-Bereich wird detektiert, wenn das Signal zunächst den unteren Schwellwert unterschreitet (Gebiet 1), dann die obere Schwelle überschreitet (Gebiet 3) und anschließend wieder die untere Schwelle unterschreitet (Gebiet 1). Der höchste erreichte Aktivitätswert während eines detektierten Spitzen-Bereichs ist ein Peak (Spitze). Der Zeitpunkt des Auftretens des Peaks wird in einem Vektor gespeichert. Sind die Zeitpunkte der Spitzenwerte bekannt, so können die Differenzen zwischen diesen Zeitpunkten ($T_{t1}, T_{t2}, \dots, T_{tn}$) berechnet werden. Die Frequenz des Signals ist gleich dem Kehrwert des arithmetischen Mittelwerts der Differenzwerte (Formel 5.8).

$$f = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_{ti}} \quad (n-1) \text{ ist der Anzahl der erkannten Signalspitzen} \quad (5.8)$$

In dieser Methode liegt die Herausforderung in der Bestimmung der Schwellwerte. Da das Aktivitätssignal in der Regel individuell und nicht wiederholbar ist, können konstante Schwellwerte nicht festgelegt werden. Sie müssen aus den Signaleigenschaften individuell extrahiert werden. Die Schwellwerte werden aus dem Mittelwert des Aktivitätssignals und dessen Standardabweichung berechnet. Die obere Schwelle entspricht dem Mittelwert der positiven Werte des Signals (μ_+) minus der Hälfte seiner Standardabweichung ($\sigma_+/2$) (Abbildung 5-11 und Formel(5.9)). Entsprechend ist die untere Schwelle gleich dem Mittelwert der negativen Werte (μ_-) des Signals plus der Hälfte seiner Standardabweichung ($\sigma_-/2$) (Formel 4.10). Grund der ausgewählten oberen und unteren Schwelle ist folgender: einerseits können mit einer oberen Schwelle, die größer als $(\mu_+ - \sigma_+/2)$ ist, nicht alle Spitzen des Aktivitätswerts erkannt werden. Andererseits werden im Fall einer oberen Schwelle, die kleineren als $(\mu_+ - \sigma_+/2)$ ist, Signalteile fälschlich als Spitze erkannt.

$$\text{obere Schwelle} = \frac{\sum_{i=1}^{n_+} X_i^{(+)}}{n_+} - \frac{1}{2} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_+} [X_i^{(+)} - \sum_{i=1}^{n_+} X_i^{(+)}]^2}{n_+}} \quad (5.9)$$

$$\text{untere Schwelle} = \frac{\sum_{i=1}^{n_-} X_i^{(-)}}{n_-} + \frac{1}{2} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_-} [X_i^{(-)} - \sum_{i=1}^{n_-} X_i^{(-)}]^2}{n_-}} \quad (5.10)$$

wobei $X_i(+)$ und $X_i(-)$ die i^{ste} positiven bzw. negativen Werte des Aktivitätswerts sind und n_+ und n_- die Anzahl der positiven bzw. negativen Werte.

Je mehr Aktivitätswerte zur Verfügung stehen, desto genauer können die Schwellwerte berechnet werden.

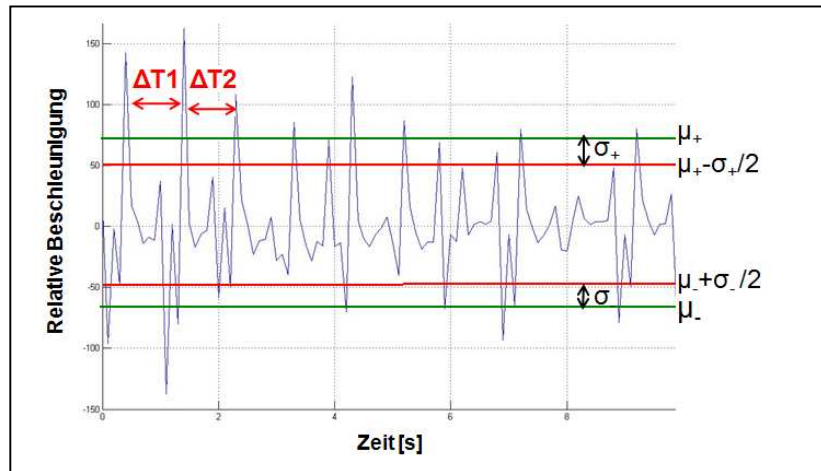


Abbildung 5-11: Schwellwert: Berechnung der oberen und unteren Schwelle(©MiMed, 2010).

B) Mustererkennung:

Bei dieser Methode wird das normierte Aktivitätssignal mit verschiedenen normierten Mustersignalen der bekannten Frequenzen verglichen. Die Frequenz des Mustersignals mit der höchsten Korrelation (Formel 5.11) entspricht der Frequenz des Aktivitätssignals (Winter, 1930). Die Frequenzauflösung dieser Methode ist abhängig von der Anzahl der Mustersignale. Da Tremor normalerweise eine Frequenz kleiner als 7Hz hat und eine Auflösung von 0.1Hz generell für die Einstufung des Schweregrads ausreichend ist, werden 71 ($(7_{\text{max. Frequenz}} * 10_{\text{(Auflösung 0.1 Hz)}} + 1_{\text{(0Hz)}})$) Mustersignale benötigt. Die Genauigkeit dieser Methode hängt von der Auswahl der Mustersignale ab. Am einfachsten können Sinussignale gewählt werden. Je ähnlicher das Mustersignal dem Tremorsignal ist, desto größer ist die Korrelation zwischen dem Mustersignal mit passender Frequenz und dem Aktivitätssignal.

$$\rho(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} x(t)m(t + \tau)dt \quad (5.11)$$

Für diese Methode werden die Aktivitätswerte über zwei Sekunden in einem Vektor gespeichert und anschließend die Korrelation mit den 71 Mustersignalen gebildet. Das Mustersignal mit der höchsten Korrelation wird dann ausgewählt. Abbildung 5-12 zeigt das Aktivitätssignal (rot) zweier Tremor-Patienten (a, b) mit dem entsprechenden Mustersignal (blau) mit höchster Korrelation. Patient (a) hat leichten- und Patient (b) schweren Tremor. Als Mustersignal wurde hier ein einfaches Sinussignal ausgewählt. Die Differenz zwischen den Zeitpunkten der erkannten Spitzen nach der zuvor vorgestellten Peak -detection Methode wurde mit den grünen Pfeilen dargestellt. Durch eine Messung soll nun ausgewertet werden, welcher der zuvor vorgestellten Methoden für die Anwendungen im Bereich Bewegungsanalyse geeignet ist.

Für die Messung wird ein Beschleunigungssensor am Faustgelenk des Probanden befestigt (Abbildung 5-13). Der Unterarm und der Mittelfinger des Probanden werden fixiert. Lediglich eine Bewegung um den Unterarm ist gestattet.

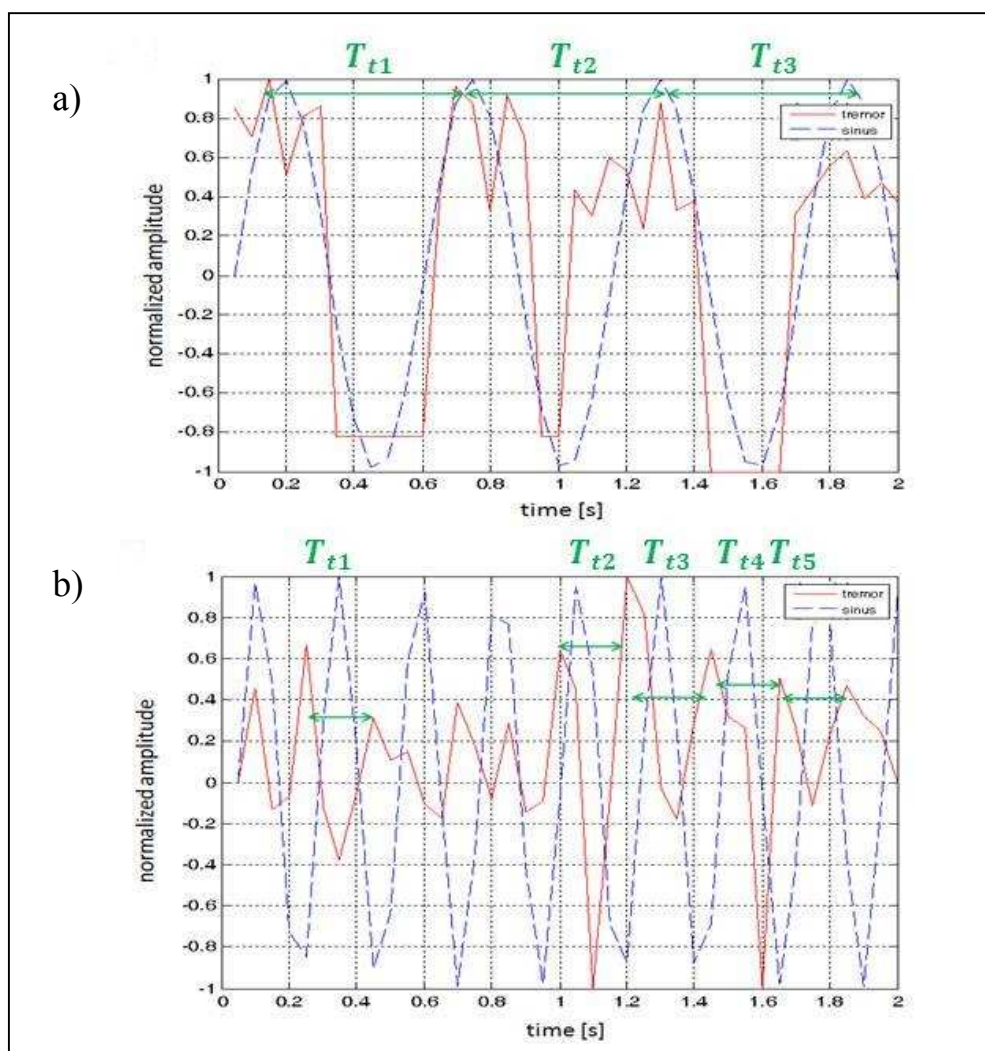


Abbildung 5-12: Aktivitätssignale (rot) des Patienten mit a) leichtem und b) schwerem Tremor mit entsprechendem Sinussignal mit höchster Korrelation (blau). Die Differenz zwischen den Zeitpunkten der erkannten Spitzen Peak-detection Methode wurde mit grünen Pfeilen dargestellt (©MiMed, 2010).

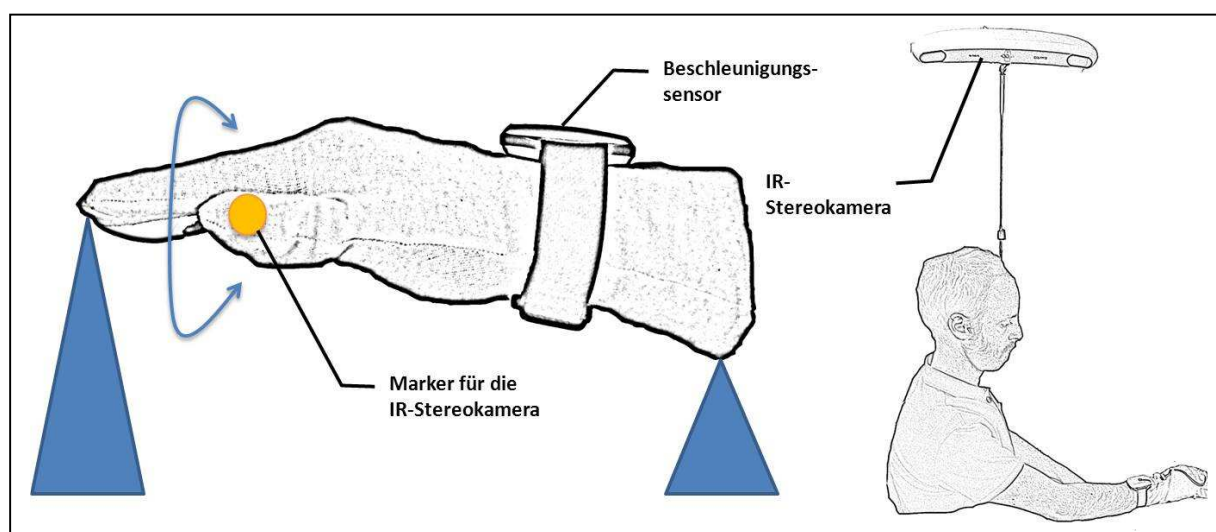


Abbildung 5-13: Messung mit 3D-Beschleunigungssensor und Marker und IR-Stereokamera. Nur Bewegungen um den Unterarm sind gestattet (©MiMed, 2010).

Oszillierende Bewegungen mit niedrigen, mittleren und höheren Frequenzen werden jeweils für 10 Sekunden zuerst mit niedrigen und dann nach fünf Sekunden Pause mit hohen Bewegungsstärken (Ruck) simuliert. Die Abtastfrequenz für die 3D-Beschleunigungssensor beträgt 20Hz. Resultierend aus drei Beschleunigungswerten für die Raumrichtungen wird der Aktivitätswert berechnet. Die Frequenz der Änderung des Aktivitätswerts wird mit vorgestellten FFT-, PSD-, Peak detection- und der Mustererkennungs-Methode berechnet und in der Abbildung 5-14 dargestellt. Als Referenz wird nebenbei ein Marker am Daumen des Probanden befestigt. Die Position des Markers wird mit einer IR-Stereokamera erfasst. Die Positionsänderung wird dabei graphisch dargestellt. Die Frequenz der Positionsänderung wird manuell durch Zeitmessung berechnet. Dieser Frequenzwert gilt als die eigentliche Frequenz der Bewegung und soll identisch sein mit den Messungen durch die vorgestellten Methoden.

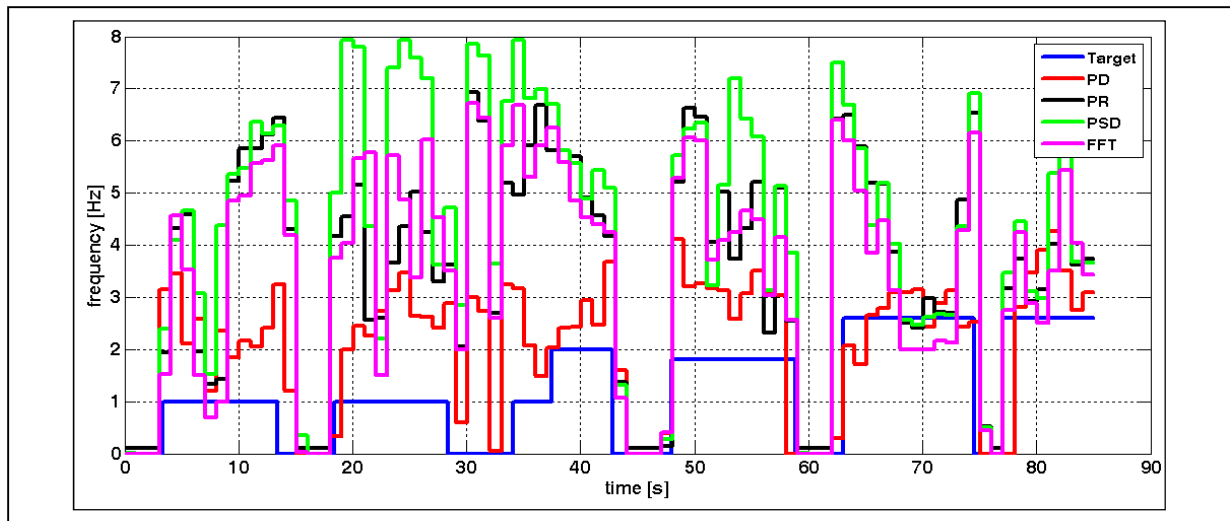


Abbildung 5-14: Vergleich zwischen den Resultaten der Frequenzanalyse unterschiedlicher Methoden. Target: Referenzanalyse mit Marker und Kamera, PD: Peak detection, PR: Mustererkennung, PSD: Spektrale Leistungsdichte und FFT: Fast Fourier Transformation (entnommen aus Niazmand *et al.*, 2011c).

Der Mittelwert und die Standardabweichung der Differenz von der Frequenzberechnung bei der jeweiligen Methode wird in der Tabelle 5-1 dargestellt. Da die Messung bei unterschiedlichen Frequenzen und Bewegungsstärken durchgeführt wurde, sind die Standardabweichungen der Differenzwerte groß. Das Aktivitätssignal ist äquivalent zur Körperbewegung. Der Sensor, der diese Bewegung detektieren soll, sitzt auf der Hautoberfläche. Bei jeder Bewegungsänderung entstehen dabei mehrere Schwingungen, die von der Position des Sensors und der Hautelastizität abhängig sind. Diese Schwingungen sind hochfrequent und werden dem Aktivitätssignal überlagert. Beim Tremor-Patienten sind diese Schwingungen schwer von dem eigentlichen Aktivitätssignal zu unterscheiden und verfälschen die Analyse. Die Frequenzänderung kann mit allen Methoden sehr gut detektiert werden. Die Peak-Detection Methode liefert aber bei dieser Messung relativ zu den anderen Methoden die besten Ergebnisse. Die Genauigkeit der Peak-Detection Methode kann aber durch bessere Schwellwertberechnungen verbessert werden.

Tabelle 5-1: Ergebnisse der Messung

Methode	Differenz zur Referenzfrequenz [Hz]
Peak detection	1.0 ± 0.88
Mustererkennung	2.39 ± 1.92
Spektrale Leistungsdichte	2.97 ± 2.38
Fast Fourier Transformation	2.29 ± 1.94

(3) Berechnung der Ausrichtung:

Das Messsystem wird so im Textil integriert, dass die Sensoren stets eine feste Position bezogen auf das Kleidungsstück haben. Somit sind die erfassten Beschleunigungswerte abhängig von der Orientierung des Textils. Bei einem Sensorwinkel von γ sind die Beschleunigungswerte gleich, solange der Sensor unbewegt ist oder sich mit konstanter Geschwindigkeit und konstantem Winkel um die so entstandene Trichterform bewegt (Abbildung 5-15). Somit ist mit einem Beschleunigungssensor eine räumliche Orientierung in zwei Dimensionen nur bedingt möglich.

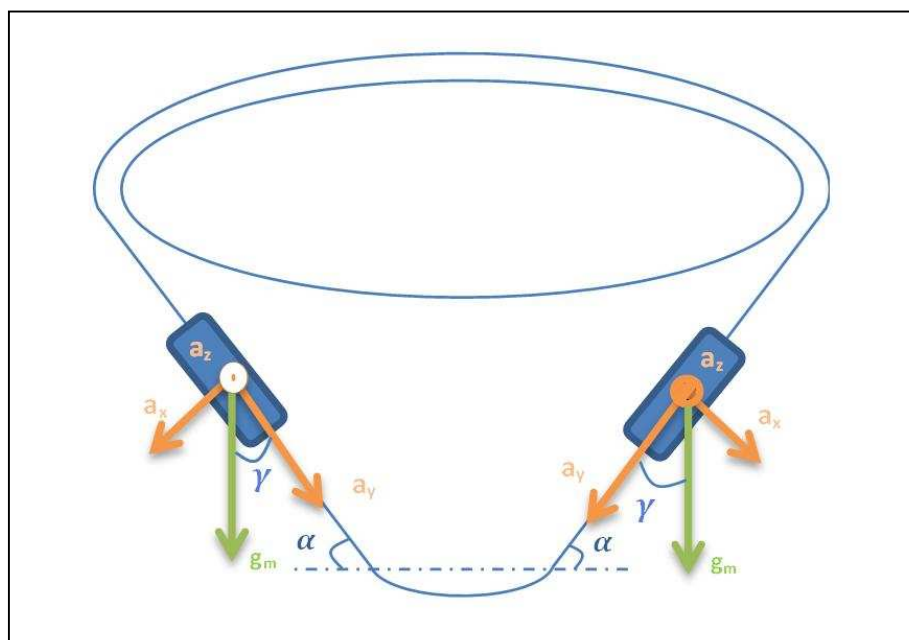


Abbildung 5-15: Bewegt sich der Sensor mit einer konstanten Geschwindigkeit auf einer bestimmten Höhe auf der Trichteroberfläche, so bleiben die Beschleunigungswerte in allen Raumrichtungen gleich.

Ist der Beschleunigungssensor beispielsweise am Unterarm befestigt, können die Daten den absoluten Winkel des Unterarms bezogen auf die Erdoberfläche wiedergeben, aber nicht die räumliche Orientierung des Oberarms. Abbildung 5-16(a) zeigt das Beschleunigungssignal und dessen Anhängigkeit von der Position des entsprechenden Gliedes.

Der Sensorwinkel γ kann durch die Formel 5.12 von dem Beschleunigungswert a_y abgeleitet werden.

$$\gamma = \arccos\left(\frac{a_y}{|g_m|}\right) \quad (5.12)$$

Allerdings werden bei der Berechnung der Position des Torsos die Ausrichtungen der Arme anhand der Lage der Körper ermittelt. Abbildung 5-16(b) beschreibt die Berechnung der Positionen der Arme für eine Torsosimulation.

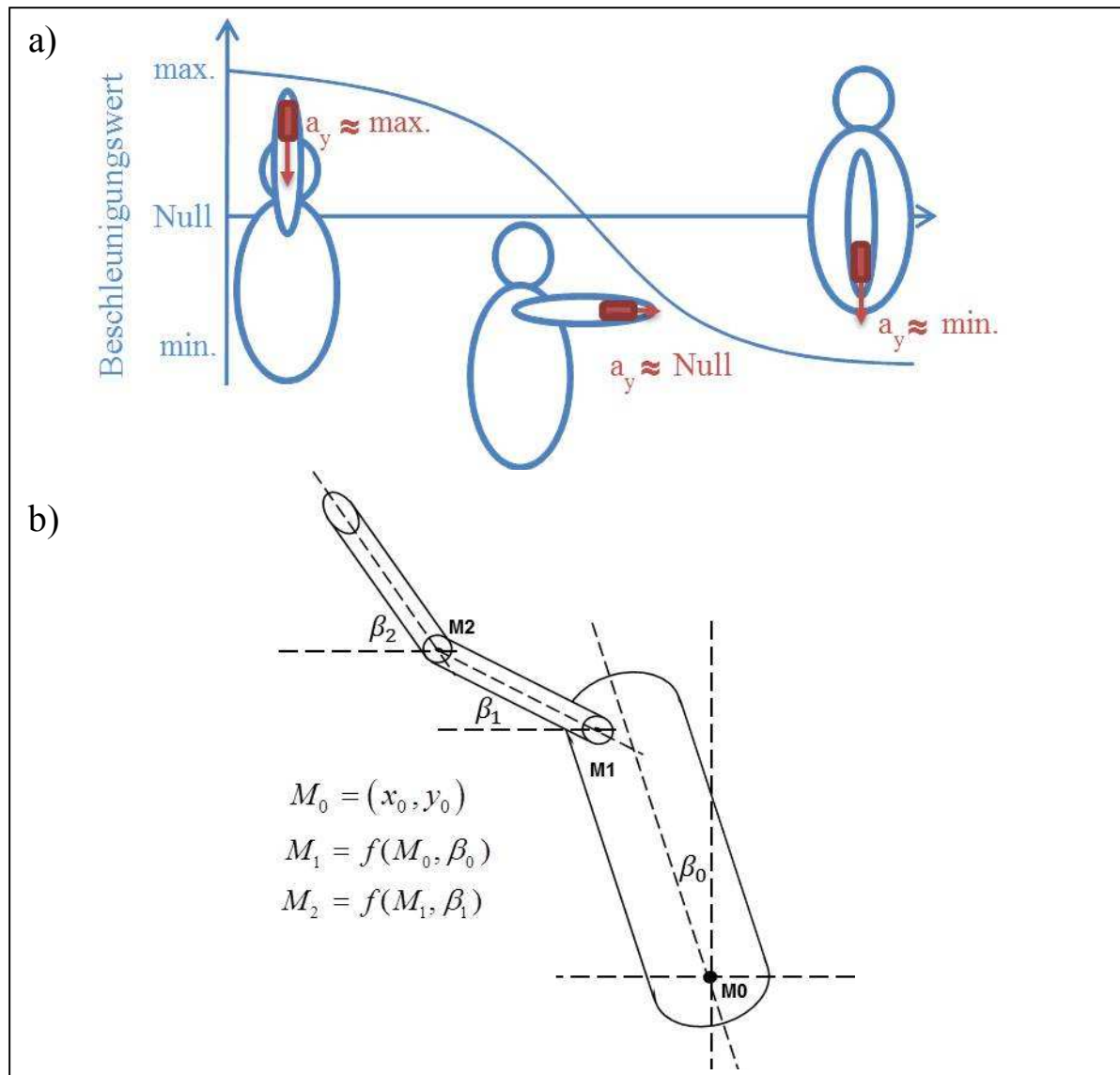


Abbildung 5-16: a) Graphische Darstellung der Abhängigkeit der Beschleunigungswerte von der Ausrichtung. b) Darstellung der Torsokette vom Körper zur Faust.

Berechnung des „Tremors“ bei der Parkinson Krankheit:

Bei PD tritt der Tremor vor allem an den oberen Extremitäten und dem Kiefer auf. Mit denen im Shirt oder Handschuh integrierten Beschleunigungssensoren können die Bewegungen der Hand und somit die Stärke des Tremors berechnet und analysiert werden. Die Position der Beschleunigungssensoren und deren Ausrichtung im Shirt oder Handschuh kann der Abbildung 5-2 bzw. 5-3 entnommen werden. Der Ruhetremor ist dabei das markanteste Symptom des PDs. Dies tritt insbesondere bei vollständiger Entspannung der Körperregionen auf (Schwarz und Storch, 2007). Ein Arzt bewertet den Ruhetremor der Hände bei einem Patienten in der Regel nach UPDRS. Er bittet z.B. den Patienten, auf den Stuhl gerade zu sitzen und entspannt die Arme auf die Knie zu legen, während die Handoberfläche nach oben zeigt. Je nachdem, wie stark der Tremor ausgeprägt ist, wird er von null bis vier bewertet. Eine Bewertung als null bedeutet, dass der Patient keinen Ruhetremor hat. Beim Tremor unterscheiden die Ärzte zwischen Ruhe-, Halte-, und Aktionstremor. Bei willkürlicher Anspannung der Muskeln nimmt der Ruhetremor ab. Tritt ein Tremor beim Halten von etwas auf, spricht man vom Haltetremor und wenn er während einer Bewegung auftritt heißt er Aktionstremor.

Der Arzt bewertet den Aktions- oder Haltetremor der Hände bei einem Patienten in der Regel ebenfalls nach UPDRS. Er bittet z.B. den Patienten, auf dem Stuhl gerade zu sitzen und die Arme nach vorne zu strecken, oder abwechselnd die Nasenspitze mit dem Zeigefinger zu berühren. Durch die Entwicklung und den Einsatz eines automatisierten Messsystems ist es möglich, reproduzierbare Bewertungen des Tremors nach standardisierten Methoden wie z.B. UPDRS zu erstellen. Das System soll einfach eingesetzt werden und von dem Pflegepersonal intuitivbedienbar sein. Die Ergebnisse sollen in einer Datenbank gespeichert werden und jederzeit vom Arzt abrufbar sein. Somit lässt sich der Zustand des Tremors nach und während der Medikation dokumentieren. Die Auswertung läuft zeitnah auf einer tragbaren Basisstation, nachdem oder während die Beschleunigungsdaten kabellos vom Messsystem an die Station übertragen werden. Die Algorithmen zur Erkennung von Ruhe- und Haltetremor werden in Folgenden vorgestellt. Die Patienten müssen für die Tremor-Erkennung identisch wie bei der herkömmlichen Methode, bestimmte Bewegungen ausführen. Für die Ruhetremor-Erkennung müssen die Patienten wie bereits erwähnt auf dem Stuhl sitzen und die Arme auf das Knie liegen. Für 15 Sekunden werden Beschleunigungsdaten der Unter- und Oberarme gemessen und an die Basisstation gesendet. Für den Haltetremor wird zusätzlich überprüft, ob der Patient die Arme nach vorne streckt. Erst nachdem der Patient die Arme nach vorne gestreckt hat, werden für 15 Sekunden Daten gemessen. Der Tremor kann beim PD Patienten eine Frequenz von bis zu 8Hz (Schwarz und Storch, 2007) haben. Nach dem Nyquist-Shannonschen Abtasttheorem (Marco, 1995) müssen die Sensoren somit mit einer Frequenz größer als 16Hz gelesen werden (Formel 5.13). Wir lesen daher die Sensoren mit einer Abtastrate von 20Hz ab.

$$f_{\text{Abtast}} > 2 \times f_{\text{max}} \quad (5.13)$$

Zur automatisierten Erkennung des Tremors werden zunächst die Beschleunigungswerte des Sensors (in x-,y- und z-Richtung) eingelesen und anschließend wird der Aktivitätswert nach Kapitel 5.4.1 berechnet. Die Aktivitätswerte von jedem Sensor werden während der Messzeit von 15 Sekunden in einem Vektor gespeichert. Da die Abtastfrequenz 20Hz beträgt, hat der Aktivitätsvektor für jeden Sensor 300 (20 x 15) Elemente. Die Patienten mit Tremor zeigen grundsätzlich höhere Aktivitätswerte als gesunden Probanden. Beispielsweise zeigt der Patient, dessen Signale in der Abbildung 5-17 dargestellt wurden, einen Aktivitätswert, der eine ca. 6Mal höhere Amplitude hat als die Signale von gesunden Probanden. Außerdem ist die Frequenz der Signalspitzen (der Anzahl der Signalspitzen in einer Sekunde) bei Patienten mit PD sichtbar höher als bei gesunden Patienten.

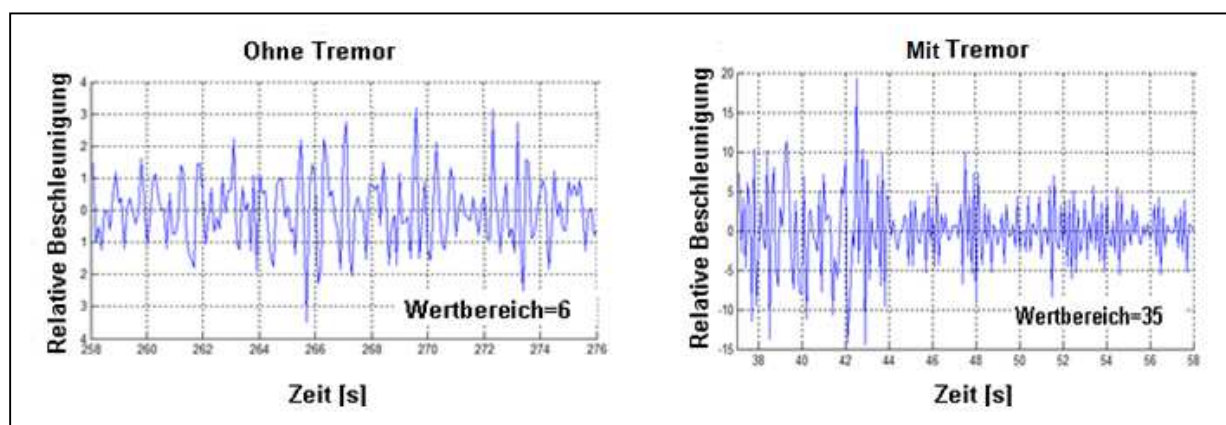


Abbildung 5-17: Vergleich der Signale eines Patienten ohne Tremor mit denen eines Patienten mit Tremor (©MiMed, 2010).

Der Mittelwert der Aktivitätsfrequenz (\overline{F}_A) innerhalb der Aufnahmezeit von 15 Sekunden wird anhand der im Kapitel 5.2.1 vorgestellten Methode berechnet. Ferner wird der Wertebereich des Aktivitätswerts innerhalb der Aufnahmezeit durch die Formel 5.14 berechnet.

$$\overline{W}_A = A_{max} - A_{min} \quad (5.14)$$

Der Tremor ist eine zyklische, rhythmische Bewegung, daher ist die Frequenz ein relevanter Parameter. Die Schnelligkeit und die Auslenkung dieser Bewegung sind Merkmale für Parkinson-Symptome. Wenn die Arme des Patienten sich während der Aufgaben nicht bewegen, müssen die Frequenz und der Wertebereich null sein. Es gibt neben dem Tremor mehrere Symptome des Parkinsons, die sich in Bewegungen der Extremitäten wiederfinden. Bradykinese (verlangsamte Bewegung), Hypokinese (mangelnde Bewegung), Hyperkinese (gesteigerte Bewegung) und Dyskinese (im Ablauf gestörte Bewegung) gehören alle zu den Symptomen von Parkinson. Wir messen aber die Durchschnittswerte innerhalb der Aufnahmezeit und nicht die absoluten Werte zu jedem Zeitpunkt. Die Durchschnittswerte sind bei Patienten mit Tremor, Hyperkinese und Dyskinese generell höher als bei gesunden Personen. Die Dyskinese ist eine unregelmäßige Bewegung ohne erkennbaren Rhythmus. Die Werte der Patienten haben dabei eine niedrigere Frequenz und einen größeren Wertebereich im Vergleich zu Patienten mit Tremor. Die Werte der Patienten mit Hyperkinese hingegen haben in der Regel einen größeren Wertebereich als Patienten mit Tremor. Die untere Schwelle der durchschnittlichen Aktivitätsfrequenz beim Patienten mit Tremor wurde experimentell zu 0.8Hz ermittelt.

Der Wertebereich der Aktivität ist bei Patienten mit Tremor markant. Anhand der Studie von Foerster *et al.* (2011) wird festgelegt, dass die minimale Auslenkung des Tremors $0.07g_m$ (ca. 0.7mm) und die maximale Auslenkung $0.9g_m$ (ca. 9mm) beträgt. So reicht der Wertebereich der relativen Beschleunigung für den Tremor von $0.07g_m$ bis $0.9g_m$. Zusammenfassend wird der Tremor erkannt, wenn die Aktivitätsfrequenz (\overline{F}_A) größer als 0.8Hz und der Wertebereich (\overline{W}_A) zwischen $0.07g_m$ und $0.9g_m$ ist (Abbildung 5-18). Die Werte für \overline{F}_A und \overline{W}_A können durch einen Lernalgorithmus den individuellen Benutzer-Bewegungen angepasst werden.

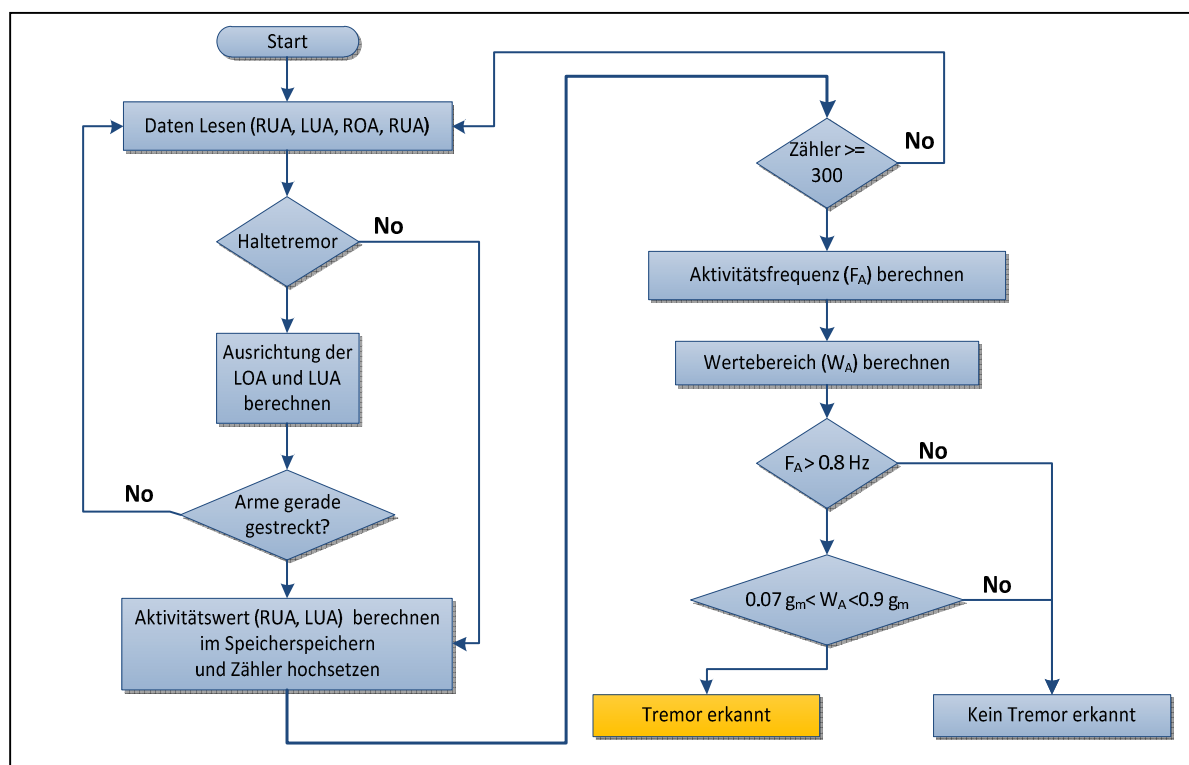


Abbildung 5-18: Darstellung der Tremorerkennung als Flussdiagramm.

Der Tremor nach UPDRS wird in fünf unterschiedliche Stufen unterteilt (Abbildung 3-1). Daher muss der Erkennungsalgorithmus den erkannten Tremor ebenfalls in fünf Stufen klassifizieren. Um den Erkennungsalgorithmus zu entwerfen, wurde ein Vorexperiment durchgeführt. An drei gesunden Probanden (A, B, C, Mittelwert: 27 ± 1 Jahre alt) wurden Messungen vorgenommen und ihre Bewegungen / Tremor nach UPDRS Kriterien bewertet. Die Probanden haben den Tremor verschiedener Stärken (1, 2, 3, 4) imitiert. Dabei wurden die auftretenden Frequenzen gemessen und der Bewertungsskala gegenübergestellt (Abbildung 5-19).

Die Ergebnisse zeigen den Zusammenhang zwischen den Bewertungspunkten und der Frequenz. Eine höhere Frequenz entspricht einer höheren Bewertung. Die Aktivitätsfrequenz wird daher für die Klassifikation verwendet. Eine Voreinstellung für die Einstufung der Tremorstärke kann der Tabelle 5-2 entnommen werden. Der Algorithmus, der hier vorgestellt wurde, misst den Ruhe- und Haltetremor der Arme und bewertet die Tremorstärke. Die Erkennung läuft erst nach einer 15sekundigen Messung. Sie erkennt außerdem automatisch, ob bei der Messung des Haltetremors die Arme nach vorne gestreckt sind.

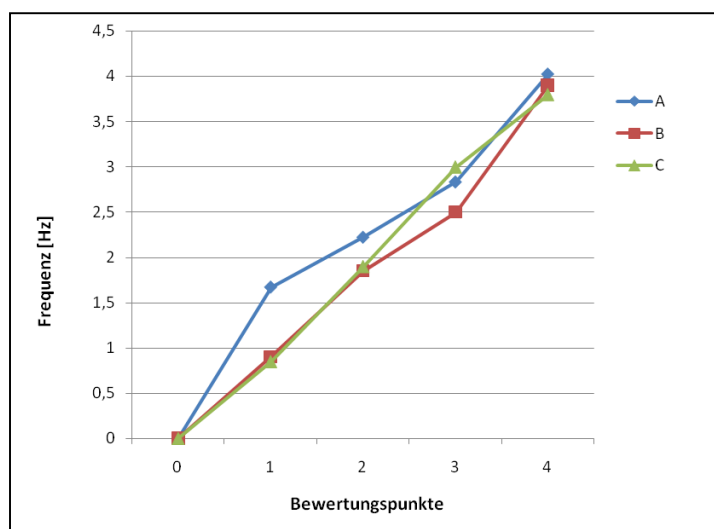


Abbildung 5-19: Zusammenhang von Frequenz und Bewertungspunkte aus der Ergebnisse des Vorexperiments (©MiMed, 2010).

Für intraoperativen Messungen wie die tiefen Hirnstimulation ist es jedoch notwendig, dass der Tremor zeitnah („on-line“) berechnet und dem Arzt zu Verfügung gestellt wird. Tiefe Hirnstimulation ist ein chirurgischer Eingriff in das Gehirn. Durch elektrische Stimulation bestimmter Gehirnregionen können manche Bewegungsstörungen wie Tremor unterdrückt werden. Bei der Operation wird der Patient nur lokal betäubt und ist ansprechbar. Nach dem Öffnen des Schädels werden mehrere Elektroden in bestimmte Gehirnregionen eingeführt. Das Gehirn wird dann durch die Elektroden mit einer bestimmten Stromstärke stimuliert. Die Herausforderung für den Chirurgen ist es, dabei die genaue Gehirnregion zu treffen und mit richtiger Stromstärke zu stimulieren. Daher wird jede Region nach und nach mit unterschiedlichen Stromstärken stimuliert. Die Reaktion des Patienten wird dann beurteilt. Die Tremorstärke und der sprachliche- und mimische Zustand werden ständig überprüft. Ein Messsystem das den Tremor der Hände „on-line“ berechnet, kann den Neurologen zur Optimierung der Positionierung der Stimulantien und deren Stimulationsstärke unterstützen. Zur „on-line“ Messung des Tremors muss der zuvor vorgestellte Algorithmus angepasst werden. Die Herausforderung ist dabei die Messung der Aktivitätsfrequenz anhand weniger Aktivitätswerte. Je weniger Aktivitätswerte zur Verfügung stehen, desto ungenauer werden die Schwellwerte - zur Frequenzerkennung – berechnet, was zu Abweichungen in der Frequenzberechnung führt.

Tabelle 5-2: Bewertung des Tremors nach UPDRS in Vorexperiment

Frequenz der relativen Beschleunigung (Hz)	Bewertung nach UPDRS
kleiner als 0.80	0
von 0.80 bis 1.80	1
von 1.80 bis 2.80	2
von 2.80 bis 3.80	3
größer als 3.80	4

Das Problem kann aber behoben werden, indem mehrere vorherige Aktivitätswerte zur Berechnung der Schwellwerte mitbenutzt werden. Experimentell wurde ersichtlich, dass für die korrekte Berechnung der Schwellwerte mindestens 100 Aktivitätswerte notwendig sind. Die Frequenzberechnung kann aber schon mit 40 Aktivitätswerten ausgezeichnete Ergebnisse liefern. Daher benutzt der modifizierte Algorithmus nach jedem gelesenen Aktivitätswert die letzten 99 Aktivitätswerte für die Schwellwertberechnung und liefert mit Hilfe der letzten 39 Aktivitätswerte die Aktivitätsfrequenz (Abbildung 5-20).

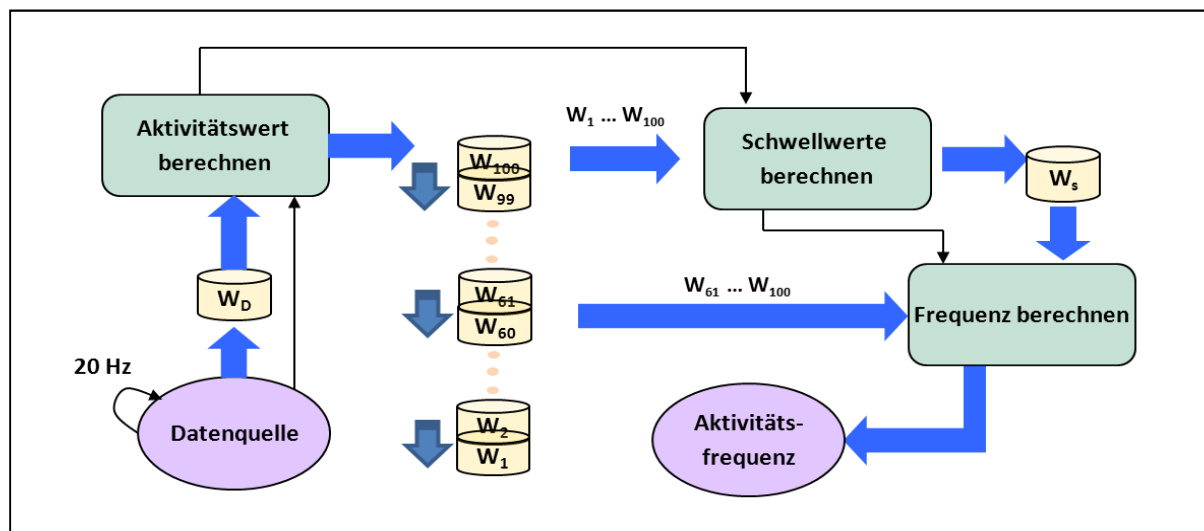


Abbildung 5-20: Schematische Darstellung der "on-line" Aktivitätsfrequenzberechnung

Erkennung des „Freezing Of Gait“ bei der Parkinson Krankheit:

Kennzeichnend für FOG sind Unterbrechungen der Bewegungsinitiierung und des Bewegungsablaufs, die vor allem zu Beginn des Gehens, bei Drehungen, beim Auftreten von Hindernissen oder mentaler Ablenkung auftreten können. Der Patient hat das Gefühl, als seien die Füße am Boden festgeklebt. Da bei diesem Krankheitsbild hauptsächlich die Füße betroffen sind, soll der Prozess zur automatisierten Erkennung der FOG mit der Messhose erläutert werden. Das Loslösen der Beine vom Boden ist bei FOG-Patienten mit Zitterbewegungen gekoppelt. Anhand der Messung der Eigenschaften dieser Zitterbewegungen kann der FOG erkannt werden. Da das Bewegungssignal dieser Zitterbewegungen große Ähnlichkeit mit denen vom normalen und schnellen Gehen aufweist, soll ein Algorithmus vorgestellt werden, der die Zitterbewegungen eindeutig erkennt. Der Patient zieht die in Kapitel 5.1 vorgestellte Messhose an. Die Beschleunigungsdaten der Unterschenkelsensoren werden gemessen und an den PC gesendet. Anhand dieser Beschleunigungsdaten werden nach der im Kapitel 5.2.1 vorgestellten Methode die Aktivitätswerte berechnet und in einem Ringpuffer (Abbildung 5-21) mit „x“ Variablen gespeichert.

Die Erkennung von FOG erfolgt für das linke und rechte Bein unabhängig voneinander. Die Zitterbewegung des FOGs hat in der Regel eine Frequenz kleiner als 10 Hz.



Abbildung 5-21: Schematische Darstellung eines Ringpuffers mit 40 Variablen

Nach dem Nyquist-Shannon-Abtasttheorem müssen die Beschleunigungssensoren der Mess-Hose mit einer Abtastrate von mindestens 20Hz ausgelesen werden.

Alle 0.5 Sekunden werden die letzten „x“ gespeicherten Aktivitätswerte auf FOG untersucht. „x“ hängt von der Abtastfrequenz ab und wurde für diese Anwendung experimentell mit der Anzahl 40 ermittelt. Wird ein FOG erkannt, so wird ein akustisches Warnsignal ausgelöst.

Alle 0.5 Sekunden untersucht der Algorithmus den Ringpuffer auf FOG Charakteristika. Der Algorithmus besteht aus drei Nebenalgorithmen ALG_P, ALG_T und ALG_F. Dabei werden die Anzahl von Signalspitzen (ALG_P), die Zeitdauer einer Zitterbewegung (ALG_T) und die Frequenz der maximalen Signalleistung (ALG_F) analysiert.

ALG_P:

ALG_P ist ein Algorithmus zur Erkennung der Anzahl der Signalspitzen der im Ringpuffer gespeicherten Aktivitätssignale. Dieser Algorithmus wurde bereits im Kapitel 5.2.1(2) vorgestellt. Die Methode berechnet die Anzahl der Signalspitzen (N_{puls}) und deren zeitlichen Abstand und ermittelt daraus die Aktivitätsfrequenz. Je mehr Daten zur Verfügung stehen, desto genauer können die Signalspitzen erkannt werden. Experimentell wurde ermittelt, dass die Berechnung der Anzahl der Signalspitzen mit 30 Aktivitätswerten ausreichende Genauigkeit bietet. Daher werden die Elemente E_{10} bis E_{39} zur Erkennung der Signalspitzen verwendet. Das sind die Aktivitätswerte der letzten 1.5 Sekunden.

Nach Moore *et.al.* (2008) hat das Gehen normalerweise eine Frequenz von 0.5Hz bis 3Hz. Das bedeutet, dass das Aktivitätssignal beim Gehen maximale Signalspitzenanzahl von 3 in einer Sekunde nicht überschreitet. Überschreitet die Signalspitzenanzahl (N_{puls}) diesen Wert (N_{ref}) so kann (aber muss kein) FOG vorliegen (Formel 5-15).

$$N_{\text{ref}} \in \mathbb{N}$$

$$N_{\text{ref}} \leq 3 * 1.5 \quad \rightarrow \quad N_{\text{ref}} = 4 \quad (5.15)$$

ALG_T:

ALG_T ist ein Algorithmus zur Berechnung der Zitterbewegungsdauer während einer Aktivität. Dabei müssen die Signalspitzen und die dazu gehörigen Schwingungen isoliert werden (Abbildung 5-22).

Wie bereits erwähnt sind 30 Aktivitätswerte für die Berechnung der Signalspitzen ausreichend genau. Daher werden nur die Elemente E_{10} bis E_{39} verwendet. Das sind die Aktivitätswerte der letzten 1.5 Sekunden. Sind mehr als 5 Aktivitätswerte hintereinander negativ, werden alle eliminiert (t_{rest}). Die Zeitdauer einer Bewegungsänderung zwischen zwei Ruhephasen wird dann ermittelt (t_{shake}). Diese Zeitdauer ist umso größer, je länger eine Bewegungsänderung (in Folge von Zitterbewegungen der Füße) andauert. Als Referenzwert für gesunde Probanden beim Gehen wurde experimentell der Wert $t_{step} = 0.85[s]$ ausgewählt. Ist der t_{shake} größer als t_{step} , so kann (aber muss kein) FOG vorliegen.

Die Algorithmen ALG_P und ALG_T erkennen kritische Situationen, in denen ein FOG aufgetreten sein kann. Wird eine kritische Situation erkannt, so berechnet der ALG_F, ob tatsächlich ein FOG aufgetreten ist.

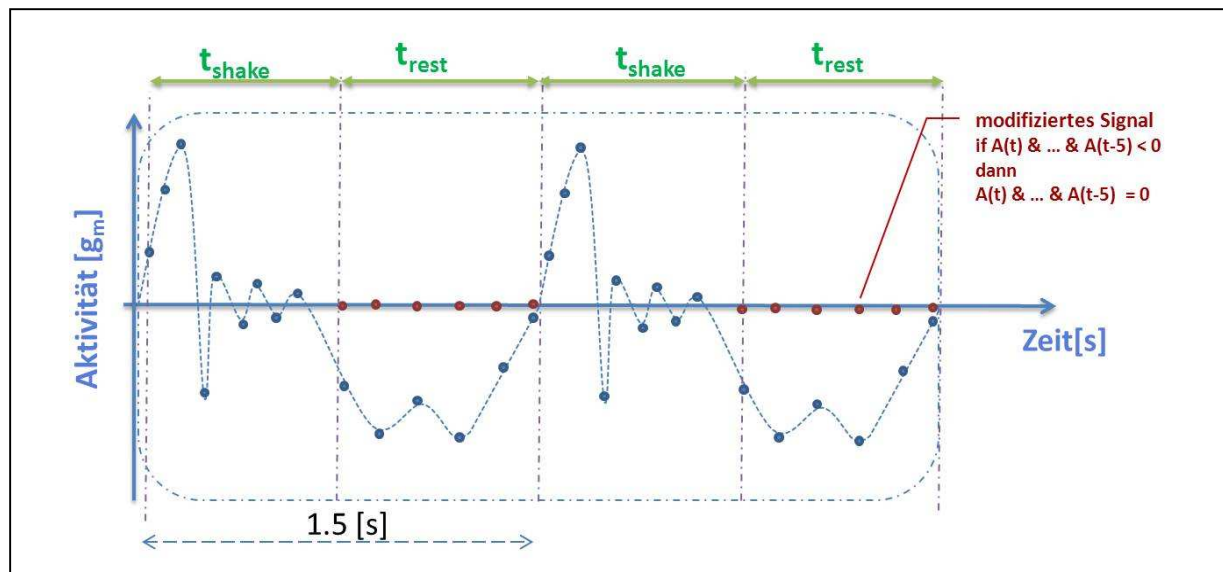


Abbildung 5-22: Das Aktivitätssignal mit modifizierter „rest“ Eliminierung. Die Zeitdauer einer Aktivitätserhöhung wird gemessen (t_{shake}).

ALG_F:

Dieser Algorithmus ermittelt die Frequenz der dominierenden Leistung durch Berechnung der spektralen Leistungsdichte (PSD). Dafür werden alle $N = 40$ Elemente des Ringpuffers für eine Fensterlänge von 2 Sekunden verwendet.

Nach Brown und Hwang (1997) ist die PSD das durchschnittliche Periodogramm¹² für die Fensterlänge. Ventkatarama (2006) definiert den Wert $P(m)$ als ein Periodogramm für die diskreten stochastischen Prozesse. PSD beschreibt für jeden Punkt (m), welche Frequenz ($f(m)$) bei welcher Leistung ($P(m)$) auftritt. Die Formeln 5-16 und 5-17 berechnen für jeden Punkt (m) die Werte $f(m)$ und $P(m)$.

$$P(m) = \frac{|\sum_{n=0}^{N-1} u(n)e^{-j2\pi mn/N}|^2}{N}, 0 \leq m \leq N - 1 \quad (5.16)$$

$$f(m) = \frac{m}{N \cdot \Delta t_{sample}} \quad (5.17)$$

¹² Das Periodogramm ist eine Funktion einer bestimmten Frequenz und gibt für diese Frequenz an, mit welcher Intensität diese Frequenz im Signal vorkommt.

Die Abbildung 5-23 zeigt die PSD eines PD-Patienten während des Gehens (blau) und während einer FOG-Situation (rot). Für die bessere Erkennung ist das rote Signal mit einem Vergrößerungsfaktor von 3 multipliziert worden. Während des Gehens tritt die maximale Leistungsdichte bei Frequenzen kleiner als F_{ref} auf. Bei der FOG-Situation hingegen tritt die maximale Leistungsdichte bei Frequenzen größer als F_{ref} auf.

Moore *et al.* (2008) benutzen PSD, um unterschiedliche Bewegungen der PD-Patienten zu kategorisieren. Sie untersuchten 11 Probanden und fanden heraus, dass normales Gehen bei Frequenzen zwischen 0.5Hz und 3Hz und Freezing bei Frequenzen zwischen 3Hz und 8Hz vorkommt. Dabei werden die 3Hz als Grenze zwischen Freezing und Gehen vorgestellt. Sie benutzen dabei eine Fensterlänge von 6 Sekunden. Da wir aber eine Fensterlänge von 2 Sekunden haben, verschiebt sich diese Grenze. Experimentell haben wir den Wert $F_{ref} = 3.5\text{Hz}$ ermittelt.

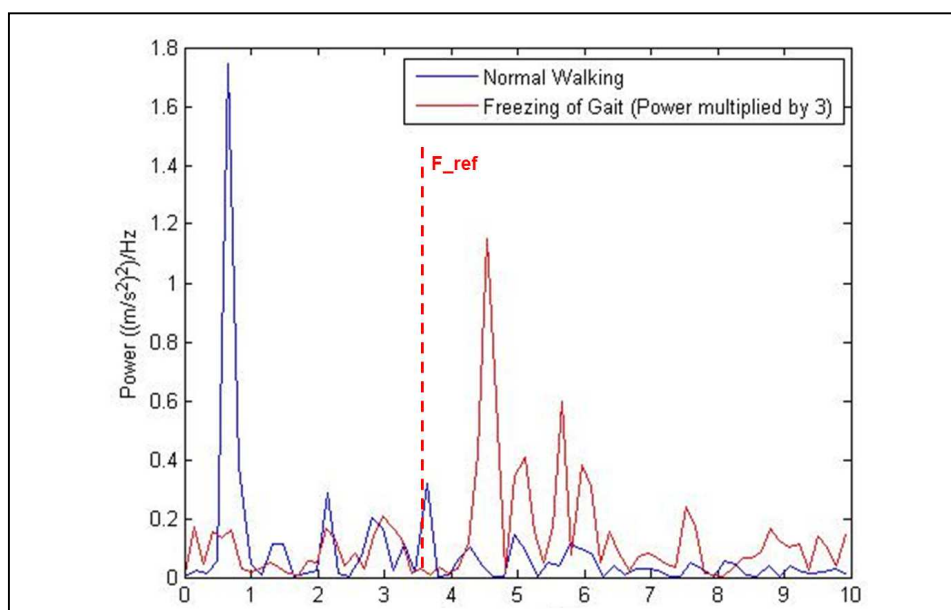


Abbildung 5-23: spektrale Leistungsdichte des Aktivitätssignals bei einem PD Patienten während des Gehens (blau) und während einer FOG Situation (rot) (entnommen aus Niazmand *et al.*, 2011d)

Ist die maximale Leistungsdichte bei einer Frequenz höher als 3.5Hz, so wird ein FOG erkannt und entsprechend einem akustischen Signal ausgelöst. Die schematische Darstellung des Erkennungsalgorithmus kann der Abbildung 5-24 entnommen werden.

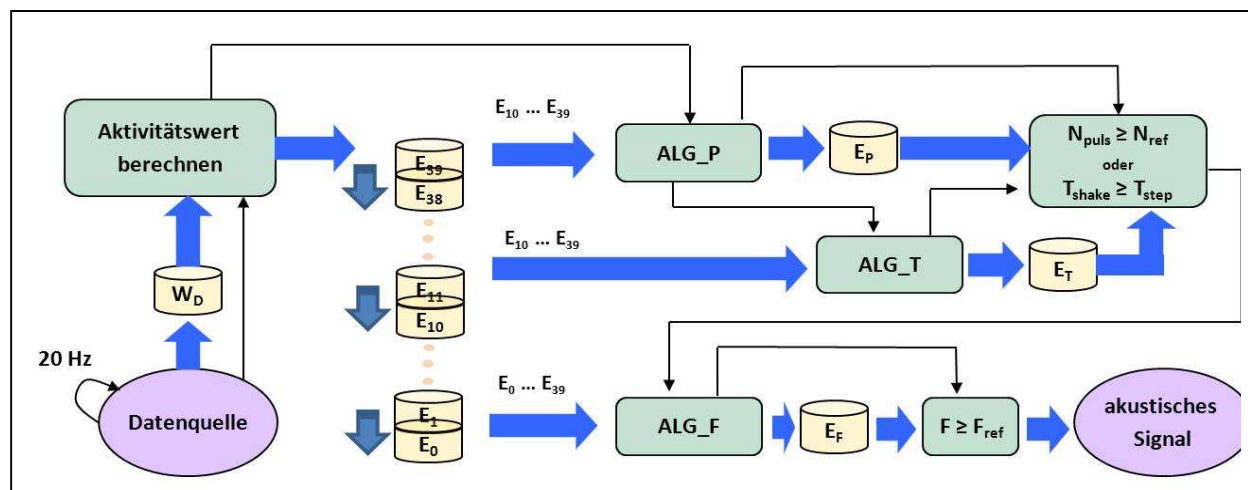


Abbildung 5-24: Schematische Darstellung des Algorithmus zur Erkennung einer FOG Situation

Erkennung des „Restless Legs Syndroms“ bei der Parkinson Krankheit:

Das RLS ist mit unwillkürlichen Bewegungen der unteren Extremitäten verbunden. Diese lassen sich als periodische Beinbewegungen beim Schlafen und beim Erwachen während der Bettruhe beschreiben. Der Patient bemerkt seine Erkrankung normalerweise sehr spät.

Als Ursachen für die Schlafstörungen, die aus unwillkürlichen periodischen Bewegungen resultieren, werden zunächst psychische Störungen vermutet. Eine hinreichende Diagnose liefert bis dato nur das Schlaflabor.

Durch die Messung dieser periodischen Beinbewegungen kann das RLS zumindest vorläufig erkannt werden. Für die Messung wird die im Kapitel 5.1 vorgestellte Messhose verwendet. Die Unterschenkel-Sensoren der Messhose können alle Bewegungen der Beine während des Schlafs erkennen. Der Patient zieht die Messhose an. Die Daten der Messhose werden nach dem Aufnahmestart 20mal pro Sekunde gelesen und auf der integrierten SD Karte in einer Textdatei gespeichert. Dabei wird jede Stunde eine neue Textdatei generiert. Das führt zur einfachen Weiterverarbeitung der einzelnen Textdateien. Ist die Messung gestartet, legt sich der Benutzer ins Bett und versucht zu schlafen. Die Messung endet nach acht Stunden. Während der Messung soll der Patient möglichst im Bett bleiben. Nach der Messung wird die SD Karte dem Messsystem entnommen und am PC analysiert. Es müssen acht Textdateien auf der SD Karte vorhanden sein. Die Inhalte dieser Dateien werden zunächst zusammengefügt und in einem Vektor gespeichert. Für die Erkennung der einzelnen Beinbewegungen werden folgende Schritte durchgeführt:

A) Datenaufarbeitung:

Da die Messung mit dem Messsystem „Interrupt“-gesteuert ist, wird auf das Einhalten der Datenaufnahmefrequenz von 20Hz besonderer Wert gelegt. Weil es sich bei der SD Karte um ein Standardbauteil handelt, sind die Eigenschaften der Karte leicht von der Produktion abhängig. Die Geschwindigkeit des Schreibvorgangs auf der Karte ist nicht immer konstant und ist leicht abhängig von der Umgebung. Dauert ein Schreibvorgang zu lang, wird dieser vom Elektronikmodul durch Interrupt unterbrochen. Somit werden nicht exakt 20 Messpakete pro Sekunde gespeichert. Es kommt zu Datenverlusten in der Speicherung. Nach acht Stunden Datenaufnahme mit einer Abtastrate von 20Hz sollten 576000 Datenpakete (jedes Datenpaket beinhaltet Beschleunigungswerte von allen Sensoren in drei Raumrichtungen) vorhanden sein. Ist die tatsächliche Anzahl der Datenpakete kleiner als 57000, müssen die Daten aufgearbeitet werden. Der Algorithmus zur Datenaufarbeitung wird mit einem Beispiel erläutert. Angenommen es sind tatsächlich 575000 Pakete vorhanden, wären somit entsprechend 1000 Pakete verloren gegangen. Diese müssen nun rekonstruiert werden. Hier werden alle 576 (576000/1000) Pakete, ein Paket dazu kopiert. Der Inhalt dieses Pakets ist der Durchschnitt zweier benachbarter Pakete (Abbildung 5-25).

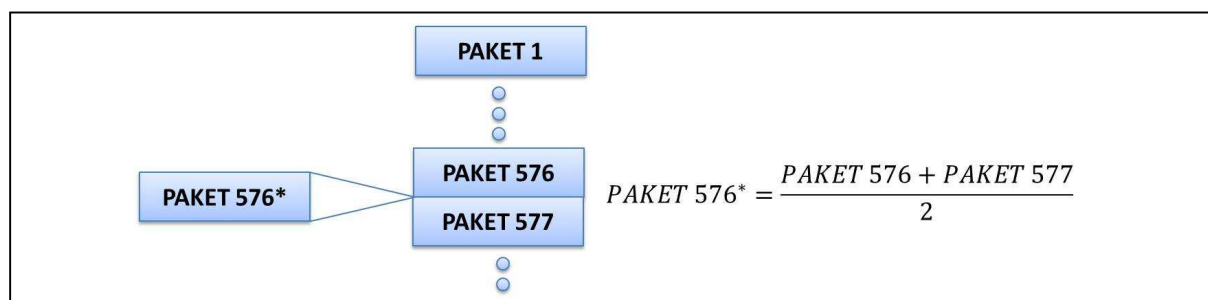


Abbildung 5-25: Schematische Darstellung der Datenkorrektur nach einer Datenaufnahme

B) Aktivitätsberechnung:

Aus den korrigierten Datenpaketen wird pro Paket für jeden Sensor die relative Beschleunigung (Aktivitätswert) berechnet (Abbildung 5-26). Der Algorithmus zur Berechnung der relativen Beschleunigung wurde bereits im Kapitel 5.2.1(1) beschrieben.

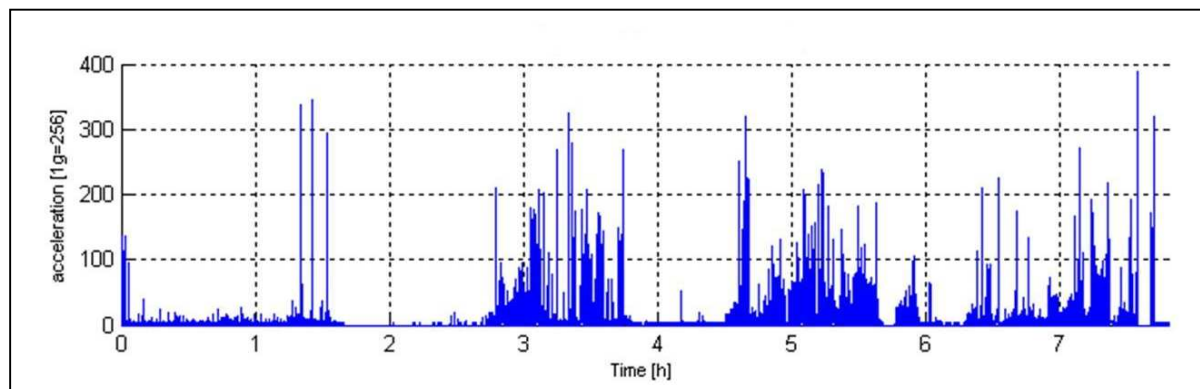


Abbildung 5-26: Schematische Darstellung des Aktivitätssignals des Sensors am rechten Unterschenkel

C) LM-Erkennung¹³:

Der entwickelte Algorithmus für die LM- Erkennung wurde angelehnt an die Forschungen von Morrish *et al.* (2002), die einen Aktigraphen einsetzten. Für eine gute Erkennung der Beinbewegungen (LM) wird das Messsignal zunächst in 2-Sekunden-Zeitfenster unterteilt. Es ergeben sich bei einer Aufnahme Frequenz von 20Hz entsprechend 40 Aktivitätswerte pro Sensor. Der Durchschnitt dieser Aktivitätswerte pro Sensor wird im nächsten Schritt berechnet und in einem Vektor gespeichert. Dadurch reduziert sich die Datenmenge mit den 2-Sekunden-Epochen um das 40-Fache.

Für die LM-Erkennung müssen noch einige Parameter festgelegt werden: Die maximale (*max_dauer_LM*) und minimale Dauer (*min_dauer_LM*) eines LMs und der Schwellenwert (*schwelle*), ab dem eine Bewegung überhaupt als Bewegung erkannt wird. Diese wurden in dem hier vorgestellten Algorithmus experimentell wie folgt festgelegt:

- *Schwelle* = 1.2[gm]
- *max_dauer_LM* = 8 [s]
- *min_dauer_LM* = 0 [s]

Um eine Beinbewegung als LM zu erkennen, muss sie zwei Kriterien erfüllen:

- Der Messwert muss über dem Schwellenwert liegen
- Die Bewegung muss eine Dauer zwischen den oben definierten Grenzen von 0 bis 8 Sekunden haben.

Da es sich beim Messwert um eine 2-Sekunden-Epochen-Einteilung handelt, entsprechen vier Messwerte 8 Sekunden. Somit werden 1 bis maximal 4 aufeinander folgende Messwerte, die den Schwellenwert überschreiten, als limb movement erkannt. In den Beispielswerten, die in der Tabelle 5-3 dargestellt sind, wurden zwei LM- Episode erkannt. Die erste Episode dauert von Messwert Nr.3 bis Messwert Nr.6 und die zweite Episode dauert nur ein Messzeitfenster lang (Messwert Nr. 15).

¹³ Limb Movement (Beinbewegung)

Tabelle 5-3: Beispiel für die Erkennung der LMs.

Nr.	Messwert [g _m]	Schwellen-kriterium	Dauer-kriterium	limb movement
1	0	0	0	0
2	1,0401	0	0	0
3	5,0226	erfüllt	erfüllt	5,0226
4	12,0652	erfüllt	erfüllt	12,0652
5	7,7769	erfüllt	erfüllt	7,7769
6	1,2772	erfüllt	erfüllt	1,2772
7	0	0	0	0
8	8,4692	erfüllt	0	0
9	1,5163	erfüllt	0	0
10	1,9531	erfüllt	0	0
11	6,638	erfüllt	0	0
12	38,2056	erfüllt	0	0
13	13,866	erfüllt	0	0
14	0,0922	0	0	0
15	2,702	erfüllt	erfüllt	2,702
16	0,2477	0	0	0

In Abbildung 5-27 sind alle nach dem Algorithmus erkannten LMs mit kleinen roten Linien dem Aktivitätssignal überlagert.

Für die Erkennung eines pathologischen Schlafzustands müssen zuerst die *Periodischen Beinbewegungen (PLM)* erkannt werden.

PLM werden definiert als vier aufeinanderfolgende LMs mit Intervallen von 5 bis 90 Sekunden. Für die Definition der noch als gesund bewerteten Anzahl an PLMs während einer Schlafperiode wird zusätzlich der *PLMs-Index* definiert.

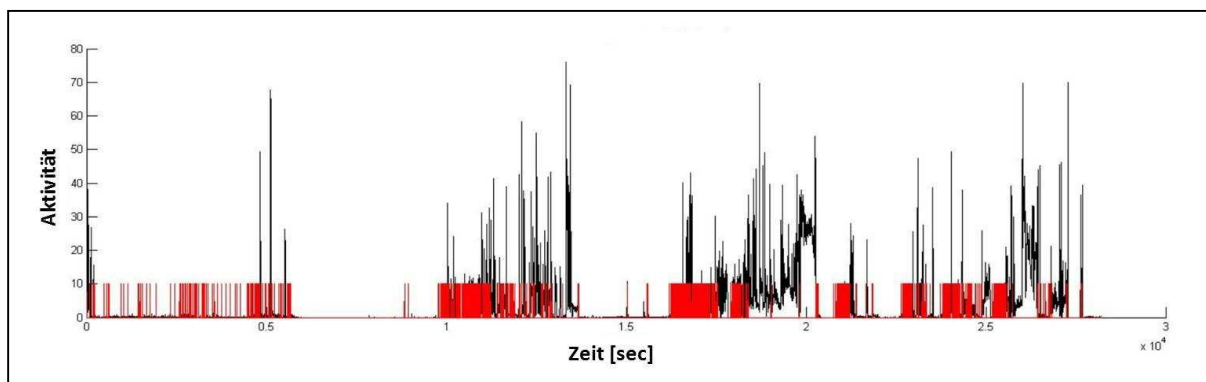


Abbildung 5-27: Schematische Darstellung der LMs überlagert auf das Aktivitätssignal des Sensors am rechten Unterschenkel.

PLMs-Index ist äquivalent zur Anzahl der PLM im Schlaf/h bezogen auf die Gesamtschlafzeit. Ein PLMS-Index größer als fünf wird als pathologisch bewertet (Thorpy, 1973). In der Abbildung 5-28 wird der schematische Aufbau des Algorithmus dargestellt.

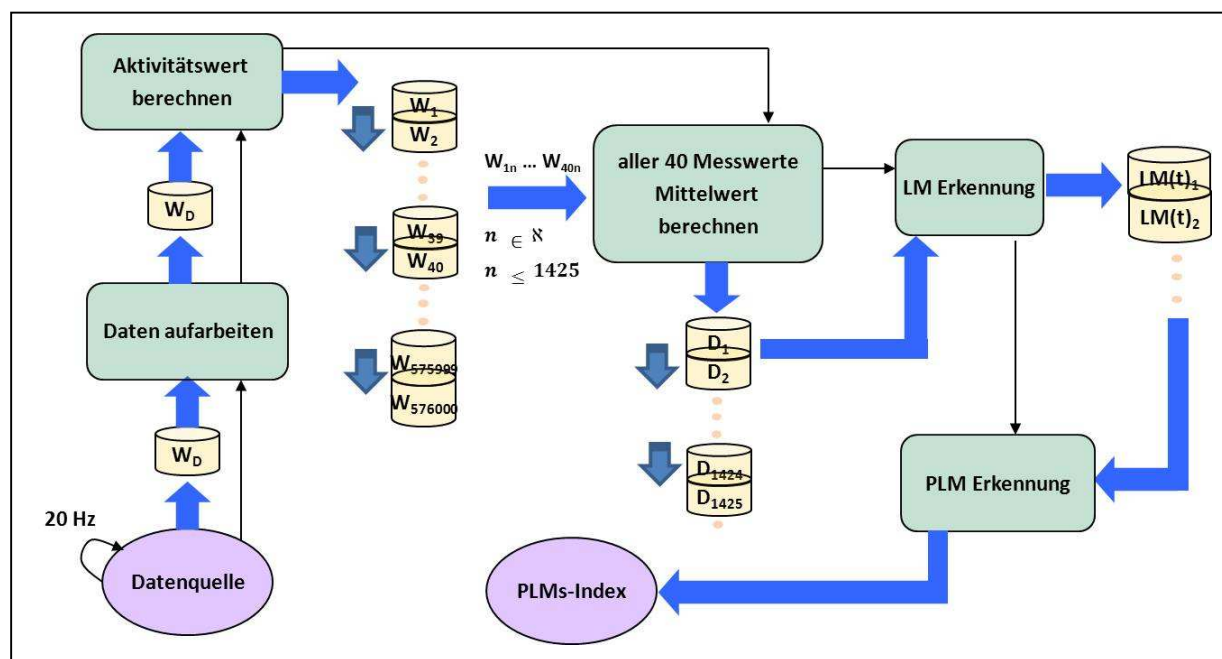


Abbildung 5-28: Schematische Darstellung des Algorithmus zur PLMs-Index Erkennung. Ein PLMs-Index größer als 5 wird als pathologisch bewertet.

Erkennung der ausgewählten sportlichen Aktivitäten:

Durch in den Textil integrierte Beschleunigungssensoren können Bewegungen der Gliedmaßen erkannt und klassifiziert werden. Da jede sportliche Übung einer individuellen Körperbewegung entspricht, können wir anhand der Beschleunigungsdaten und deren Vergleich mit der typischen Musterbewegung die sportliche Übung eindeutig identifizieren. Durch die Messung der Dauer der Durchführung und deren Abweichung zur Musterbewegung kann außerdem die Qualität (Güte) der durchgeführten Übung berechnet werden. In diesem Kapitel stellen wir Beispielmethode zur Erkennung vier ausgewählter sportlicher Übungen (Hampelmann, Boxen, Kniebeugen und Liegestützen) vor.

Die Grundlagen der Erkennungsalgorithmen erläutern wir anhand eines im Shirt integrierten Messsystems (Abbildung 5-2). Andere Textilien wie z.B. Hosen können ebenfalls mit kleinen Änderungen eingesetzt werden.

Die Orientierung der x- und der z- Achse der Sensoren im Raum ist nicht festgelegt; deswegen werden sie in diesem Kapitel immer zu einem Betrag zusammengefasst. Die y-Achse der Sensoren verläuft parallel zur Verkabelung und kann für die Ermittlung der Ausrichtung der Bewegung benutzt werden.

Die korrekte Erkennung der sportlichen Übung hängt größtenteils von der zuverlässigen Erkennung der Ausrichtung der Bewegung ab. Wird die y-Achse der Sensoren durch Knitter- und Falteffekte beeinflusst, so ist eine Ausrichtungserkennung nicht möglich. Für diese Bewegungserkennung wird also vorausgesetzt, dass das Shirt richtig an der Körperoberfläche sitzt und der Benutzer die richtige Shirtgröße trägt. Die Sensordaten können bei einer Mikrocontrollergeschwindigkeit von 8Mhz, bis zu 40-mal pro Sekunde eingelesen werden.

Zur Erkennung dieser ausgewählten sportlichen Übungen aber ist eine so hohe Abtastrate nicht notwendig. Je höher die Abtastrate, desto größer die Energieaufnahme. Daher sollte die Abtastrate für ein akkubetriebenes System möglichst niedrig gehalten werden.

In 80 Einzelversuchen wurde die durchschnittliche Bewegungsfrequenz bei ausgewählten sportlichen Übungen ermittelt. Diese können Tabelle 5-4 entnommen werden.

Tabelle 5-4: Experimentell ermittelte Ablaufs-Frequenzen für die ausgewählten sportlichen Übungen

Bewegungstyp	Minimale Periodendauer [ms]	Maximale Frequenz f_{\max} [Hz]
Hampelmann	600	1,7
Boxen	400	2,5
Kniebeugen	800	1,3
Liegestützen	1000	1,0

Die Voruntersuchungen zeigen, dass diese Übungen eine maximale Ablaufs-Frequenz von 5Hz auf keinen Fall überschreiten. Nach dem Nyquist-Shannon-Abtasttheorem müssen Sensoren somit einer Abtastrate von mindestens 10Hz abgelesen werden, damit eine Bewegung von 5Hz eindeutig von der Auswerteeinheit detektiert werden kann (Formel 5.13).

Um ein störungsfreies Signal zu erhalten, wird dieses mit einem Tiefpass-Filter zweiter Ordnung gefiltert. Als Filtertyp wird wegen der einfachen Implementierbarkeit und der hohen Filtergüte ein IIR-Filter (Infinite Impulse Response) gewählt. Aufgrund des konstanten Dämpfungsverhaltens im Durchlassbereich sowie des relativ steilen Flankenabfalls im Sperrbereich fiel die Wahl auf den einfachen Butterworth-Filter.

Die Grenzfrequenz wird auf 5Hz festgelegt. Anhand der entsprechenden Formeln aus der Literatur können dementsprechend die Koeffizienten berechnet werden. Diese sind in der Tabelle 5-5 dargestellt.

Tabelle 5-5: Die Koeffizienten des Butterworth-Filters für eine Grenzfrequenz von 5Hz

Parameter	B_0	B_1	B_2	A_0	A_1	A_2
Wert	1,000	-0,3695	0,1958	0,2066	0,4131	0,2066

Die abgetasteten und gefilterten Beschleunigungsdaten werden durch die im Folgenden beschriebenen Algorithmen nach bestimmten Mustern durchsucht.

Bewegungsmuster „Hampelmann“:

Der Hampelmann zeichnet sich durch eine periodischen auf und ab Bewegungen der Arme auf der Frontalebene¹⁴ des Körpers aus, während die Körperlage „stehend“ ist. Mittels ROA-, RUA-, LUA- und LOA-Sensoren können die Bewegungen der Arme detektiert werden.

¹⁴ Die Frontalebene wird in der Medizin als die bei einer Vorderansicht des Menschen sichtbare Bewegungsebene bezeichnet.

Die RSL-, RSR- und SHV-Sensoren werden für die Erkennung der Körperlage benutzt. Die Abbildung 5-29 zeigt die Körperbewegungen und die Ausrichtung der integrierten Sensoren.

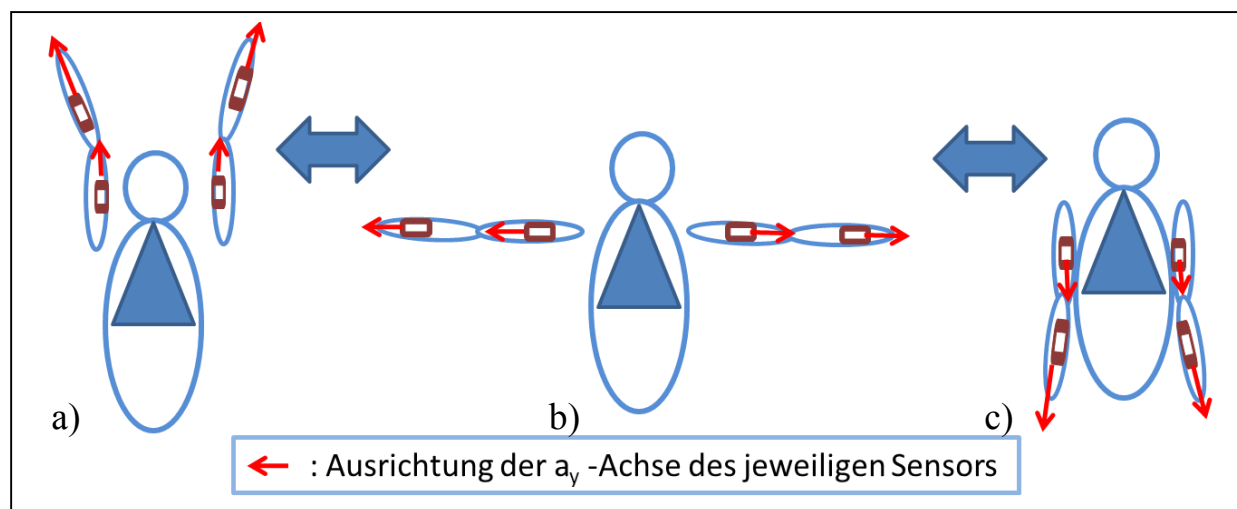


Abbildung 5-29: Die Körperbewegungen während der Hampelmann-Übung. Die Ausrichtung der Sensoren in der y-Richtung ist durch Pfeile gekennzeichnet.

Die resultierenden Beschleunigungen der Unter- und Oberarmsensoren während der Hampelmann-Übung sind in Abbildung 5-30 sichtbar.

Der Zusammenhang von Neigungswinkel und Beschleunigungswert wurde bereits in der Formel 5.12 vorgestellt. Da der Neigungswinkel mit dem Beschleunigungssensor nur in der Ebene (2 Dimensionen) gemessen werden kann, definieren wir den Zustand „Arm genau an der niedrigsten Position am Oberschenkel“, (Abbildung 5-29 (c)) geometrisch als 180° und den Zustand „Arm genau an der höchsten Position über dem Kopf“, (Abbildung 5-29 (a)) geometrisch als 0° . Für die Erkennung werden die Winkel resultierend aus den Sensoren des Unter- und Oberarms jeweils zusammengefasst.

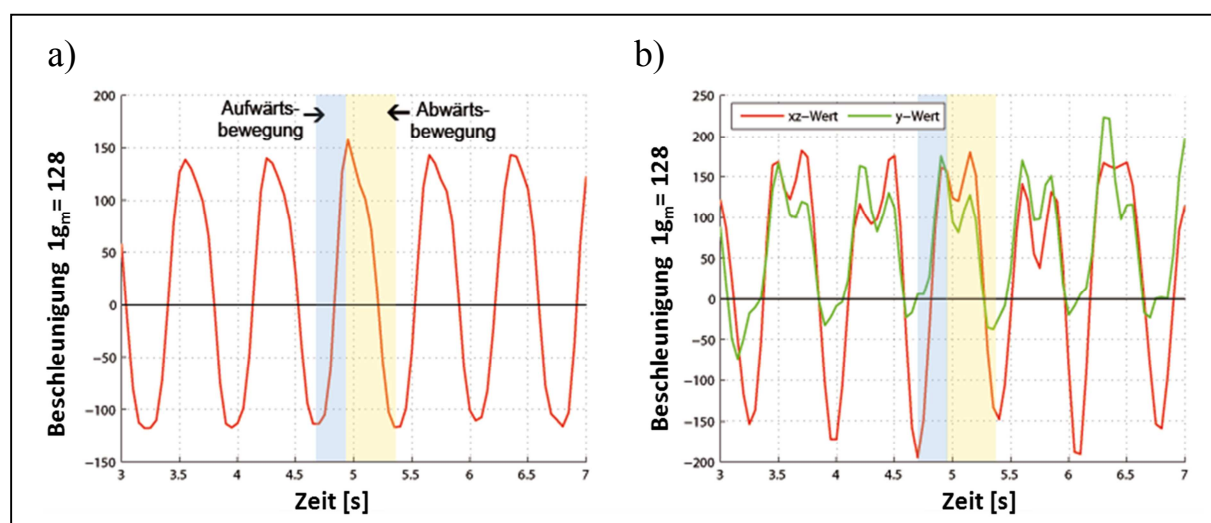


Abbildung 5-30: Zeit-Beschleunigungskurve einer Hampelmann-Bewegung a) Oberarmbeschleunigung ROA_y b) Handgelenksbeschleunigung RUA_{xz} , RUA_y (©MiMed, 2010).

Nun definieren wir einen Toleranzbereich von 15° (experimentell ermittelt), in dem die Zustände noch aktiviert sind. Ein Winkel von 0° bis 15° z.B. entspricht dem Zustand „Arme an der höchsten Position über dem Kopf“ und ein Winkel von 165° bis 180° dem Zustand „Arm an der niedrigsten Position am Oberschenkel“. Entsprechend werden die Winkel resultierend

aus Hals- und Rumpfsensoren, zusammengefasst und zur Berechnung der Körperlage verwendet. Die Körperlage wird bei 0° als vertikal zum Grund definiert. Der Toleranzbereich für die Erkennung liegt bei 40° .

Durch die Berechnung der Neigungswinkel der Ober- und Unterarme sowie des Torso können wir den Hampelmann eindeutig erkennen. Der gesamte Erkennungsprozess, vom Einlesen der Sensordaten bis zur Erkennung des Hampelmanns, darf die zeitlichen Rahmenbedingungen nicht überschreiten. Diese wurden experimentell ermittelt und auf $2000ms$ festgelegt. Eine graphische Beschreibung der Prozesse zur Erkennung des Hampelmanns, sowie des Zustandsdiagramms, werden in der Abbildung 5-31 dargestellt. Die zum Zustandsdiagramm dazugehörigen Zustände können der Tabelle 5-6 entnommen werden. Durch die Messung der Durchführungsgeschwindigkeit und des Winkel der Armbewegung kann man die Qualität (Güte) definieren (Formel 5.18). Sie zeigt zeitlich, wie gut der Benutzer die Übung durchführt.

$$Güte = f(v(t), \alpha_{max}(t)) \tag{5.18}$$

$v(t)$: zeitliche Geschwindigkeit der Durchführung der Übung

$\alpha(t)$: zeitlicher maximaler Armwinkel zwischen Auf- und Abwärtsbewegungen der Arme

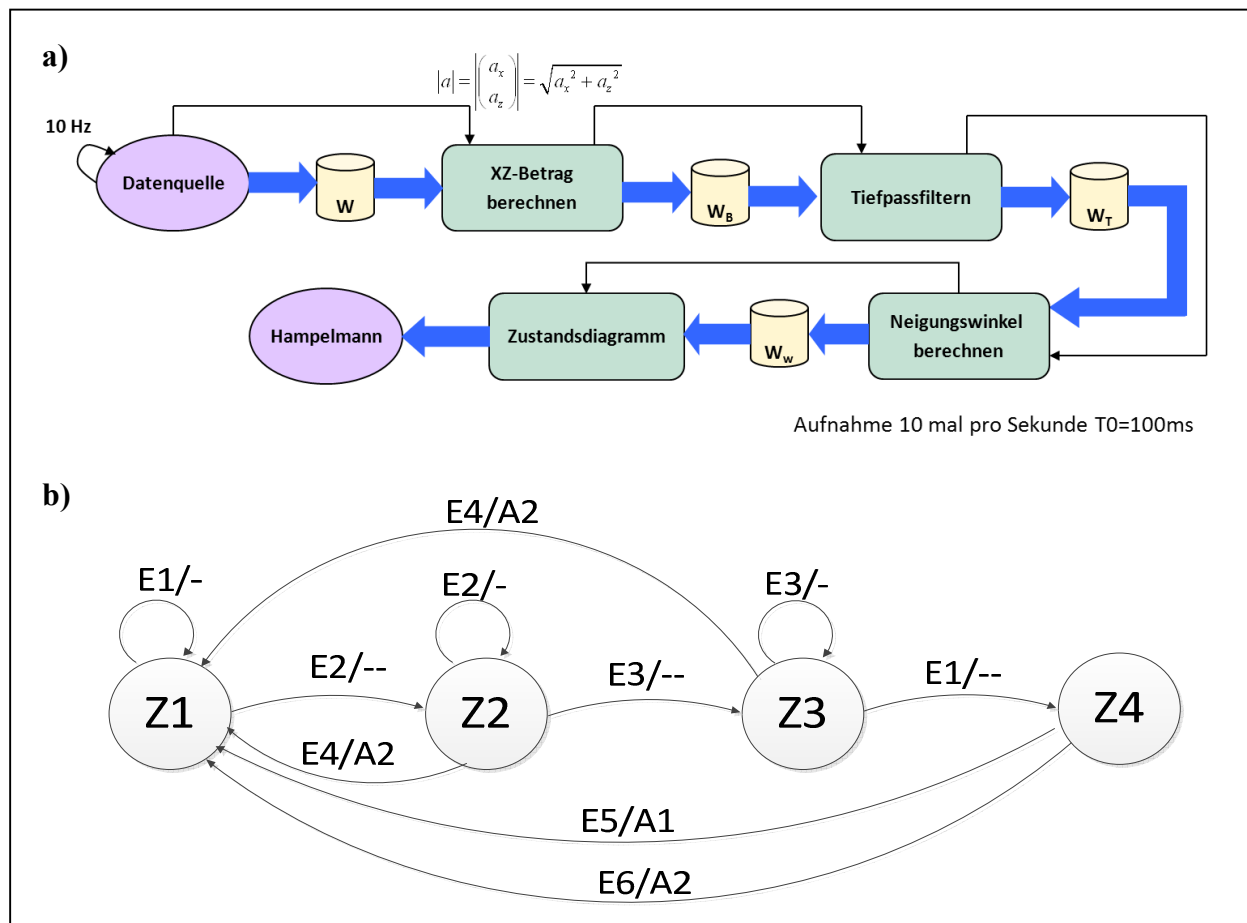


Abbildung 5-31: a) Prozessbeschreibung und b) das Zustandsdiagramm zur Erkennung des Hampelmanns. Die dazugehörigen Zustände können der Tabelle 5-6 entnommen werden.

Tabelle 5-6: Zustandstabelle zur Erkennung des Hampelmanns. Das dazugehörige Zustandsdiagramm wird in der Abbildung 5-31 dargestellt.

	Eingangsgrößen	Ausgangsgrößen
Z1: Standby	E1: Arm an undefinierter Position zwischen höchster und niedrigster Position	A1: Hampelmann erkannt
Z2: Höchste Position über Kopf	E2: Arm an höchster Position über dem Kopf	A2: Hampelmann nicht erkannt
Z3: Niedrigste Position am Oberschenkel	E3: Arm an niedrigster Position am Oberschenkel	
Z4: Körperlage bestimmen	E4: zeitliche Rahmenbedingung überschritten	
	E5: Körperlage vertikal zum Boden	
	E6: Körperlage nicht vertikal zum Boden	

Bewegungsmuster „Boxen“:

Hohen Beschleunigungen der Arm-Sensoren bei schneller Schlagbewegung sind charakteristisch für das Bewegungsmuster Boxen. Die Bewegung ist auf einen Arm beschränkt und ist nicht körpersymmetrisch. Der Rumpf kann, muss allerdings nicht signifikante Beschleunigungen erfahren. Die Boxbewegung besteht aus dem Hand-Schlag nach vorne (Abbildung 5-32(a)) und dem anschließenden Rückzug dieser Hand in die Ausgangsstellung (Abbildung 5-32(b)), während die Körperlage „stehend“ ist. Mittels ROA-, RUA-, LUA- und LOA-Sensoren können die Bewegungen der Arme detektiert werden. Die RSL-, RSR- und SHV-Sensoren werden für die Erkennung der Körperlage benutzt. Die Abbildung 5-32 (a-c) zeigt die Körperbewegungen und die Ausrichtung der integrierten Sensoren.

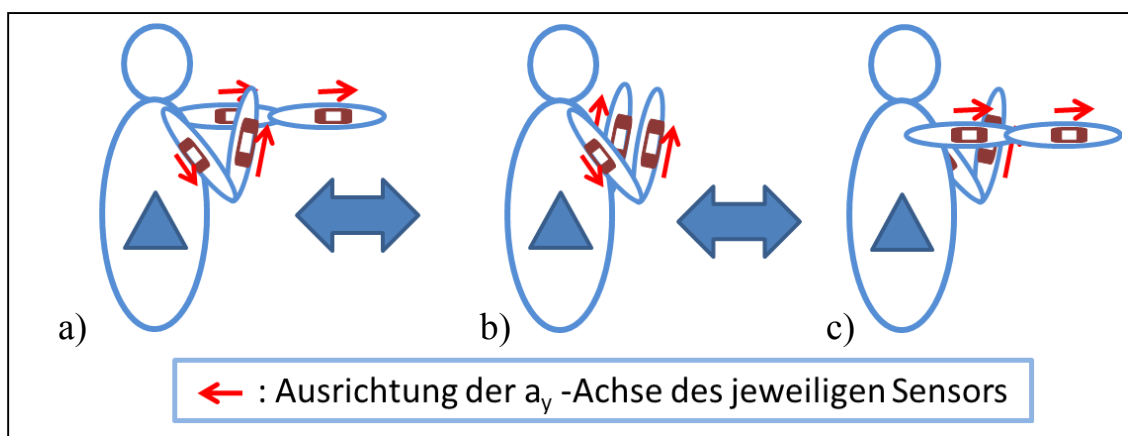


Abbildung 5-32: Körperbewegungen während der Box-Übung. Die Ausrichtung der Sensoren in der Y-Richtung ist durch Pfeile gekennzeichnet.

Die resultierenden Beschleunigungen der Unter- und Oberarmsensoren während der Box-Übung werden in Abbildung 5-33 ersichtlich.

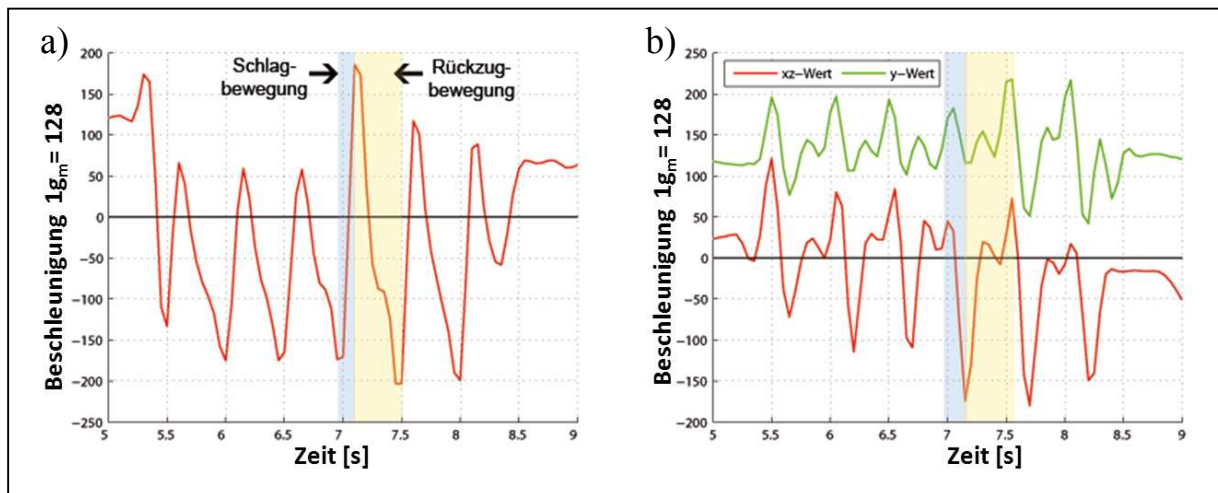


Abbildung 5-33: Zeit-Beschleunigungskurve einer Boxbewegung a) Handgelenksbeschleunigung RUA_y , b) Oberarmbeschleunigungen ROA_{xz} , ROA_y (©MiMed, 2010).

Die Berechnung der Körperlage wurde bereits im letzten Abschnitt (Hampelmann-Übung) erläutert. Hohe Beschleunigungen treten bei der Schlag- und Rückzugsbewegung hintereinander auf. Der Winkel des Schlags ist nicht markant, daher wird der Aktivitätswert zur Erkennung analysiert. Eine graphische Beschreibung der Prozesse zur Erkennung von Boxen, sowie des Zustandsdiagramms werden in der Abbildung 5-34 dargestellt. Die zum Zustandsdiagramm dazugehörigen Zustände können der Tabelle 5-7 entnommen werden.

Bei einer Schlagbewegung treten am entsprechenden Unterarmsensor hohe positive Aktivitäten auf. Sie sind deutlich größer als die Aktivitäten, die bei „normalen“ Bewegungen auftreten. Somit kann ein Grenzwert definiert werden, bei dessen Überschreitung ein Schlag detektiert wird. Experimentell wurde dieser Grenzwert auf ± 1 [g_m/s] festgelegt. Der Oberarmsensor desselben Armes muss beim Schlag ebenfalls hohe positive Aktivitäten aufweisen. Sie sind für gewöhnlich nicht so hoch wie am Unterarm, da der Bewegungsweg des Oberarmsensors beim Boxen nicht so groß ist wie der des Unterarmsensors. Zusammengefasst wird ein Schlag, in der Box-Übung erkannt, wenn der Unterarmsensor größere Aktivitätswerte als der Grenzwert aufweist und gleichzeitig der Oberarmsensor positive Aktivitäten zeigt. Entsprechend wird ein Rückschlag detektiert, wenn der Unterarmsensor niedrigere Aktivitätswerte als der Grenzwert aufweist und der Oberarmsensor negative Aktivitäten zeigt. Außerdem ist es für eine positive Erkennung der Box-Übung notwendig, dass die Körperlage während der Durchführung als „stehend“ erkannt wird. Der gesamte Erkennungsprozess, vom Einlesen der Sensordaten bis zur Erkennung der Box-Übung, darf die zeitlichen Rahmenbedingungen nicht überschreiten. Die Rahmenbedingungen wurden experimentell ermittelt und auf $2000ms$ festgelegt.

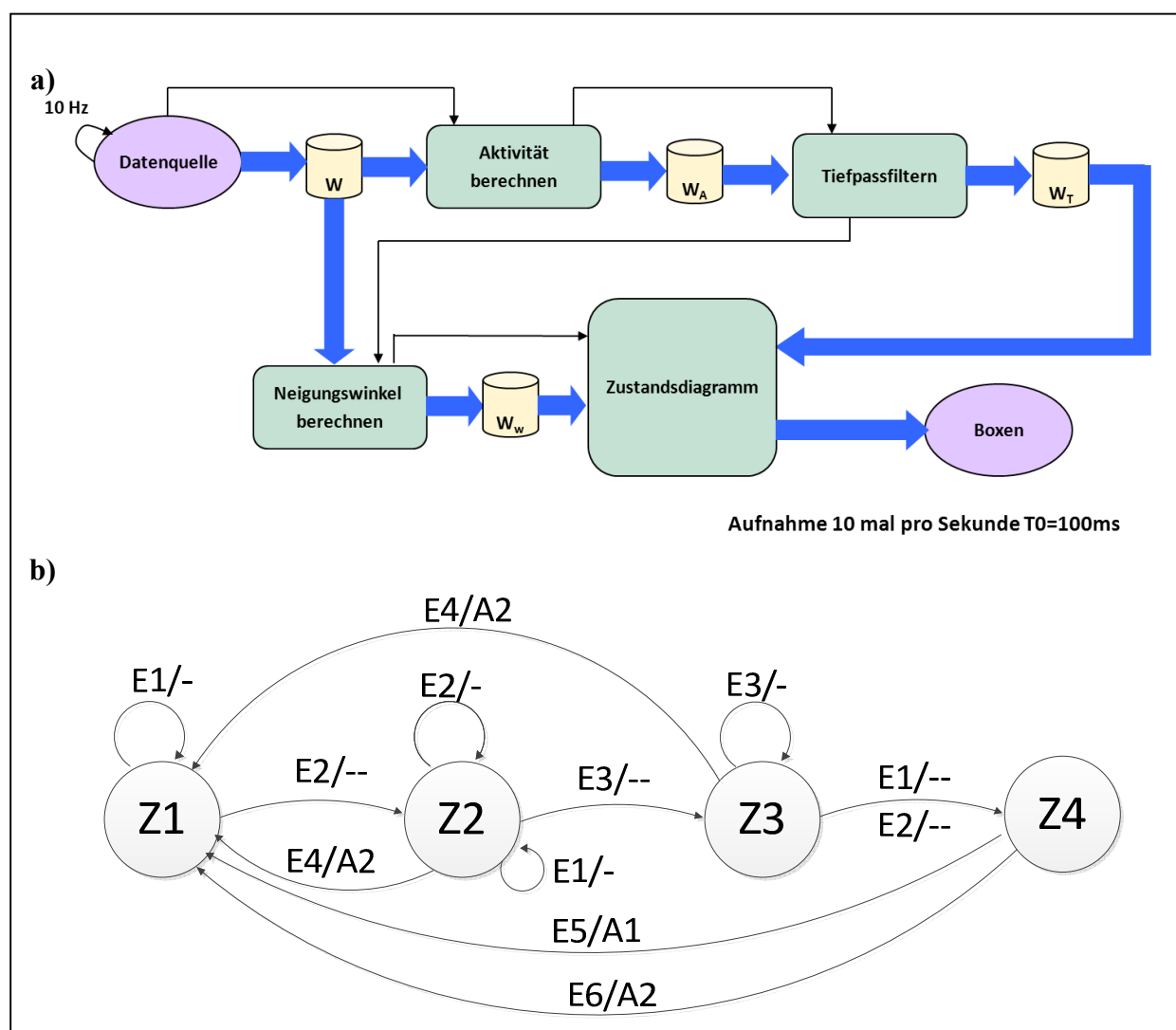


Abbildung 5-34: a) Prozessbeschreibung und b) das Zustandsdiagramm zur Erkennung des Boxens. Die dazugehörigen Zustände können der Tabelle 5-7 entnommen werden.

Die Qualität der Durchführung ist abhängig von der zeitlichen Geschwindigkeit der Durchführung der Übung und von den maximalen bzw. minimalen Aktivitätswerten, die beim Schlag und Rückschlag detektiert werden (Formel 5.19). Je schneller und stärker man die Übung durchführt, desto besser wird die Durchführung bewertet.

$$Güte = f(v(t), |A|_{max}(t)) \quad (5.19)$$

$v(t)$: zeitliche Geschwindigkeit der Durchführung der Übung

$|A|_{max}(t)$: zeitlicher, maximaler Betrag der Aktivität während einer Schlag- bzw. Rückschlag-Bewegung.

Tabelle 5-7: Zustandstabelle zur Erkennung des Boxens. Das dazugehörige Zustandsdiagramm wird in der Abbildung 5-34 dargestellt.

	Eingangsgrößen	Ausgangsgrößen
Z1: Standby	E1: Aktivitätswerte normal	A1: Boxen erkannt
Z2: Hohe Positive Aktivität in Folge eines Schlags	E2: Positiver Aktivitätswert höher als der Grenzwert	A2: Boxen nicht erkannt
Z3: Hohe Negative Aktivität in Folge eines Rückschlags	E3: Negativer Aktivitätswert niedriger als der Grenzwert	
Z4: Körperlage bestimmen	E4: Zeitliche Rahmenbedingung überschritten	
	E5: Körperlage vertikal zum Boden	
	E6: Körperlage nicht vertikal zum Boden	

Bewegungsmuster „Kniebeugen“:

Auf- und Abwärtsbewegungen des gesamten Oberkörpers, während die Arme vom Körper weggestreckt werden, sind charakteristisch für das Kniebeugen (Abbildung 5-35). Die gesamten Bewegungen werden körpersymmetrisch ausgeführt. Folglich können spiegelgleiche Sensoren gleichzeitig betrachtet werden.

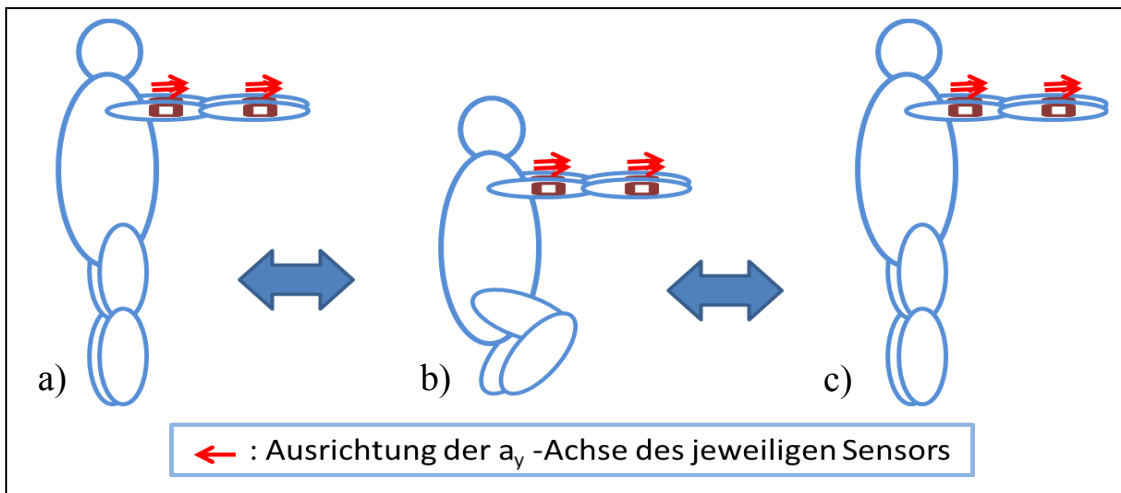


Abbildung 5-35: Körperbewegungen während der Kniebeuge-Übung. Die Ausrichtung der Sensoren in der y-Richtung ist durch Pfeile gekennzeichnet.

Die Rumpf-Sensoren (RSR, RSL und SHV) werden wie bereits erwähnt für die Lageerkennung benutzt. Die Körperlage muss immer vertikal zum Grund sein. Während der Auf- und Ab Bewegung sind alle Sensoren einer identischen periodischen Beschleunigung ausgesetzt. Das ist ein Erkennungskriterium für die Kniebeuge-Übung. Die resultierenden Beschleunigungen der Torso-Sensoren und des Unterarmsensors während der Kniebeuge-Übung wird in Abbildung 5-36 dargestellt.

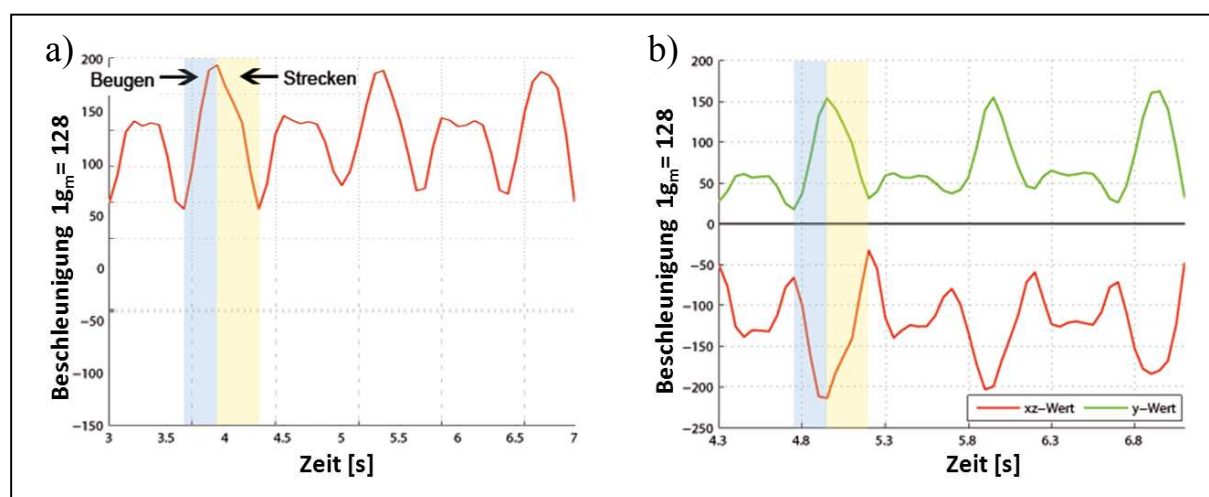


Abbildung 5-36: Zeit-Beschleunigungskurve während einer Kniebeuge-Übung a) Durchschnitt der Rumpfbewegungen (RSL_y , RSR_y und SHV_{zz}) b) Oberarmbeschleunigung ROA_{xz} , ROA_y (©MiMed, 2010).

Für die Erkennung von Kniebeugen wird zunächst mittels Ober- und Unterarmsensoren überprüft, ob die Arme vom Körper weg gestreckt sind. Der Mittelwert der Beschleunigungen von Unter- und Oberarm in der y-Richtung ist in diesem Zustand positiv. Der Durchschnitt der Aktivitätswerte von RSL, RSR und der SHV wird anschließend berechnet. Während der auf und ab Bewegung steigt dieser Wert kontinuierlich an und sinkt wieder. Somit ergeben sich im Signalbild Berge und Täler. Steigt dieser Aktivitätswert über einen definierten Grenzwert an, während die Aktivitätswerte der Armsensoren ebenfalls ansteigen, wird Kniebeugen erkannt. Experimentell wurde dieser Grenzwert auf $\pm 0,3 [g_m/s]$ festgelegt. Der gesamte Erkennungsprozess, vom Einlesen der Sensordaten bis zur Erkennung der Kniebeuge-Übung, darf die zeitlichen Rahmenbedingungen nicht überschreiten. Die Rahmenbedingungen wurden nach experimentell ermittelt und auf $2000ms$ festgelegt. Eine graphische Beschreibung der Prozesse zur Erkennung von Kniebeugen, sowie des Zustandsdiagramms werden in der Abbildung 5-37 dargestellt. Die zum Zustandsdiagramm dazugehörigen Zustände können der Tabelle 5-8 entnommen werden.

Die Qualität der Durchführung ist abhängig von der zeitlichen Geschwindigkeit der Durchführung der Übung und dem Armwinkel während der Durchführung der Kniebeuge-Übung (Formel 5.20). Je schneller man die Übung durchführt, während die Arme gestreckt sind und genau senkrecht zur Körperorientierung stehen, desto besser wird die Durchführung bewertet.

$$Güte = f(v(t), (\alpha)_{Arme}(t)) \quad (5.20)$$

$v(t)$: zeitliche Geschwindigkeit der Durchführung der Übung

$(\alpha)_{Arme}(t)$: Armwinkel während der Durchführung der Kniebeugen-Übung.

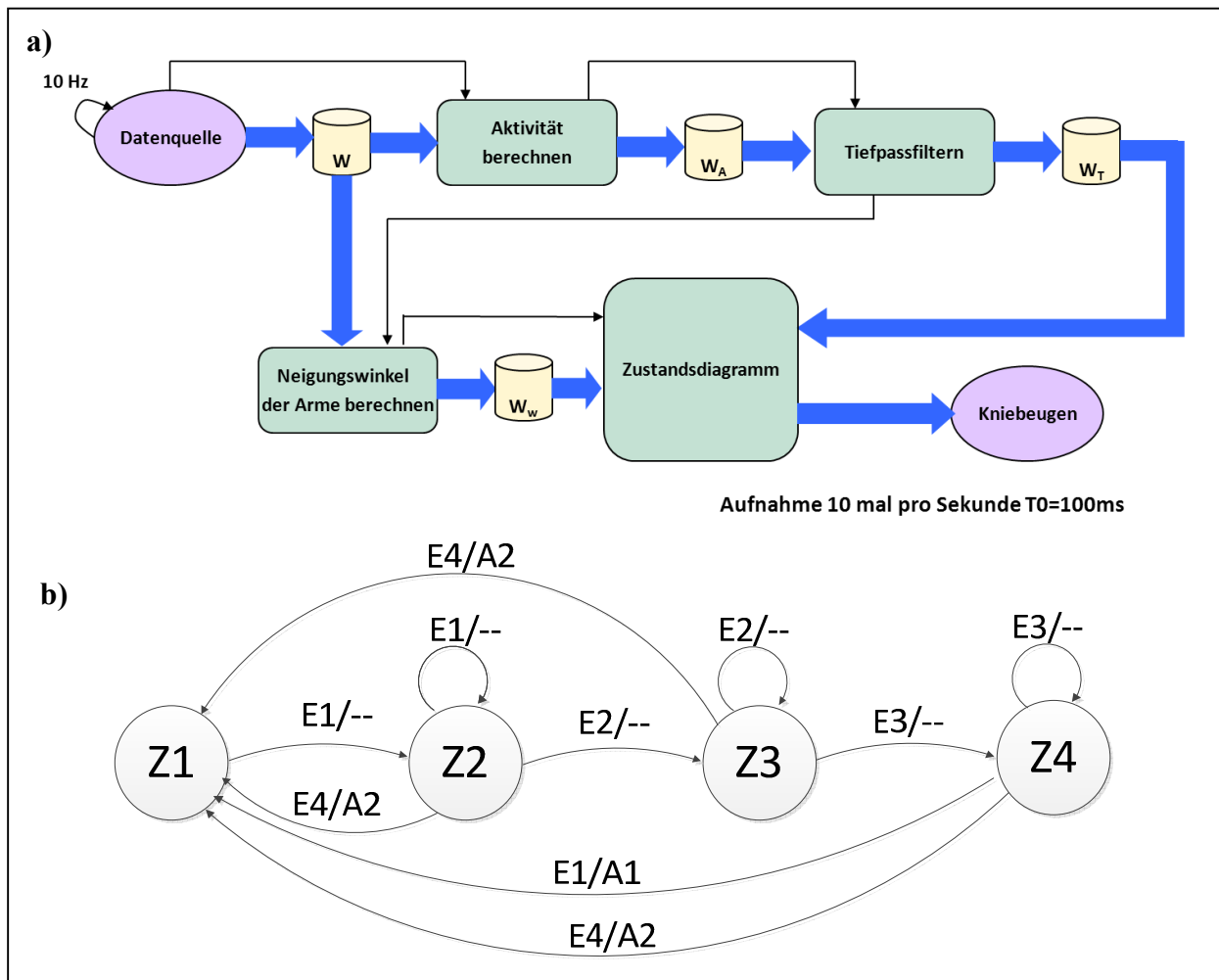


Abbildung 5-37: a) Prozessbeschreibung und b) das Zustandsdiagramm zur Erkennung des Kniebeugens. Die dazugehörigen Zustände können der Tabelle 5-8 entnommen werden.

Tabelle 5-8: Zustandstabelle zur Erkennung des Kniebeugens. Das dazugehörige Zustandsdiagramm wird in der Abbildung 5-37 dargestellt.

	Eingangsgrößen	Ausgangsgrößen
Z1: Standby	E1: Positiver Mittelwert der Armbeschleunigungen in y-Richtung	A1: Kniebeugen erkannt
Z2: Arme nach vorne gestreckt	E2: Steigerung des Aktivitätswerts der Torso-Sensoren höher als der Grenzwert sowie der Aktivitätswert der Armsensoren	A2: Kniebeugen nicht erkannt
Z3: Abwärtsbewegung	E3: Senkung des Aktivitätswerts der Torso-Sensoren niedriger als der Grenzwert sowie der Aktivitätswert der Armsensoren	
Z4: Aufwärtsbewegung	E4: Zeitliche Rahmenbedingung überschritten	

Bewegungsmuster „Liegestützen“:

Bei Liegestützen werden große Teile der Armmuskulatur beansprucht. Daraus resultierend wird der Rumpf durch Streck- und Beugebewegungen der Arme (Abbildung 5-38) auf- und abwärts beschleunigt. Die gesamten Bewegungen werden körpersymmetrisch ausgeführt. Folglich können spiegelgleiche Sensoren gleichzeitig betrachtet werden.

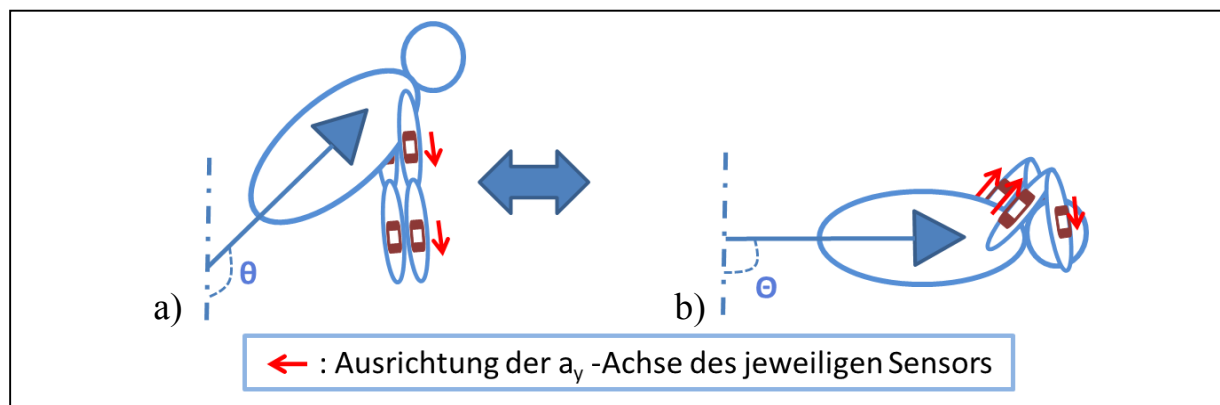


Abbildung 5-38: Körperbewegungen während der Liegestützen-Übung. Der Ausrichtung der Sensoren in der y-Richtung ist durch Pfeile gekennzeichnet.

Die Rumpf-Sensoren (RSR, RSL und SHV) werden wie bereits erwähnt für die Lageerkennung genutzt. Die Körperlage ändert sich während der Durchführung der Übung von der Horizontallage (zum Grund gemessen) in die Lage mit Winkel θ° . Die y-Achse der Unterarmsensoren zeigt immer in dieselbe Richtung, während beim Oberarmsensor der y-Achse die Richtung ändert. Die resultierenden Beschleunigungen der Torso-Sensoren und des Unterarmsensors während der Liegestützen-Übung werden in der Abbildung 5-39 dargestellt.

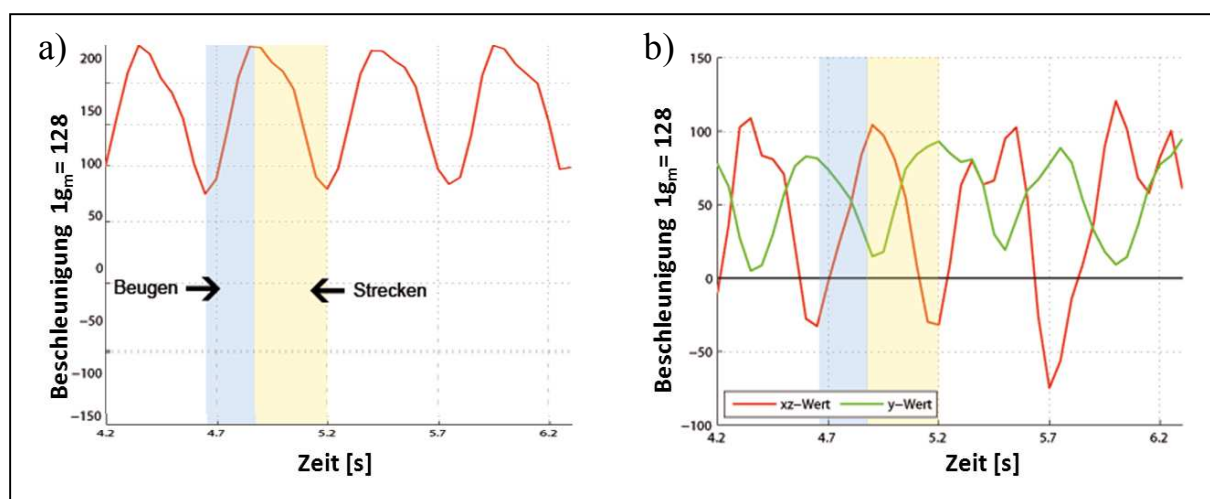


Abbildung 5-39: Zeit-Beschleunigungskurve während der Liegestützen-Übung a) Durchschnitt der Rumpfbewegungen (RSL_{xy}, RSR_{xy} und SHV_{xz}) b) Oberarmbeschleunigung ROA_{xz}, ROA_y (©MiMed, 2010).

Die Ausgangsposition für die Erkennung der Liegestützen ist erreicht, wenn die Körperlage „liegend“ (Körperlage horizontal zum Grund mit einem Winkel von $(90^\circ \pm \gamma)$) ist, die Unterarmsensoren den Winkel $(0^\circ \pm \alpha)$ und die Oberarmsensoren den Winkel $(90^\circ \pm \beta)$ aufweisen (Abbildung 5-38). 0° liegt vor, wenn der Vektor -resultierend aus der y-Richtung des Beschleunigungssensors- senkrecht nach unten zeigt, 90° , wenn der Vektor horizontal nach links bzw. rechts zeigt und 180° liegen vor, wenn der Vektor vertikal nach oben zeigt.

Liegestützen werden erkannt, wenn sich der Körper von der Ausgangsposition in die Streckposition und wieder zurückbewegt. Die Streckposition wird erkannt, wenn die Körperlage eine Winkeländerung von $\pm\varepsilon^\circ$ bezogen auf die Ausgangsposition aufweist, der Unterarmsensor unverändert bleibt und dieser und die Oberarmsensoren den selben Winkel ($\theta^\circ \pm \alpha$) aufweisen. Bei der Analyse von 25 Einzelaufzeichnungen unterschiedlicher Personen wurden folgende Werte für die Parameter experimentell ermittelt: $\alpha = 20^\circ$, $\beta = 30^\circ$, $\gamma = 10^\circ$ und $\varepsilon = 50^\circ$.

Bei der Durchführung der Übung muss sich der Aktivitätswert des Rumpfes ebenfalls ändern. Während der Beugebewegung steigt der Aktivitätswert über einen definierten Grenzwert an, während der Streckbewegung sinkt er wieder unter dem Grenzwert ab (Abbildung 5-39). Experimentell wurde dieser Grenzwert auf $\pm 0,2 [g_m/s]$ festgelegt. Der gesamte Erkennungsprozess, vom Einlesen der Sensordaten bis zur Erkennung der Liegestützen-Übung, darf die zeitlichen Rahmenbedingungen nicht überschreiten. Die Rahmenbedingungen wurden experimentell ermittelt und auf $2000ms$ festgelegt. Eine graphische Beschreibung der Prozesse zur Erkennung von Liegestützen, sowie des Zustandsdiagramms werden in der Abbildung 5-40 dargestellt. Die zum Zustandsdiagramm dazugehörigen Zustände können der Tabelle 5-9 entnommen werden.

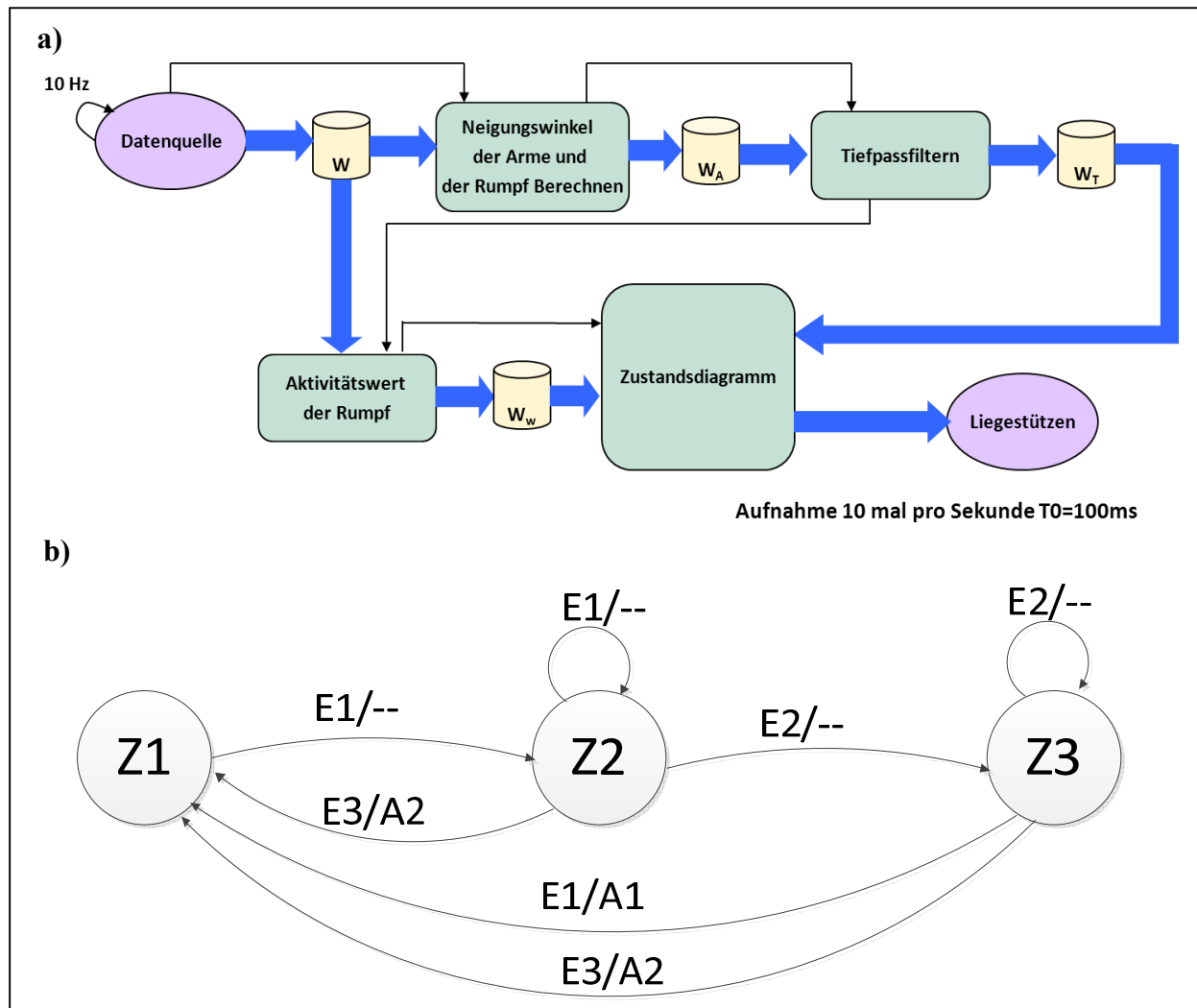


Abbildung 5-40: a) Prozessbeschreibung und b) das Zustandsdiagramm zur Erkennung des Liegestützens. Die dazugehörigen Zustände können der Tabelle 5-9 entnommen werden.

Die Effizienz der Durchführung ist abhängig von der zeitlichen Geschwindigkeit der Durchführung der Übung und der maximalen zeitlichen Winkeländerung des Torsos während der Durchführung (Formel 5.21). Je schneller man die Übung durchführt, während der Torso sich maximal von der Horizontallage abhebt und wieder in dieselbe Lage zurückkommt, desto besser wird die Durchführung bewertet.

$$\text{Güte} = f(v(t), \Delta\varepsilon(t)) \quad (5.21)$$

$v(t)$: zeitliche Geschwindigkeit der Durchführung der Übung

$\Delta\varepsilon(t)$: maximale zeitliche Winkeländerung des Torsos während der Durchführung der Liegestützen-Übung.

Tabelle 5-9: Zustandstabelle zur Erkennung des Liegestützens. Das dazugehörige Zustandsdiagramm wird in der Abbildung 5-40 dargestellt.

	Eingangsgrößen	Ausgangsgrößen
Z1: Standby	E1: Steigerung des Aktivitätswerts der Torso-Sensoren höher als der Grenzwert, die Körperlage hat einen Winkel von $(0^\circ \pm \gamma)$, dabei haben die Oberarme den Winkel $(90^\circ \pm \beta)$ und die Unterarme einen Winkel von $(0^\circ \pm \alpha)$	A1: Liegestürzen erkannt
Z2: Ausgangsposition	E2: Senkung des Aktivitätswerts der Torso-Sensoren niedriger als der Grenzwert, die Körperlage hat einen Winkel von $(90^\circ \pm \varepsilon)$, dabei haben die Ober- und Unterarme einen Winkel von $(0^\circ \pm \alpha)$	A2: Liegestützen nicht erkannt
Z3: Streckposition	E3: Zeitliche Rahmenbedingungen überschritten	

Unterscheidungsmerkmale zwischen unterschiedlichen Übungen:

Für eine automatisierte Erkennung unterschiedlicher Übungen müssen Unterscheidungsmerkmale zwischen den Übungen gefunden werden. Für die vier im letzten Kapitel erwähnten Übungen sind beispielsweise die Körperlage und die Lage der Arme in der Ausgangsposition sehr aufschlussreich. Außer bei den Liegestützen ist bei allen Übungen die Körperlage zu Beginn der Übung vertikal zum Grund. Beim Hampelmann sind die Arme gestreckt und zeigen nach oben. Beim Boxen sind sie angewinkelt und bei den Kniebeugen sind sie gerade nach vorne gestreckt. Somit kann jederzeit entschieden werden, welche Übung gerade durchgeführt wird und folglich kann ein entsprechender Algorithmus ausgeführt werden.

Kalorienverbrauchseinschätzung:

Die Erkennung unterschiedlicher sportlicher Aktivitäten dient der Regulierung der Bewegungsabläufe sowie Motivierung zu mehr Bewegung im Alltag. Ein wichtiger Richtwert für den Bewegungserfolg ist der Kalorienverbrauch während der Durchführung einer Übung.

Der Kalorienverbrauch wird nach dem Stand der Technik z.B. indirekt durch Messung des Sauerstoffvolumenstroms gemessen (Lester *et al.*, 2009). Der Proband trägt während der Durchführung eine Atemmaske und ist an das Messgerät angeschlossen. Es gibt weitere Ansätze, die eine ungenaue Messung mit Beschleunigungssensoren ermöglichen (Kawahara *et al.*, 2009). Definierte körperliche Aktivitäten werden sogenannten METS (metabolischen Äquivalent) zu geordnet. Einfluss auf die Berechnung finden Körpergewicht, Geschlecht der Versuchsperson sowie Dauer der Aktivität. Das MET beschreibt den Stoffwechselumsatz eines Menschen bezogen auf seinen Ruheumsatz im Verhältnis zum Körpergewicht. Zur Bestimmung dieser individuellen Werte verwendet man statistisch-zertifizierte Tabelleneinträge aus (Ainsworth, 2002). Für die vier Aktivitäten findet man dabei die in der Tabelle 5-10 angegebenen Werte.

Tabelle 5-10: METS-Werte für die untersuchten Bewegungsmuster nach Ainsworth (2002)

Aktivität	Hampelmann	Boxen	Kniebeugen	Liegestützen	Grundumsatz
METS	8	6	5	8	1

Den Kalorienverbrauch (in kcal) kann man dann in Kenntnis aller Parameter mit folgender Formel berechnen (Formel 5.22):

$$\text{Energie [kcal]} = \text{Vorfaktor} * \text{METS} * \text{Gewicht [kg]} * \text{Aktivitätsdauer [h]} \quad (5.22)$$

Der Vorfaktor ist geschlechtsabhängig und beträgt bei Frauen 0,96 und bei Männern 1,05.

Die Erkennung und Auswertung der Übungen kann entweder im integrierten Mikrocontroller oder in einer Basisstation stattfinden. Findet die Erkennung im Mikrocontroller statt, so können Ergebnisse auf der SD-Karte gespeichert und kabellos anderen Modulen mitgeteilt werden. Soll die Erkennung in einer Basisstation stattfinden, so sendet der Mikrocontroller mit 10Hz die Beschleunigungsdaten aller Sensoren kabellos an die Basisstation. Diese berechnet die Ergebnisse, speichert diese in einer Datenbank ab und sendet diese per Email oder SMS an den Arzt.

Sturzerkennung:

Der Prozess zur Sturzerkennung wird hier für das im Shirt integrierte Messsystem erläutert. Andere Textilien wie z.B. Hosen können ebenfalls mit kleinen Prozessänderungen eingesetzt werden. Es wurden Beschleunigungssensoren am Oberarm, Unterarm, Rumpfsseiten (rechts und links), dem Bauch und am Unterhals im Shirt befestigt (Abbildung 5-2). Der Algorithmus zur Sturzerkennung soll in einem im Kleidungsstück integrierten 8bit Mikrocontroller implementiert werden. Die Verwendung eines Rechners oder einer größeren Auswerteeinheit führt dazu, dass das Messsystem nicht alltagstauglich ist und dadurch nicht in jeder Umgebung genutzt werden kann. Ein handelsüblicher Mikrocontroller ist in der Regel 1000 Fach langsamer als die meisten PCs und bietet deutlich (10^6 Fach) weniger Programmspeicher. Daher müssen beim Algorithmus- Entwurf arbeitsintensive Multiplikationen und Divisionen auf das Nötigste reduziert werden.

Für die Sturzerkennung muss zunächst der Sturz eindeutig definiert werden. Wir definieren in dieser Arbeit einen Sturz als: „Ein Ereignis, bei dem eine Person unbeabsichtigt und unkontrolliert aus einer nicht weiter spezifizierten Ausgangskörperlage innerhalb kurzer Zeit in eine Körperlage gerät, in der die Beine dieser Person hinreichend parallel zum Untergrund liegen“.

Die Herausforderung liegt nicht nur in der automatisierten Erkennung des Sturzereignisses, sondern auch in der Erkennung ähnlicher Nichtsturzereignissen als solche. Bei diesen Nichtsturzereignissen treten ähnlich wie beim Sturz hohe Beschleunigungswerte auf. Beispiele dafür sind unter anderem Hinsetzen auf einen Stuhl, Hinlegen auf ein Bett, Bücken oder Aufsammeln von Gegenständen. Im Folgenden werden oft Sensoren zu einem Paar zusammengefasst. Es bilden sich dann Oberarm-, Unterarm- und Rumpfsensorsensoren. Die Zusammenfassung der Sensoren wird gebildet durch den Durchschnitt der beiden Sensoren.

Per Definition ist für die Sturzerkennung die Erkennung der Körperlage unabdingbar. Da die Orientierung der x- und der z- Achse die Sensoren im Raum nicht hinreichend festgelegt, können sie für die Lageerkennung nicht benutzt werden. Sogar die y-Achsen der Sensoren, die parallel zur Verkabelung verlaufen, können durch Knitter- und Falteffekte beeinflusst werden. Diese Effekte sind dennoch bei den Rumpfsensorsensoren im Vergleich zu anderen Sensoren nahezu vernachlässigbar. Die Kabel dieser beiden Sensoren verlaufen bei den meisten Körperhaltungen senkrecht zum Boden und parallel zur Erdbeschleunigung. Wenn man sich zur Seite neigt, nimmt der Anteil der Erdbeschleunigung in y-Richtung ab (Abbildung 5-41). Der Zusammenhang zwischen dem gemessenen Beschleunigungssignal a_y der beiden Sensoren an der Rumpfseite links und rechts und dem aktuellen Neigungswinkel γ wird in der Formel 5.23 ersichtlich.

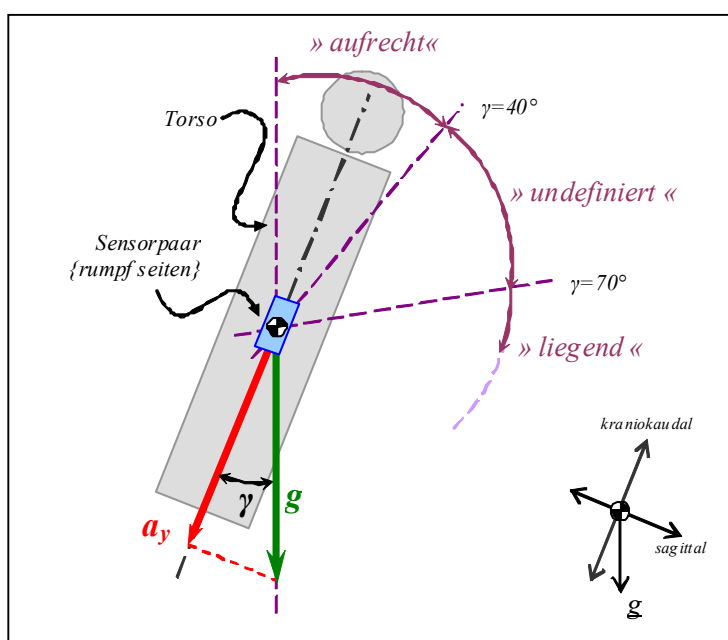


Abbildung 5-41: Zusammenhang zwischen Beschleunigung und Körperhaltung (©MiMed, 2010).

$$\cos(\gamma) = \frac{a_y}{|g_m|} \quad (5.23)$$

Wegen des dynamischen Verhaltens der Beschleunigungssensoren muss das Signal zuvor gefiltert werden. Der Filter eliminiert alle Beschleunigungsänderungen mit hoher Frequenz, da sich die Körperlage nicht öfter als einmal innerhalb von zweier Sekunden (experimentell ermittelt) ändert ($f_{\text{grenz}} = 0.5 \text{ Hz}$).

Wegen des gleichmäßig glatten Übertragungsverhaltens wurde der Butterworth-Filter ausgewählt (Tietze und Schenk, 2009). Der Butterworth Filter wird mit einem digitalen Filter realisiert, dessen Verhalten (Tiefpass mit $f_{\text{grenz}} = 0.5 \text{ Hz}$) durch Einstellungen bestimmter Parametern festgelegt wird.

Der Zusammenhang zwischen Parametern und dem Filterverhalten sowie dessen Berechnungen kann weiterführender Literatur (Tietze und Schenk, 2009) entnommen werden. Für die in diesem Abschnitt vorgestellte Anwendung haben wir die Parameter berechnet. Diese sind in der Abbildung 5-42 tabellarisch dargestellt.

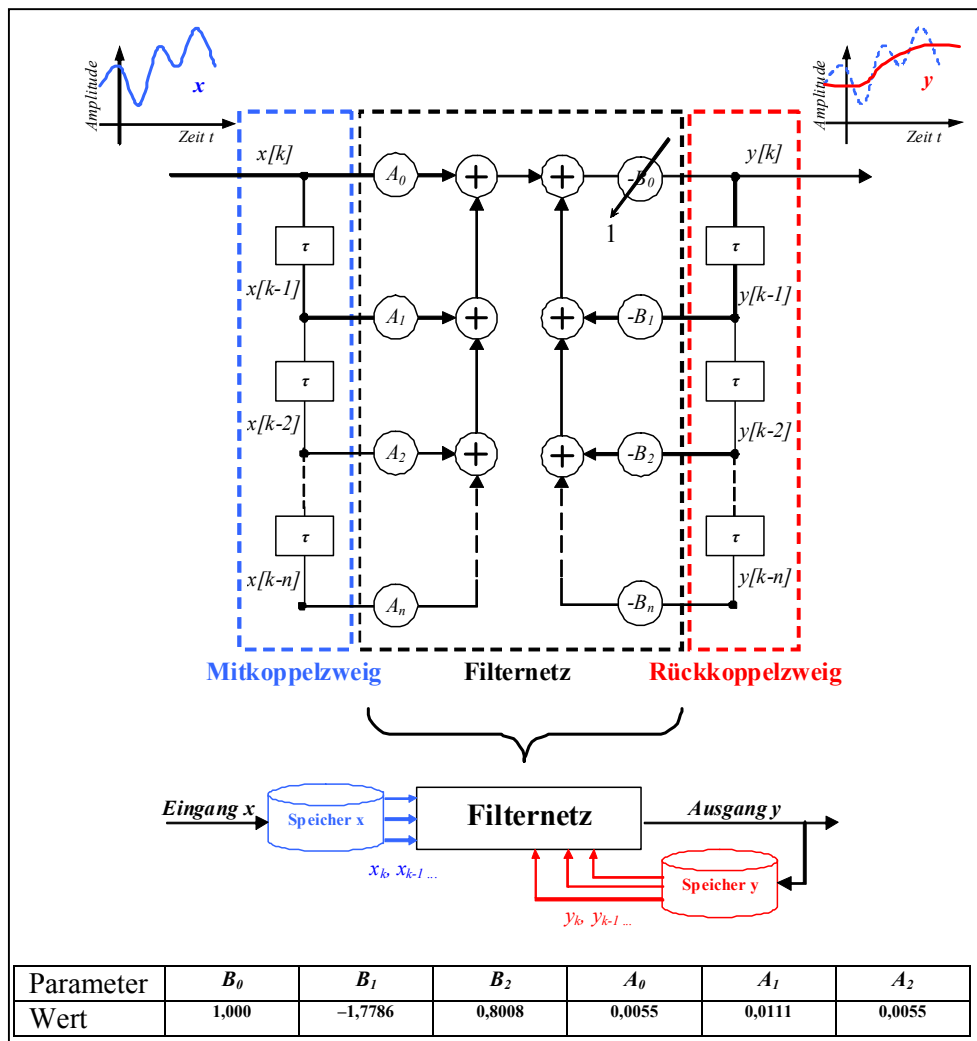


Abbildung 5-42: Darstellung eines Rückkopplungsfilters nach Tietze und Schenk (2009), (©MiMed, 2010).

Die Flexibilität des Textils erschwert zusätzlich die Lageerkennung. Ein mögliches Problem wird in Abbildung 5-43 dargestellt. Beugt sich der Benutzer zur Seite, löst sich das Shirt mit dem dort befindlichen Sensor von der Körperseite ab und hängt leicht nach unten.

Eine Mittelung der beiden Beschleunigungswerte (y-Achsen) zeigt hohe Korrelation mit der tatsächlichen Körperlage. Diese Korrelation ist umso höher, je enganliegender das Shirt ist. Angelehnt an die Arbeit von Noury *et al.* (2004) wurde ein Lageindikator (P) definiert. Der Lageindikator kann je nach Neigungswinkel drei mögliche Körperhaltungen unterscheiden: ein Neigungswinkel von $|\gamma| \leq 40^\circ$ wird als „aufrecht“ ($P=+1$), ein Neigungswinkel von $|\gamma| \geq 70^\circ$ als „liegend“ ($P=-1$) und alle anderen Neigungswinkel als „undefiniert“ ($P = 0$) bezeichnet.

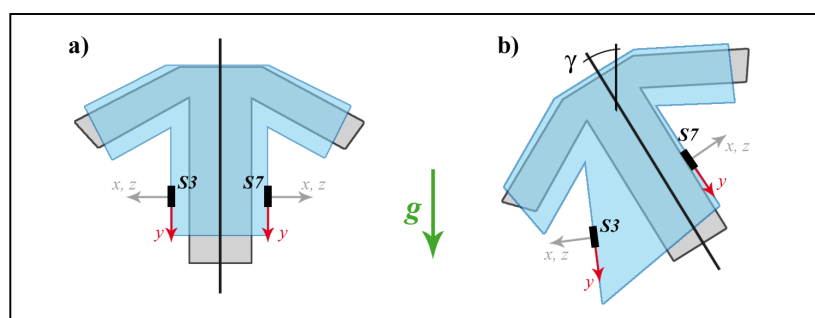


Abbildung 5-43: Verhalten des Shirts bei Neigung. Bei aufrechter Körperhaltung (a) zeigen beide y-Achsen nach unten. Neigt sich der Träger (b), so löst sich ein Sensor von seiner Körperseite (©MiMed, 2010).

Es wird erwartet, dass beim Stürzen im Vergleich zu Alltagssituationen nicht nur höhere, sondern auch stark sprunghafte Beschleunigungen auftreten. Im Kapitel 5.2.1 wird die Berechnung relativer Beschleunigung (Beschleunigungsruck) in fünf Schritten beschrieben. Allgemein wird angenommen, dass bei einem ungewöhnlichen Ereignis wie beim Sturz hohe Beschleunigungswerte bei gleichzeitig hohem Beschleunigungsruck auftreten. Somit kann für die Erkennung des Sturzes ein „Amplituden gewichteter Ruck“ definiert werden, der sich aus der Multiplikation des Beschleunigungswerts mit dem Beschleunigungsruck berechnet (Formel 5.24).

$$GR(t) = |a(t)| \cdot A(t) \quad (5.24)$$

Die graphische Darstellung der Beschleunigung, des Rucks und des gewichteten Rucks werden in Abbildung 5-44 veranschaulicht.

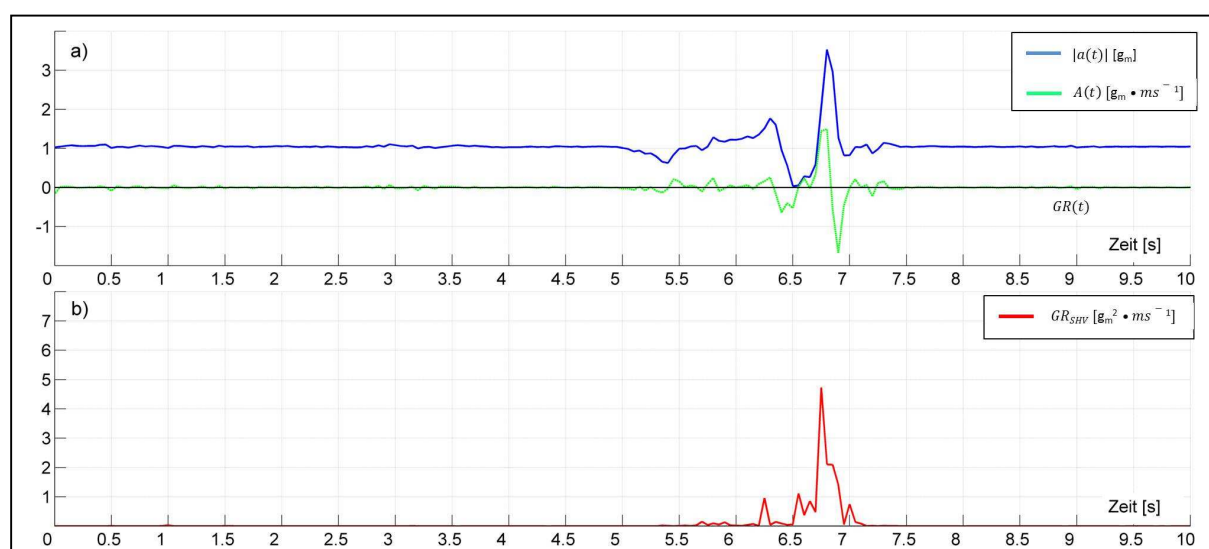


Abbildung 5-44: (a) Beschleunigungssignal $|a(t)|$ (—), dessen Beschleunigungsruck $A(t)$ (---) und (b) resultierender gewichteter Ruck $GR(t)$ (—) (©MiMed, 2010).

Der gewichtete Ruck ist zwar für die Erkennung des Sturzes am besten geeignet, aber eine Multiplikation mit dem Mikrocontroller ist sehr zeitintensiv. In dieser Arbeit wird deswegen nur der Beschleunigungsruck für die Sturzerkennung verwendet. Dabei liegt die Herausforderung in der richtigen Erkennung kritischer Nicht -Sturz Situationen wie z.B. das „Hinlegen“.

Die Beschleunigungswerte sinken zuerst während des Hinlegens (Abbildung 5-45(a)-(d)), beim Berühren auf der Matratze aber steigen sie auf das Vierfache (Abbildung 5-45(e)) und sinken wieder, wenn der Körper auf der Matratze liegt (Abbildung 5-45(f)).

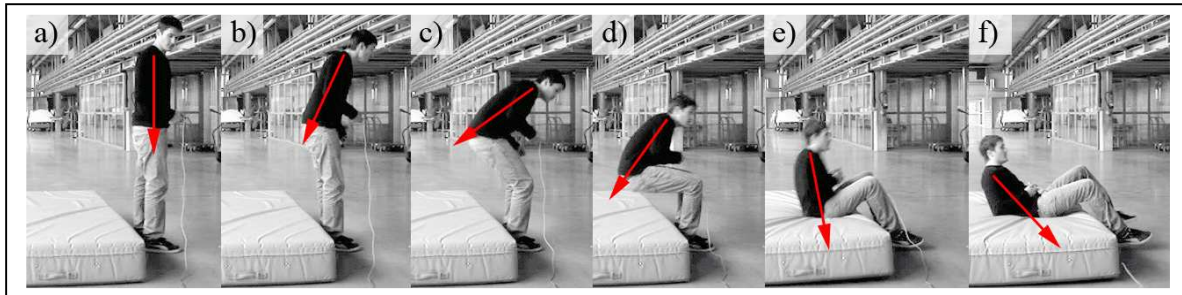


Abbildung 5-45: Verdeutlichung der Lage der y-Achse der Rumpfsseiten beim Hinlegen (roter Pfeil) (©MiMed, 2010).

Dieses Verhalten tritt ebenfalls beim Sturz auf. Abbildung 5-46 vergleicht die Beschleunigungssignale des Unterhalsensors bei einem simulierten Sturz (a, b) und beim Hinlegen (c, d).

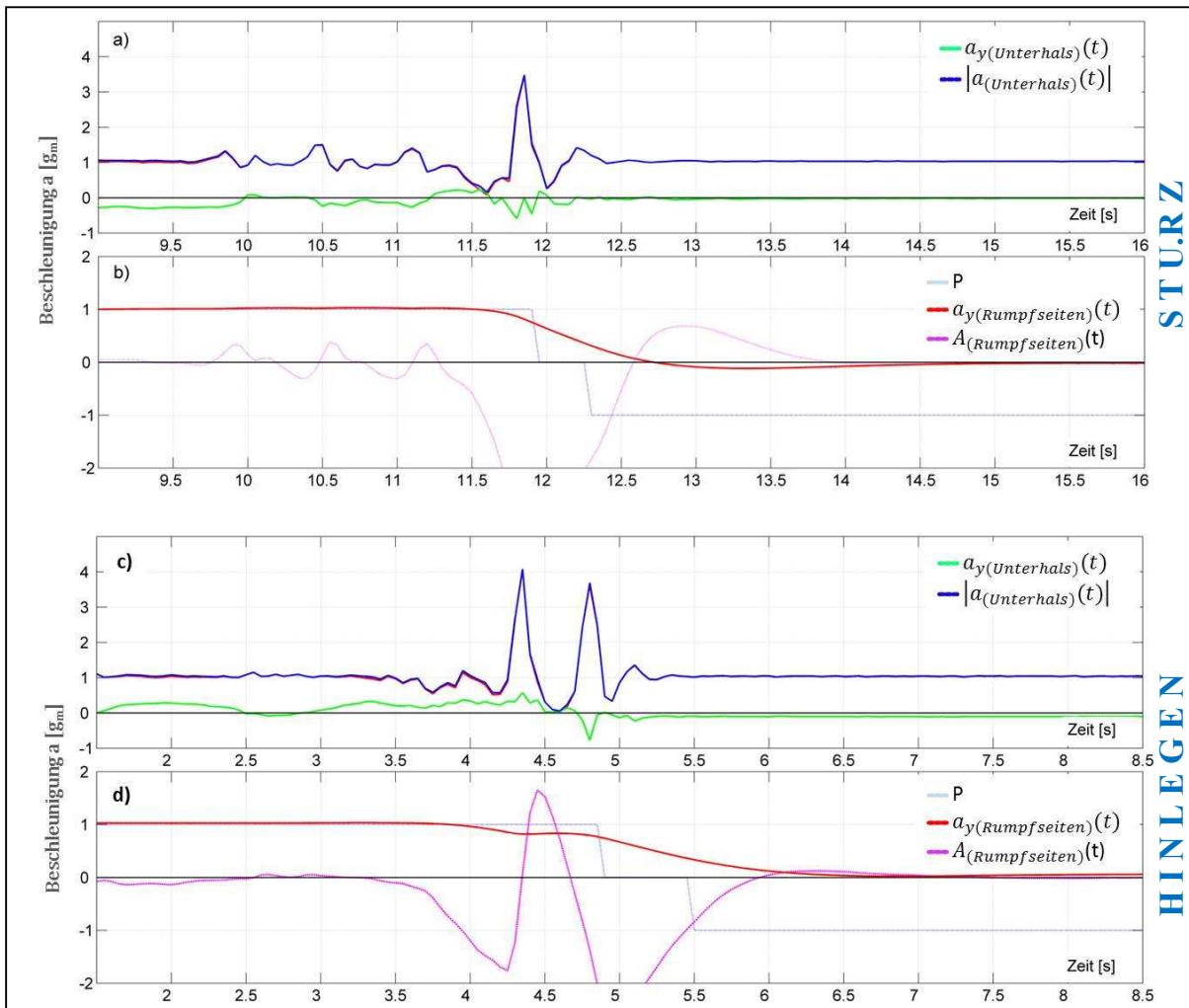


Abbildung 5-46: Beschleunigungssignale von Unterhalsensor (a) und in (b) der Lageindikator P (---), $a_{y(Rumpfsseiten\ links\ und\ rechts)}(t)$ (—) und $A_{(Rumpfsseiten\ links\ und\ rechts)}(t)$ (---) bei einem Sturz sowie Beschleunigungssignale von Unterhalsensor (c) und in (d) der Lageindikator P (---), $a_{y(Rumpfsseiten\ links\ und\ rechts)}(t)$ (—) und $A_{(Rumpfsseiten\ links\ und\ rechts)}(t)$ (---) beim Hinlegen (©MiMed, 2010).

Die Beschleunigungen, die beim Sturz auftreten, sind auf den ersten Blick identisch mit den Werten beim Hinlegen. Bei näherer Betrachtung liefert der Beschleunigungsruck $A_{(Rumpfsseiten\ links\ und\ rechts)}(t)$ das Unterscheidungsmerkmal. Während des Hinlegens nimmt der Beschleunigungsruck zunächst deutlich zu, um danach wieder abzufallen (Abbildung 5-46). Somit kann eine Bedingung definiert werden, die in Worten so ausgedrückt werden kann: „Nimmt der Beschleunigungsruck zuerst ab, danach wieder zu, innerhalb kurzer Zeit wieder ab und endet diese Abfolge im Liegen, so handelt es sich wahrscheinlich nicht um einen Sturz, sondern um ein Hinlegen“. Diese Bedingung sollte aber in weiteren Arbeiten für die gezielte Altersgruppe in einer realistischen Umgebung ausführlich evaluiert werden.

Nach der Definition ist ein Sturz eine Funktion aus Beschleunigungsruck und Lage über die Zeit (Formel 5.25).

$$Sturz = f(A(t), L(t)) \quad (5.25)$$

Wenn der Beschleunigungsruck bei einem Körpersensor in einer gewissen Zeitperiode eine bestimmte Schwelle überschreitet und anschließend die Körperlage parallel zum Untergrund verläuft, kann ein Sturz aufgetreten sein. Je niedriger dieser Schwellwert gewählt wird, desto mehr Stürze werden erkannt. Man spricht von einer hohen Sensitivität. Die Fehlerrate ist aber ebenfalls groß. Das bedeutet, dass viele Nicht- Sturzsituationen fälschlicherweise als Sturz erkannt werden. Die Herausforderung liegt darin, dass bei einem bestimmten Sensor oder bei Sensorkombinationen der Schwellwert so zu wählen ist, dass bei einer möglichst kleinen Fehlerrate die Sensitivität möglichst groß ist.

Experimentelle Bestimmung des idealen Schwellwerts:

Zur Bestimmung eines idealen Schwellwerts wurden mehrere ($n = 96$) Sturz- und Nicht Sturzsituationen simuliert. Die Datenaufnahme erfolgte mit einer Abtastrate von 50Hz. Der Schwellwert kann einen Wert zwischen 0g und 10g annehmen. Daher werden alle Werte in dieser Periode mit einem Abstand von 0.05g geprüft. Der Schwellwert mit maximaler Sensitivität und geringster Fehlerrate wird dann ausgewählt.

Der Aktivitätswert des Hals- und Bauchsensors sowie die Sensorkombinationen aus Unterarmen, Oberarmen und Rumpfsseiten werden mit einem festgelegten Schwellwert verglichen. Beim Überschreiten dieses Schwellwerts wird ein Sturz erkannt. Entspricht dieser tatsächlich einer Sturzsituation, so wird der TP-Faktor (true positive) erhöht. Ansonsten wird der FP-Faktor (false positive) erhöht. Entsprechend werden beim Nichtüberschreiten des Schwellwertes die TN- (true negative) bzw. FN- Faktoren (false negative) inkrementiert.

Mittels TP-, FP-, TN- und FN-Faktoren kann durch folgende Formeln die Sensitivität, Spezifität und Fehlalarmrate berechnet werden:

$$r^{TP} = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FN} = r^{sen} \quad \rightarrow \quad \text{Sensitivität} \quad (5.26)$$

$$r^{TN} = \frac{\sum TN}{\sum TN + \sum FP} = r^{spec} \quad \rightarrow \quad \text{Spezifität} \quad (5.27)$$

$$r^{FP} = \frac{\sum FP}{\sum TN + \sum FP} \quad \rightarrow \quad \text{Fehlalarmrate} \quad (5.28)$$

Die Differenzrate ist die Differenz aus Sensitivität und Fehlalarmrate (Formel 5.29).

$$r^D = r^{sen} - r^{FP} \rightarrow \text{Fehlalarmrate} \quad (5.29)$$

Den Punkt, an dem die Sensitivität gerade noch 100% ist, nennen wir Erkennungsschranke. Mathematisch wird er durch die Formel 5.30 berechnet (Abbildung 5-47).

$$\hat{a}^E = \text{supremum}(\{\hat{a} | r^{sen} = 100\%\}) \rightarrow \text{Erkennungsschranke} \quad (5.30)$$

Der Punkt, an dem die Fehlalarmrate gerade noch 0% ist, nennen wir Fehlerschranke. Mathematisch wird sie durch Formel 5.31 berechnet (Abbildung 5-48).

$$\hat{a}^F = \text{Infimum}(\{\hat{a} | r^{FP} = 0\%\}) \rightarrow \text{Fehlerschranke} \quad (5.31)$$

Das Supremum von r^D ergibt den Schwellwert mit dem besten Verhalten für die Sturzerkennung durch den entsprechenden Sensor und wird wie folgt berechnet:

$$\hat{a}^D = \text{supremum}(r^D) \rightarrow \text{Maximaldifferenzstelle} \quad (5.32)$$

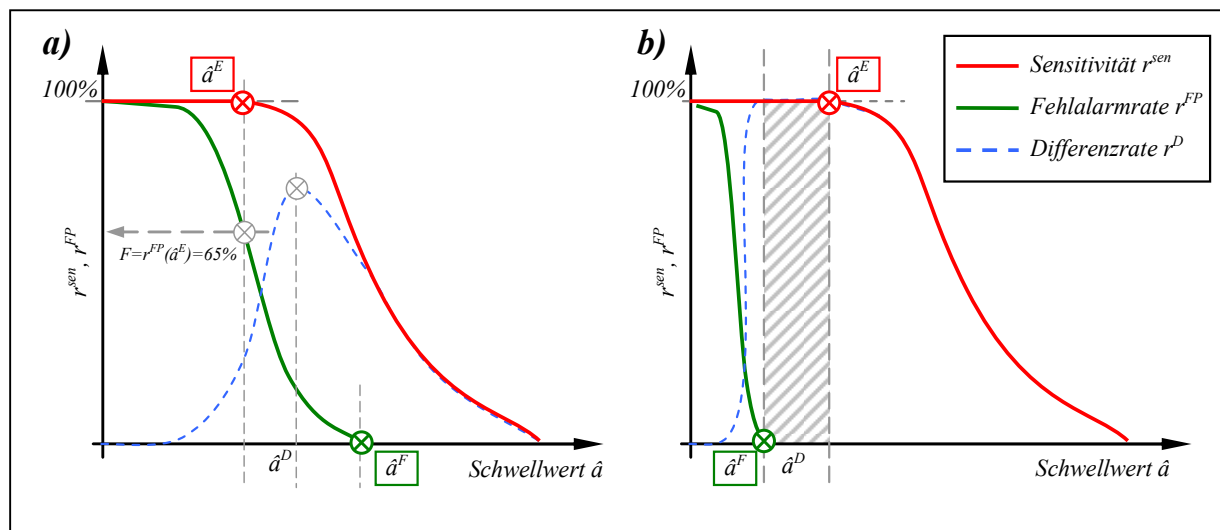


Abbildung 5-47: Verteilungsdiagramme für (a) einen weniger geeigneten und (b) einen idealen Sensor (©MiMed, 2010).

Ein Schwellwert gilt als ideal, wenn er größer ist als \hat{a}^F und kleiner ist als \hat{a}^E . Dieses ist nur dann möglich, wenn der Restfehleranteil (Formel 5.33) gleich 0% beträgt.

$$F = r^{FP}(\hat{a}^E) \rightarrow \text{Restfehleranteil} \quad (5.33)$$

Eine Zusammenfassung der Ergebnisse der Untersuchung der 96 Versuche für Hals- und Bauchsensoren sowie für die Sensorkombinationen ist in Tabelle 5-11 dargestellt. In Abbildung 5-48 (a-c) sind die Verteilungsdiagramme für den Halssensor sowie für die Oberarm- und Unterarmsensoren dargestellt.

Tabelle 5-11: Auswertungsergebnisse der Versuche

Sensor	Hals	Bauch	Oberarme	Unterarme	Rumpfsseiten	Einheit
\hat{a}^E	0,85	0,10	0,35	1,12	0,92	[g _m]
\hat{a}^D	0,85	0,55	1,7	1,12	0,92	[g _m]
F	17,2	37,9	24,1	17,2	17,2	[%]

Die Versuche beinhalten auch kritische Nicht- Sturzsituationen wie z.B. sich ins Bett Fallenlassen oder mehrere Gegenstände rasch Aufsammeln. Werden diese kritischen Situationen nicht berücksichtigt, ändern sich die Werte wie in der Tabelle 5-12 dargestellt.

Tabelle 5-12: Auswertungsergebnisse der Versuche

Sensor	Hals	Bauch	Oberarme	Unterarme	Rumpfsseiten	Einheit
\hat{a}^E	0,85	0,10	0,35	1,12	0,92	[g _m]
\hat{a}^D	0,85	0,55	0,35	1,12	0,92	[g _m]
F	0	10	0	0	0	[%]

Die Ergebnisse der Voruntersuchung zeigen, dass vor allem bei den Unter- und Oberarmsensoren eine gute Erkennung zu erwarten ist, weil der Mensch versucht, intuitiv seinen Fall durch Abfangen mit den Händen und Armen zu dämpfen. Durch die nahe Position am Torso ist der Halssensor im Normalfall keinen markanten Beschleunigungen ausgesetzt. Er ist von großen Kräfteinwirkungen (z.B. beim Händeschütteln) geschützt. Deswegen liefert dieser Sensor ebenfalls akzeptable Ergebnisse für die Sturzerkennung. Dennoch liefert kein vorgestellter Sensor oder keine Sensorkombination einzeln eine Erkennungsrate von 100% bei einer Fehlalarmrate von 0%. Somit ist es notwendig, mehrere Sensoren so zu kombinieren, dass eine Erhöhung der Sensitivität und Spezifität angestrebt wird. Dabei ist wichtig, dass unter anderem die Sturzsituation eindeutig vom Hinlegen unterschieden wird.

Die Abbildung 5-49 zeigt die normierten Beschleunigungswerte des linken und rechten Oberarms (LOA, ROA), des Halssensors (SHV) sowie des Unterbauchensors (UBS) in drei Raumrichtungen beim Hinlegen und Stürzen. Es ist eindeutig erkennbar, dass im Unterschied zum Hinlegen beim Stürzen mehrere Sensoren gleichzeitig oder kurz nacheinander signifikante Sprünge aufzeichnen.

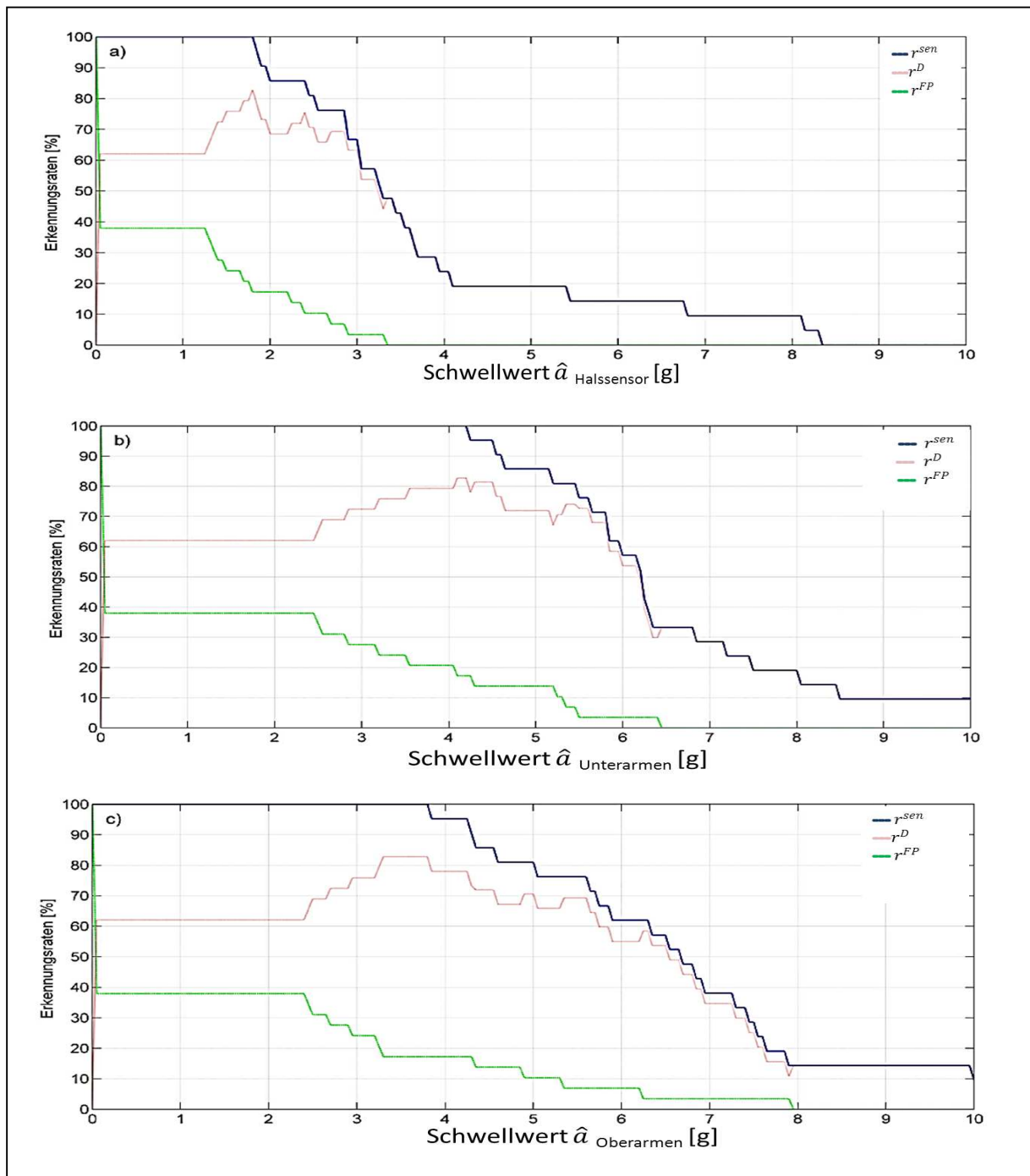


Abbildung 5-48: Verteilungsdiagramme für (a) Halssensoren sowie für (b) die Unterarmsensoren und (c) Oberarmsensoren (©MiMed, 2010).

Beim Hinlegen zeigen für gewöhnlich die Torsosensoren (SHV und evtl. UBS) hohe Ausschläge, die Armsensoren (LOA und ROA) zeigen hingegen niedrige oder gar keine Sprünge. Somit müssen für die Sturzerkennung zwei unterschiedliche Indikatoren für Torso und Arme definiert werden. Ein Sturzindikator wird zum Zeitpunkt T gesetzt, wenn der Aktivitätswert einen vordefinierten Schwellwert überschreitet (Formel 5.34, 5.35).

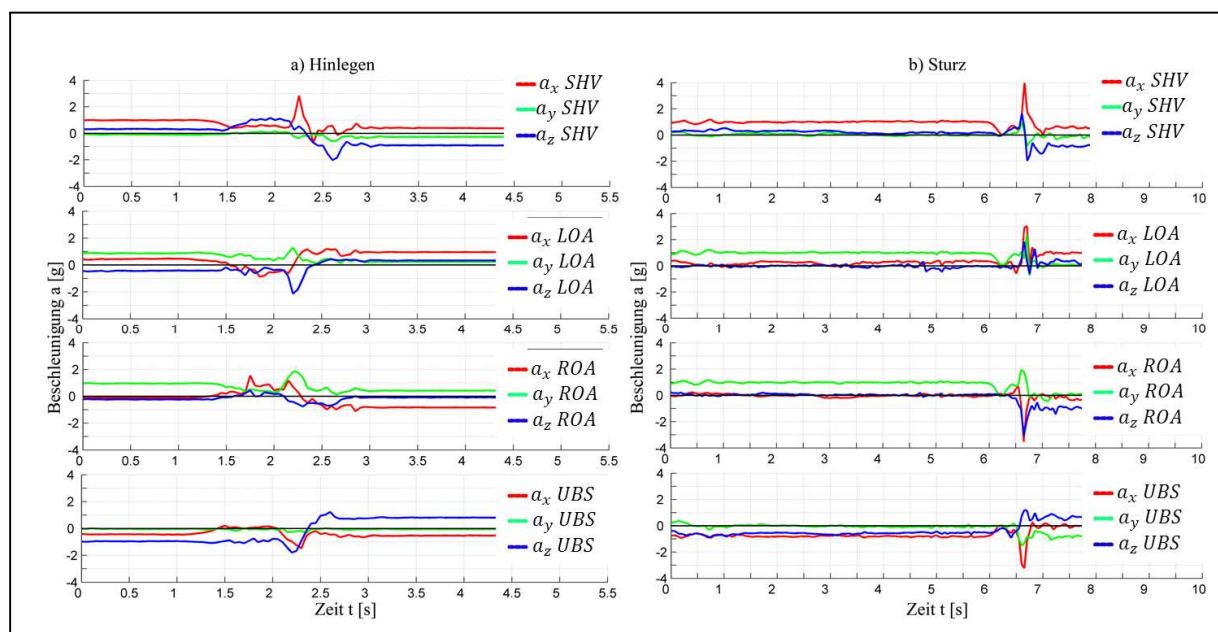


Abbildung 5-49: Übersicht der Beschleunigungssignale der Körpersensoren beim Hinlegen einer Testperson auf die Weichbodenmatte (a) und bei einem Sturzereignis (b). SHV: Sensor Hals Vorne; LOA: linker Oberarm; ROA: rechter Oberarm; UBS: Unterbauch Sensor; Die Beschleunigungswerte sind normiert. (©MiMed, 2010).

$$I_{Torso} = \begin{cases} 1 & , \quad A_{Rumpfseiten}(t) \geq \hat{A}_R \cup A_{Hals}(t) \geq \hat{A}_H \\ 0 & , \quad \text{Sonst} \end{cases} \quad (5.34)$$

$$I_{Arme} = \begin{cases} 1 & , \quad A_{Unterarmen}(t) \geq \hat{A}_U \\ 0 & , \quad \text{Sonst} \end{cases} \quad (5.35)$$

Der Zeitpunkt, für den der Sturzindikator gesetzt wird, wird definiert als T^{Torso} bzw. T^{Arme} . Bei einem Sturz werden je nach Sturzart die Indikatoren für Arme und Torso gleichzeitig oder nacheinander gesetzt. Deswegen muss für die Sturzerkennung eine Zeitspanne ΔT_{span} definiert werden, in der beide Indikatoren gesetzt werden müssen. Werden nicht beide Indikatoren in dieser Zeitspanne gesetzt, wird kein Sturz erkannt (Abbildung 5-50 (b)). Das Setzen beider Indikatoren in der gegebenen Zeitspanne wird aber vom Algorithmus nicht zwingend als Sturz erkannt. Wie bereits erwähnt muss nach der Erkennung der Indikatoren auch die Körperlage in „liegend“ ($P=-1$) enden. Die Lageerkennung geschieht wegen der Phasendrehung der Tiefpassfilter zeitversetzt zu den Sturzindikatoren. Deswegen muss eine Zeitperiode ΔT_{min} definiert werden, nach der erst eine Lageänderung („liegend“) auftreten darf. Da beim Stürzen meist schneller als beim Hinlegen eine Lageänderung in „liegend“ stattfindet, muss ebenfalls eine Zeitperiode ΔT_{max} definiert werden, nach der eine Lageänderung in „liegend“ nicht mehr vom Algorithmus als Sturz erkannt wird (Abbildung 5-50 (c)). Werden beide Indikatoren innerhalb ΔT_{span} gesetzt und wird zwischen ΔT_{min} und ΔT_{max} nach der Erkennung des zweiten Indikators eine Lageerkennung „liegend“ ($P=-1$) detektiert, wird vom Algorithmus ein Sturz zum Zeitpunkt T^P erkannt (Abbildung 5-50 (a)). Dieser Sachverhalt wird mathematisch in der Formel 5.36 beschrieben.

$$|\Delta T_{min} - \max\{T^{Torso}, T^{Arme}\}| \leq T^P \leq |\Delta T_{max} - \max\{T^{Torso}, T^{Arme}\}| \quad (5.36)$$

Der gesamte Ablauf (Erkennung von Sturzindikatoren und die nachträgliche Lageänderung in „liegend“) darf eine bestimmte Gesamtdauer $T^{gültig}$ nicht überschreiten (Formel 5.37).

$$T^{gültig} = \Delta T_{span} + \Delta T_{max} + \alpha\tau \quad (5.37)$$

Anhand der Auswertung der 96 Orientierungsversuche wurden die Parameter für den Sturzalgorithmus ermittelt (Tabelle 5-13). Die Sensitivität und die Spezifität des Algorithmus hängen von diesen Werten ab. Je mehr Versuche durchgeführt werden, desto genauere Konstanten können ermittelt werden. Ideal wäre ein intelligenter, lernfähiger Selbsterkennungsprozess, der die Parameter individuell für jeden Benutzer automatisch berechnet und sich nach und nach verbessert.

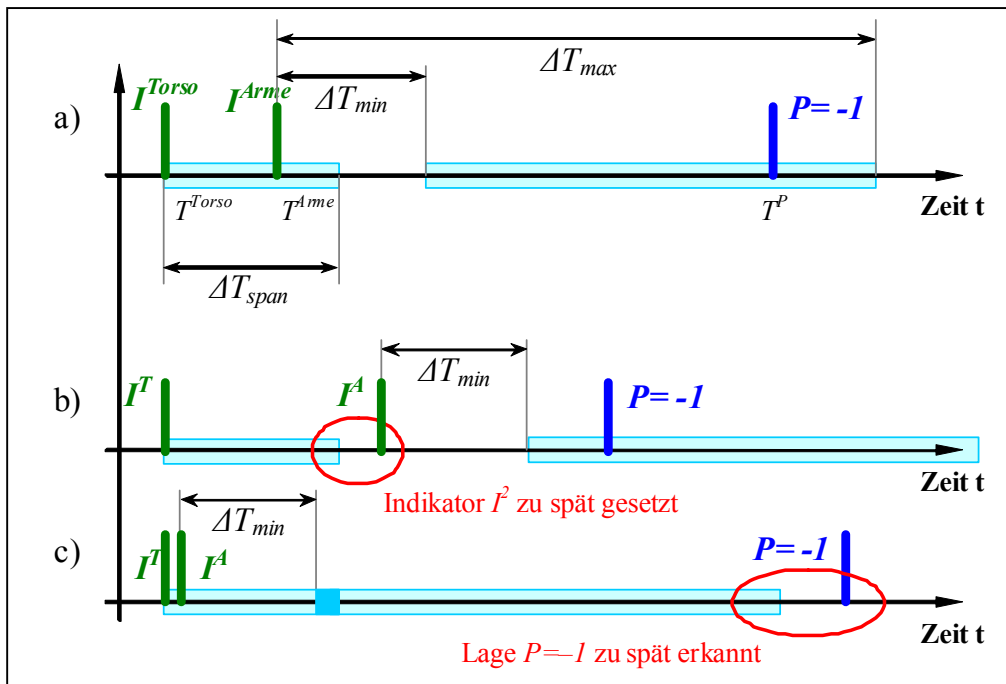


Abbildung 5-50: Verdeutlichung der geforderten zeitlichen Abfolge. Im Fall (a) wird ein Sturz erkannt. Im Fall (b) und (c) sind die beiden zusätzlichen zeitlichen Bedingungen nicht gegeben, weshalb kein Sturz erkannt wird. (©MiMed, 2010).

Tabelle 5-13: Experimentell ermittelte Parametern für den Algorithmus zur Sturzerkennung

Parameter	\hat{A}_R	\hat{A}_H	\hat{A}_U	ΔT_{span}	ΔT_{min}	ΔT_{max}	α
Wert	1,25[g]	1,35[g]	1,42[g]	500[ms]	600[ms]	1300[ms]	1000[ms]

Der Algorithmus benutzt diese Werte und erkennt anhand der Lageerkennung und der Indikatorenauswertung den Sturz. Dieser muss natürlich in einem Mikrokontroller implementierbar sein. Der Mikrokontroller muss die Beschleunigungssensoren 20-mal pro Sekunde einlesen. Die gesamte Verarbeitung und Auswertung muss somit innerhalb eines Lesevorgangs (20Hz) durchgeführt werden. Das Flussdiagramm für den Sturzerkennungsalgorithmus wird in Abbildung 5-51 dargestellt.

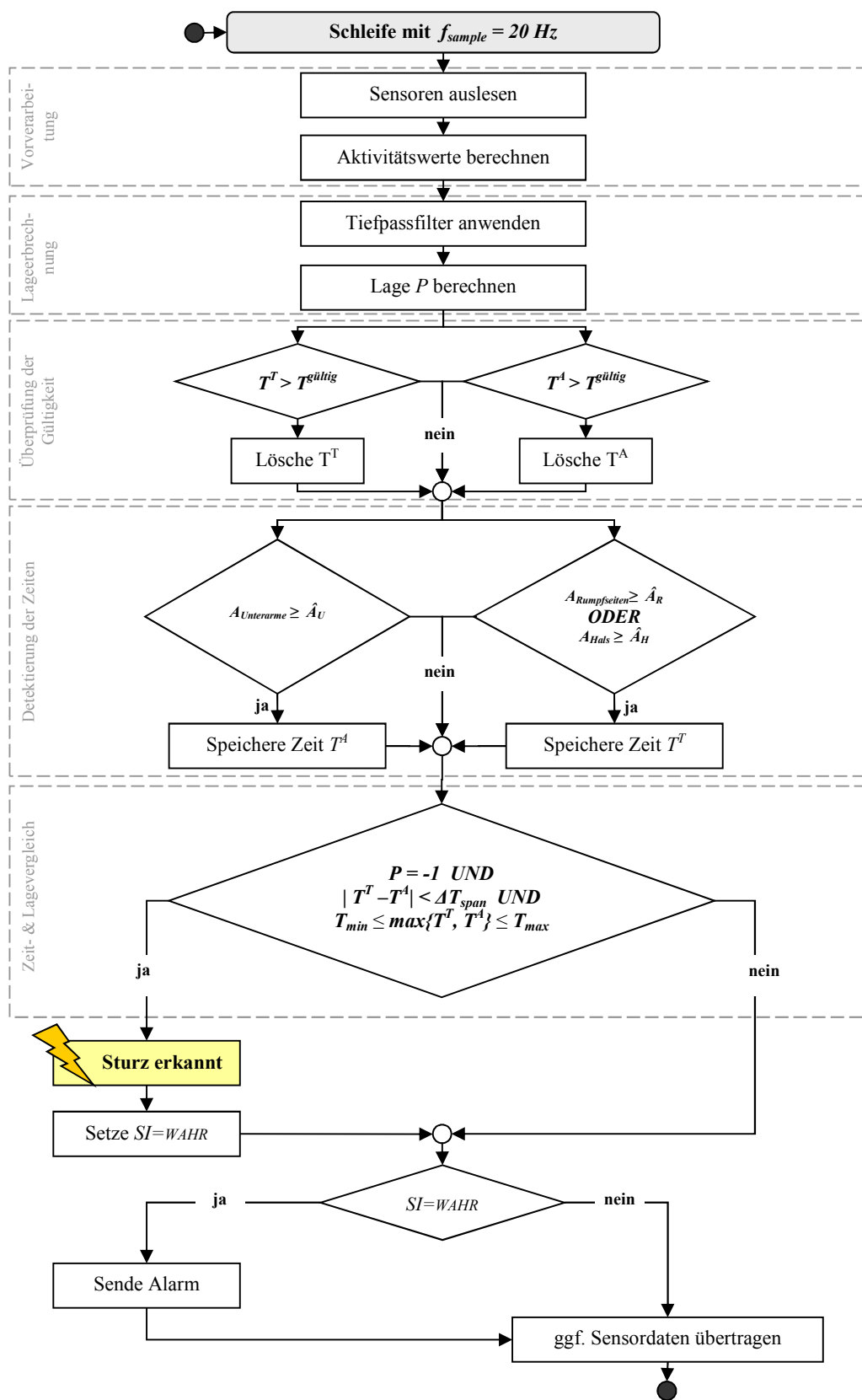


Abbildung 5-51: Darstellung des Sturzalgorithmus als Flussdiagramm. $T^T = T^{\text{Torso}}$, $T^A = T^{\text{Arme}}$, $SI = \text{Sturzindikator}$ (©MiMed, 2010).

Wird ein Sturz erkannt, muss ein Alarm ausgelöst und ein Sturzindikator gesetzt werden. Der Alarm kann akustisch oder visuell erfolgen. Durch Anbindung an weitere Modulen wie der Basisstation oder das SMS-Modul können der Notarzt oder nahe Verwandte über individuelle SMS Nachrichten oder E-mails informiert werden. Der Alarm kann ebenfalls in einer Datenbank dokumentiert werden. Somit lassen sich individuelle Aussagen über die Sturzgewohnheiten des Patienten ermitteln.

5.2.2 Darstellung der Informationen:

Die mit Messtextilien erfassten oder analysierten Daten müssen dem Benutzer oder dem behandelnden Arzt zur Verfügung gestellt werden. Ein PC (LCD-Display oder PDA) oder Fernseher kann dabei als Schnittstelle dienen.

(1) Darstellung auf dem PC:

In dieser Arbeit wird ein Tablet-PC wegen des großen Datenspeichers, schnellen Datenverarbeitung und der hohen Bildschirmauflösung für die Anzeige der Informationen in klinischen Anwendungen verwendet. Dabei kann das Messtextil über drei Schnittstellen mit dem PC verbunden werden:

- 1) **Direkt über ein USB Kabel:** Die Elektronik des Messtextils hat eine serielle Schnittstelle. Diese kann über ein USB Kabel an den PC angeschlossen werden. Allerdings muss ein serieller USB Übersetzer (z.B. FT232RL von © Future Technology Devices International Ltd. 2011) dazwischen eingesetzt werden (Abbildung 5-52).

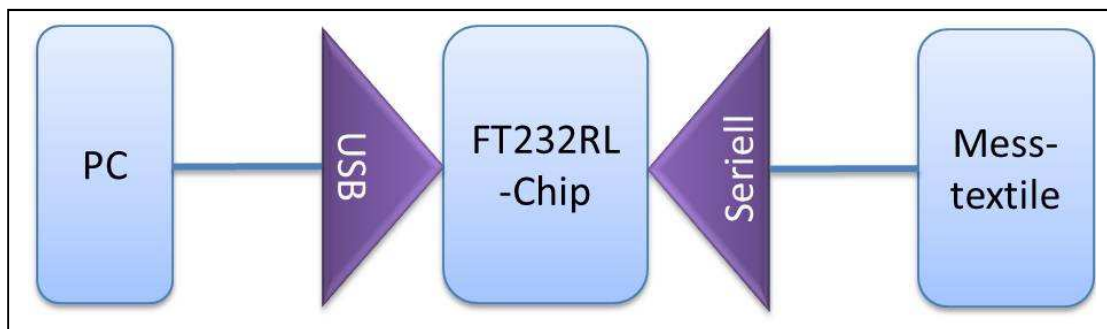


Abbildung 5-52: Die Messtextilien können über ein Übersetzungsmodul mit PCs verbunden werden.

- 2) **Kabellos durch ein am PC angeschlossenes Empfängermodul:** Das Empfängermodul (Abbildung 5-53) besteht aus einem Mikrocontroller als zentrale Recheneinheit, einem Radio Transmitter für kabellose Kommunikation mit dem Messmodul, einem seriell-USB Übersetzer, damit das Modul mit dem Rechner verbunden werden kann, einer Informations-LED und den notwendigen Bauteilen zur Spannungsversorgung. Das Messtextil besitzt ebenfalls einen Radio Transmitter, der über ein festes, gesichertes Protokoll mit dem Empfängermodul kommuniziert. Jeder Radiotransmitter hat eine individuelle Adresse. Über diese Adresse kann das Modul angesprochen werden. Das Empfängermodul kann verschiedene Informationen wie z.B. den Batteriezustand der Textilelektronik oder Sensorwerte abfragen. Die Kommunikation erfolgt über das Frage- und Antwort-Prinzip. Für die Batteriezustandsabfrage sendet das Empfängermodul an das Messtextil ein ‚B‘ als ASCII-Zeichen. Empfängt das Messtextil diese Nachricht, wird der Batteriezustand übermittelt. Das Ergebnis wird dann in einem Paket mit zwei Bytes zurückgesendet. Das erste Byte ist mit einem ‚B‘ als ASCII-Zeichen besetzt. Das zweite Byte ist der Zustand der Batterie. Vier verschiedene Zustände sind definiert:

- ,1‘ Batterie vollgeladen
- ,2‘ Batterieladezustand mäßig
- ,3‘ Batterie fast leer
- ,4‘ Batterie leer

Sollen Beschleunigungsdaten von Messtextilen angefordert werden, so sendet das Empfängermodul ein ,D‘ als ASCII-Zeichen, gefolgt von einem KommandoByte an das Messtextil.

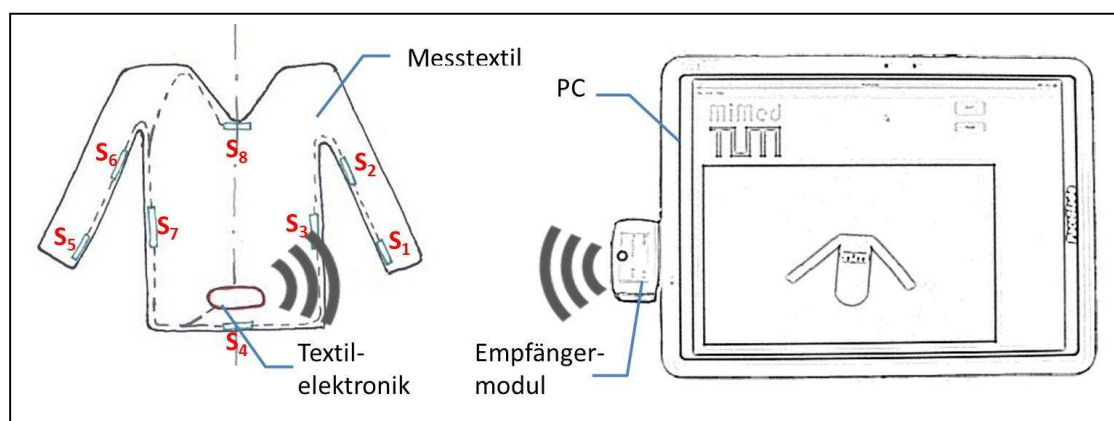


Abbildung 5-53: Drahtlose Kommunikation mit dem Messtextil über ein Empfängermodul

Das KommandoByte beinhaltet Informationen über Sensoren, deren Daten abgefragt werden sollen. Bit Nr.1 entspricht dabei dem Sensor S_1 und so weiter. Werden die Daten vom Sensor S_1 angefordert, so wird Bit Nr.1 gesetzt. Sollen die Sensoren der Arme (S_1 , S_2 , S_5 und S_6) abgefragt werden, wird das KommandoByte wie folgt berechnet:

$$0 \text{ b } 0011 \ 0011 \quad : \quad 0 \text{ x } 33$$

Empfängt das Messtextil dieses Nachrichtenpaket, werden die entsprechenden Sensordaten ermittelt. Die Antwort wird in Form eines Datenpakets, beginnend mit einem ,D‘ als ASCII-Zeichen, gefolgt von den Sensordaten, gesendet. Das Ergebnis der Anfrage der Sensoren der Arme ist folgendes:

,D‘	$S_{1.x}$	$S_{1.y}$	$S_{1.z}$	$S_{2.x}$	$S_{2.y}$	$S_{2.z}$	$S_{3.x}$	$S_{3.y}$	$S_{3.z}$	$S_{4.x}$	$S_{4.y}$	$S_{4.z}$
-----	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------

Diese Werte werden vom Empfängermodul empfangen und über den USB Anschluss an den PC gesendet. Sie werden mit einer Anwendung gelesen, verarbeitet und bei Bedarf graphisch dargestellt.

- 3) **Datenübertragung über die SD-Karte:** Die Messtextilien besitzen unter anderem eine SD-Kartenhalterung. Die Daten können zuerst über mehrere Stunden auf eine SD-Karte in einer Textdatei gespeichert und nachträglich am PC eingelesen werden (Abbildung 5-54). Die Datenaufnahme wird mit einem Tastendruck an der Textilelektronik gestartet oder beendet.

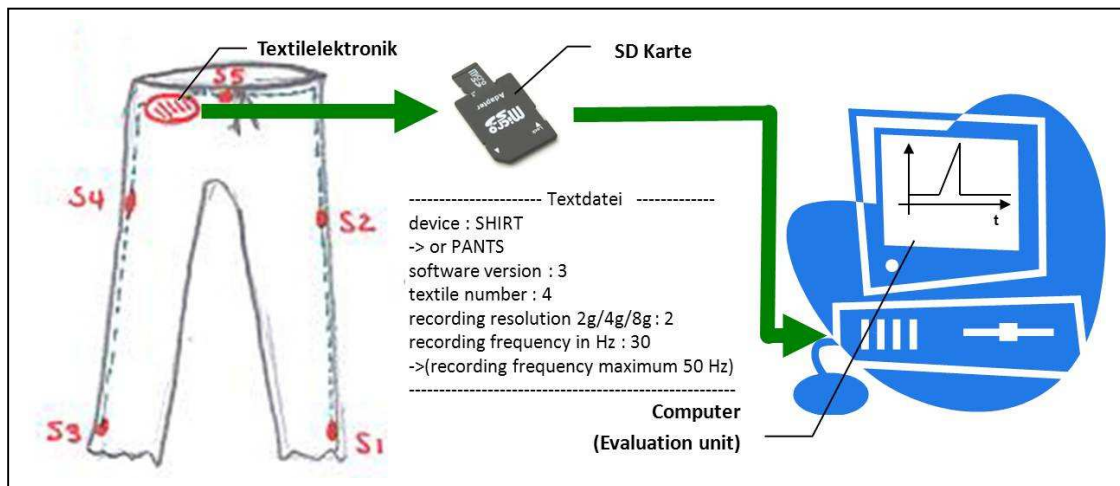


Abbildung 5-54: Die SD Karte wird nach der Messung entfernt und an einem Rechner eingelesen

Damit die Textdatei nicht zu groß wird, wird während der Aufnahme jede Stunde eine neue Textdatei mit dem Namen „MM-DD_HH.txt“ generiert. MM steht für den Monat, DD für den Tag und HH für die Stunde, in der die Messung stattfindet. Bei der Implementierung der Speicherung der Daten auf der SD Karte wird die Bibliothek MikroFAT32 genutzt. Die Daten werden dabei im Microsoft Excel kompatiblen CSV¹⁵-Format gespeichert. Die Uhrzeit (Minute und Sekunde), zu der die Messung aufgenommen wurde, wird ebenfalls gespeichert. Sollten mehrere Male pro Sekunde Sensordaten gelesen und gespeichert werden, wird jede Aufnahme unter einer neuen Nummer gespeichert. Anhand der Nummer kann geprüft werden, wie oft pro Sekunde Daten aufgenommen wurden. Importiert in Microsoft Excel kann man folgende Datentabelle erhalten:

Uhr	zeit			rechter	Unter	arm	...	Hals		
MM	SS	Nr		RUA.x	RUA.y	RUA.z	...	SHV.x	SHV.y	SHV.z
28	59	1		257	81	-73	...	34	30	120
28	59	2		257	81	-73	...	34	30	120

Jede Minute wird der Batteriezustand ebenfalls ermittelt. Ist die Batterie zu schwach, wird die Aufnahme automatisch beendet und die rote LED in der Textilelektronik leuchtet durchgehend. Informationen über Versionsnummer, Textilart und Abtastfrequenz werden in einer Konfigurationsdatei auf der SD Karte mit dem Namen „config.txt“ eingestellt. Vor Beginn einer Messung wird diese Datei vom Mikrocontroller eingelesen. Die Einstellungen werden verwendet. Je nach Textilart (PANTS, SHIRT oder GLOVE) wird eine unterschiedliche Anzahl an Sensoren ausgelesen. Existiert keine Konfigurationsdatei auf der SD Karte oder ist die Datei beschädigt, so wird eine neue Standarddatei erstellt und auf der SD Karte gespeichert. Diese kann dann an einem Rechner geändert werden.

Um die Textdateien zu verarbeiten, muss die SD-Karte an einem Rechner eingelesen werden. Dazu wird ein USB- SD Kartenlesegerät benötigt. Die Textdateien können somit in einer Anwendung importiert und weiter verarbeitet werden.

¹⁵ Comma-Separated Values

Die Algorithmen zur Analyse und Auswertung der Ergebnisse können in eine PC-basierte Entwicklungsumgebung wie Microsoft Visual Studio oder MATLAB implementiert werden. Die Ergebnisse können in einer Datenbank (z.B. SQLite) gespeichert werden. Eine Datenbank ist ein System zur elektronischen Datenverarbeitung. Der Benutzer kann damit bestimmte Daten aufrufen oder graphisch darstellen. So kann z.B. der Aktivitätsverlauf eines Probanden kann z.B. über lange Zeit aufgenommen und dokumentiert werden. Der individuelle durchschnittliche Ablauf kann anhand der aufgenommenen Werte berechnet werden. Eine Abweichung von diesem Wert über mehrere Tage kann als ein Symptom interpretiert und an den Arzt weitergeleitet werden.

(2) Darstellung am Fernseher:

In dieser Arbeit wird die Fernsehausgabe für die Anwendungen im Bereich Homecare und Sport benutzt, um den Benutzer z.B. daran erinnern, mehr Sport zu betreiben. Viele Systeme aus dem Stand der Forschung, die den Fernseher als Informationsausgabe benutzen, generieren das erwünschte Videosignal und zeigen dieses. Der Benutzer kann nicht gleichzeitig seinen Lieblingssender anschauen und relevante Daten und Informationen über den Fernseher erhalten. Daher benötigen wir ein System, das Informationen dem ausgewählten Fernsehprogramm überlagert. Der Anwender kann z.B. seinen Lieblingssender anschauen, während er durch eine Textnachricht überlagert auf dem Fernsehbild darüber informiert wird, dass er mehr Sport treiben sollte (Abbildung 5-55). Der schematische Aufbau eines solches TV-Modul kann Abbildung 5-5 entnommen werden.

Ein Videogenerator generiert die Textnachricht, die am Fernseher angezeigt werden soll. Ein Videosynchronisator synchronisiert das Videosignal (z.B. Fernsehprogramm) mit der generierten Textnachricht. Somit erscheint die Textnachricht überlagert auf dem Fernsehprogramm.

Ein DVBT-Receiver, der das Fernsehprogramm liefert, und ein GSM-Modul, das das zuständige Personal bei Bedarf kontaktiert (über SMS-Textnachrichten oder Emails), werden ebenfalls im Modul integriert.

Es werden drei Bedienschnittstellen für die Interaktion mit dem TV-Modul vorgestellt: Maus, Gehäuseinteraktion und Taster. Eine weitere Schnittstelle zur Kommunikation bietet die SD-Karte. Für die Speicherung der Daten auf der SD Karte wird hier ebenfalls die Bibliothek MikroFAT32 genutzt.

Folgende Informationen werden in einer PC-Anwendung eingestellt und auf einer SD Karte gespeichert (Abbildung 5-56):

1. Patientennamen
2. Textil-IDs, mit denen kommuniziert werden soll
3. Zeitpunkte der Messung
4. Soll ein akustisches Signal den Patienten an eine anstehende Messung erinnern?
5. Soll beim Erreichen eines kritischen Zustands (z.B. der Patient bewegt sich seit einer Woche zu wenig) eine SMS-Nachricht an den Arzt gesendet werden?

Diese SD Karte wird dann in das TV-Modul eingeführt. Das NanoLOC Modul liest die Einstellungen und stellt sie ein.

Steht eine Messung an, überprüft das TV-Modul, ob ein Messtextil mit der bekannten ID-Adresse in der Nähe ist. In diesem Fall kommuniziert das TV-Modul mit dem Textil empfängt das Ergebnis und zeigt dieses am Fernseher an.



Abbildung 5-55: Informationsausgabe am Fernsch Bildschirm mit TV-Box

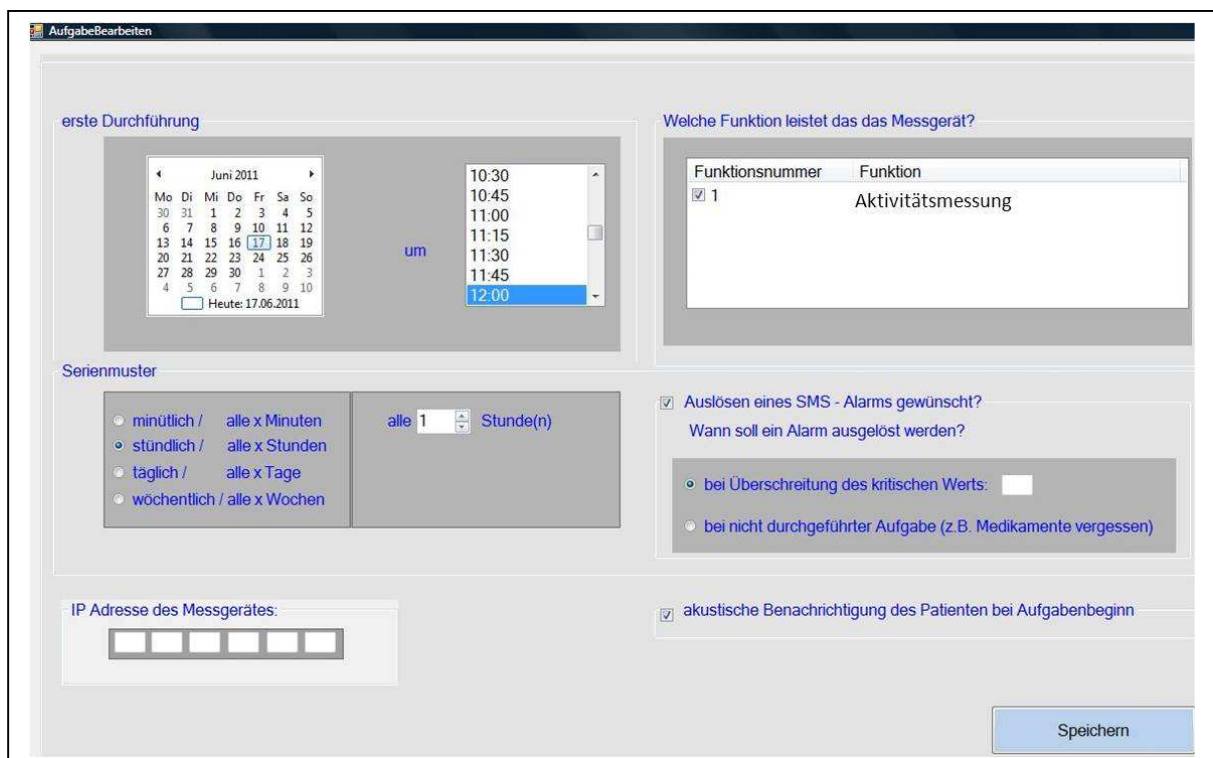


Abbildung 5-56: Die Einstellungen werden in eine PC-Anwendung eingetragen. Daraus wird automatisch eine Konfigurationsdatei generiert und auf der SD Karte gespeichert.

6. Prototypische Realisierung

Die in Kapitel 5.1 erläuterten Systeme und Module wurden für die anschließenden Evaluierungsexperimente aufgebaut. Die detaillierte Beschreibung der verwendeten Materialien und Methoden wird hier ausgeführt.

6.1 Aufbau des Messsystems

Das System zur Messung der Körperbewegungen besteht in erster Linie aus einem gewöhnlichen Kleidungsstück. Anzahl und Position der Sensoren im Kleidungsstück werden zunächst festgelegt. Als Bewegungssensoren kommen die SMB380 Sensoren zum Einsatz. Diese sind digitale Beschleunigungssensoren der Firma Robert Bosch GmbH (Abbildung 6-1). Die Sensoren messen die Beschleunigung in drei Raumrichtungen und liefern das Ergebnis in digitaler Form in einem 10bit Wert. Dabei sind sensorintern Abtastfrequenzen von bis zu 1500 Hz möglich. Der Sensor kann in drei verschiedenen Einstellungen einen Messbereich von $\pm 2 g_m$, $\pm 4 g_m$ oder $\pm 8 g_m$ aufweisen. Bei einem Wertebereich von 10bit ergibt sich nach Formel 6.1 eine Auflösung von $0,004 g_m$, $0,008 g_m$ oder $0,016 g_m$.

$$10bit \equiv 2^{10} = 1024 \rightarrow \text{Auflösung} = \frac{|\text{Messbereich}|}{1024} \quad (6.1)$$

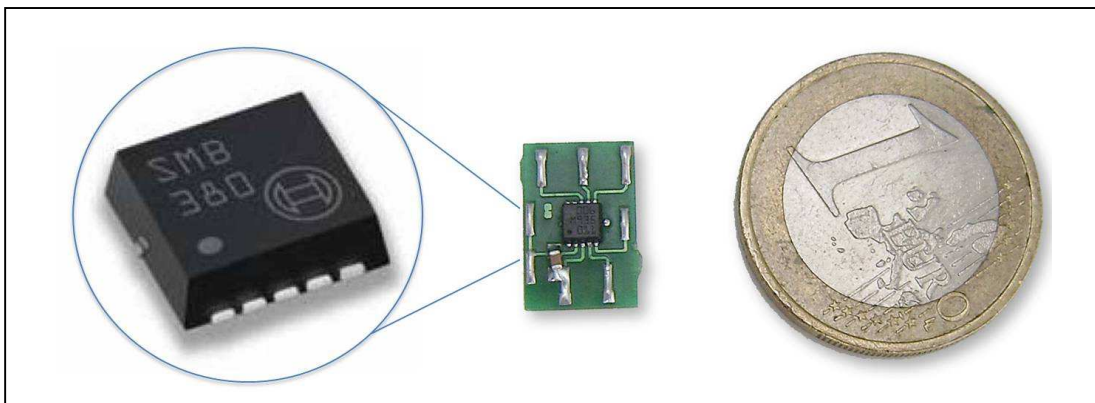


Abbildung 6-1: Beschleunigungssensor der Firma Bosch GmbH, SMB380
B x L x H: 3mm x 3mm x 0,9 mm (©MiMed, 2010)

Das Messergebnis wird digital über die I²C- oder die SPI-Schnittstelle ausgegeben.

I²C (Inter- Integrated Circuit) ist eine synchrone serielle Schnittstelle. Bei einer synchronen Datenübertragung wird das Übertragen einzelner Informationspakete mit einem Zeittaktsignal synchronisiert. Mehrere Sensoren können mit dieser Kommunikationsschnittstelle mit einem Master verbunden werden. Jeder Sensor muss aber eine individuelle Adresse besitzen. Über diese wird der Sensor angesprochen. Da aber alle SMB380 Sensoren dieselbe festgelegte Adresse haben, können Sie nicht ohne weiteres an denselben Kommunikationsbus angeschlossen werden. Es werden weitere Bauteile wie z.B. ein elektrischer Schalter benötigt. Daher ist diese Schnittstelle für die in dieser Arbeit beschriebenen Anwendungen nicht geeignet.

SPI¹⁶ ist ein synchroner serieller Datenbus. Hier können ebenfalls mehrere Sensoren über einen gemeinsamen Bus mit einem Master verbunden werden.

¹⁶ Serial Peripheral Interface

Allerdings besitzt jeder Sensor einen speziellen PIN-Anschluss, wodurch der Sensor für die Kommunikation mit dem Master ausgewählt wird. Außer den drei Signalanschlüssen für die Informationsübertragung und den zwei Poweranschlüssen für die Spannungsversorgung wird pro Sensor eine weitere sogenannte „Chip-Select“ Leitung benötigt. Mit dieser können der entsprechende Sensor zur Kommunikation freigeschaltet und alle anderen gesperrt werden (Abbildung 6-2). Die SMB380 Sensoren bieten zusätzlich einen weiteren Anschluss „INT“, an dem bei richtiger Einstellung eine Signaländerung erzeugt wird, wenn sich der Sensor z.B. bewegt. Es kann auch für den Schlafmodus verwendet werden. Solange das Textil im Regal hängt und sich nicht bewegt, wird das Modul in den Schlafmodus versetzt und braucht weniger Energie. Eine Bewegung wird von den Sensoren erkannt und das Messtextil wird aktiviert. Alle INT-Anschlüsse der Sensoren können miteinander verbunden werden. Folglich werden für acht Sensoren insgesamt 14 Leitungen benötigt (3 Signal + 2 Power + 8 Chip-Select + 1 INT. = 14).

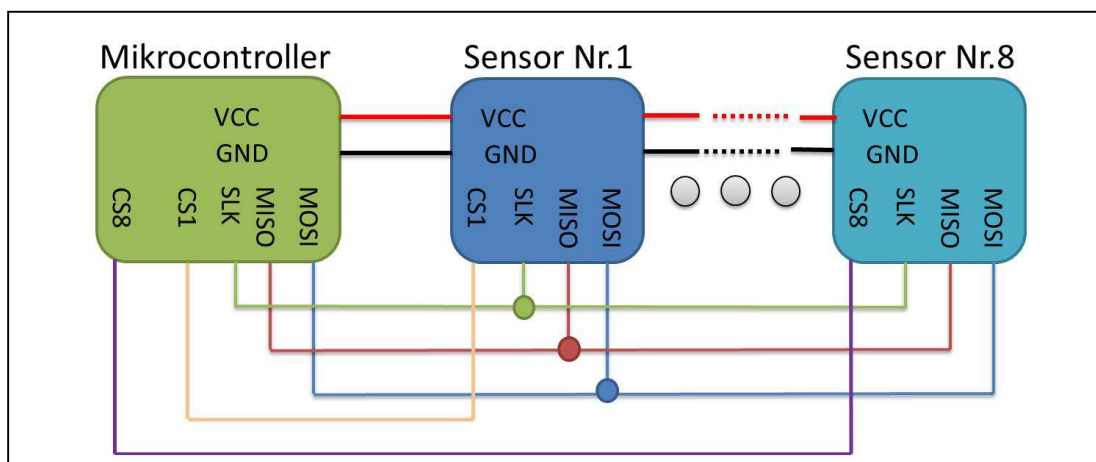


Abbildung 6-2: Schematische Darstellung der notwendigen Anschlüsse für eine SPI Kommunikation, MOSI: Master Out Slave In, MISO: Master In Slave Out, SCK : Serial Clock, CS: Chip Select, VCC: Voltage of the Common Collector (Spannungsversorgung) , GND: Ground (Masse)

Nachdem die Position der Sensoren im Kleidungsstück festgelegt wurde, werden die Leitungen entsprechend passend geschnitten. Alle Sensoren werden mit einem gemeinsamen Leitungsbaum verbunden. Die Position der Sensoren wird so vermessen, dass der entsprechende Kabelstrang entlang der Textilhaft verläuft. Die Leitungen werden vom Träger nicht gespürt.

Der Sensorbaum wird durch ein HDMI¹⁷- Stecksystem (Typ A) mit dem Elektronikmodul verbunden. Demnach kann das Elektronikmodul bei Bedarf aus dem Textil entfernt werden. Ein HDMI Stecker ist ein relativ großer Stecker mit 19 Anschlüssen für das Signal und die Leistungsübertragung. Er ist kostengünstig und mit vergoldeten Anschlüssen erwerbbar. Die vergoldeten Anschlüsse sind gegen Korrosion geschützt und können somit gewaschen werden. Bei einer Serienproduktion können dennoch individuelle Stecksysteme definiert und bestellt werden. Der Sensorbaum wird mit dem HDMI-Stecker verbunden. Die Pinbelegung der Stecker für ein Textil mit bis zu acht Beschleunigungssensoren und bis zu zwei INT-Anschlüssen wird in Abbildung 6-3 dargestellt. Über die INT-Anschlüsse kann die Textilelektronik überprüfen, ob das Messtextil bewegt wird. Die Sensoren werden mit einer Spannung von 2,5 Volt versorgt. Die Spannung von 5 Volt wird nicht direkt für die Sensoren verwendet. Damit das Elektronikmodul registriert, dass der HDMI-Stecker eines Textils angeschlossen ist, wird im Stecker Pin Nr.1 mit Pin Nr.11 verbunden. Das Elektronikmodul überprüft folglich nur den Pin Nr.1. Nur wenn dieser mit GND verbunden ist, ist ein Textil angeschlossen.

¹⁷ High Definition Multimedia Interface

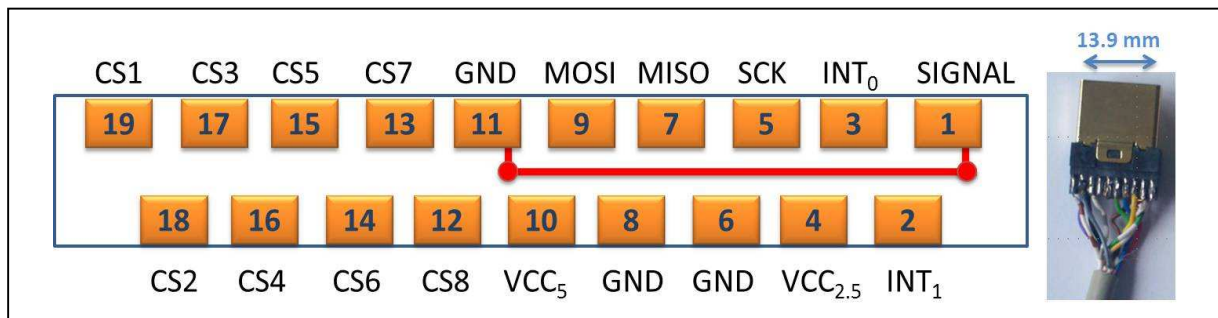


Abbildung 6-3: Pinbelegung der HDMI-Stecker für das Messtextile.

Um die Sensoren an definierten Stellen am Textil zu befestigen, wird vom Schneider in die Textilinnenseite entlang der Naht eine Stofftasche eingenäht. Die Sensoren werden mit der dazugehörigen Verkabelung in der Stofftasche befestigt. Somit ist die Position der Sensoren in Bezug auf das Textil bestimmt. Außerdem werden die Sensoren und die Leitungen durch die Stofftasche gegen mechanische Kräfte geschützt. Die Sensoren, die nicht isolierten Leitungen und der HDMI-Stecker werden durch Verkapselung mit einem Zweikomponentenkleber (UHU plus endfest 300) waschbar gemacht (Abbildung 6-4 (a), (c)).

Der Zweikomponenten-Klebstoff auf Epoxidharz-Basis ist nach Angaben des Herstellers für höchste Belastungen geeignet, ist schlagfest und beständig gegen Alterung und Feuchtigkeitseinwirkung. Die gehärtete UHU plus Substanz ist wie die meisten Kunststoffmaterialien physiologisch unbedenklich, geruchs- und geschmacksfrei. Da der Klebstoff keine Zulassung nach FDA¹⁸ oder BGVV¹⁹ besitzt, sollte er jedoch nicht mit Lebensmitteln in Kontakt kommen. Durch die Stofftasche wird vermieden, dass der Kleber direkten Hautkontakt hat.

Ein Schrumpfschlauch schützt zusätzlich die Sensoren vor mechanischer Korrosion durch des Wasserkontakt (Abbildung 6-4 (b)).

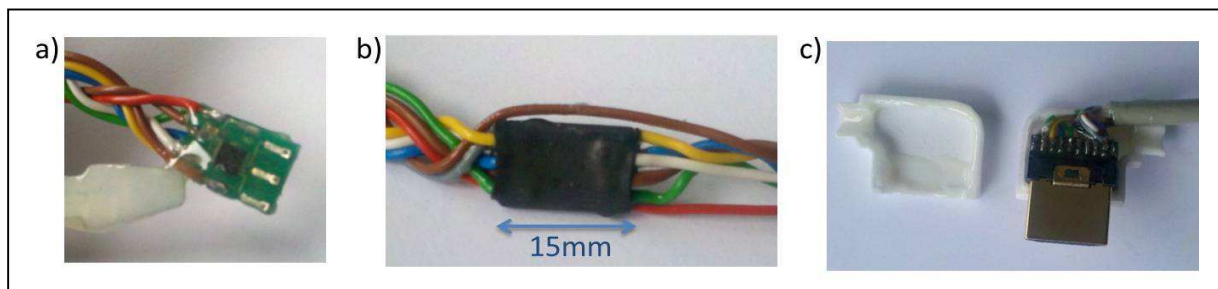


Abbildung 6-4: a) Die Sensor-Platine wird mit einer Zweikomponentenkleber verkapselt. b) Ein Schrumpfschlauch schützt zusätzlich die Sensor-Platine. c) Der HDMI Stecker wird in ein dafür konstruiertes Gehäuse verkapselt.

Das Elektronikmodul wird über eine HDMI-Buchse mit dem Messtextil (Textil und den darin integrierter Sensorbaum) verbunden. Die zentrale Recheneinheit des Elektronikmoduls besteht aus einem Hauptkontrolller (Atmega1284 der Firma Atmel AVR® 8 mit einer Taktrate von 16Mhz, Abbildung 6-5 (1)) und einem nanoLOC Modul (AtMega644 Mikrocontroller mit einer Taktrate von 8Mhz und 2,4GHz radio transmitter, Nanotron Technologies GmbH, Abbildung 6-5 (2)).

¹⁸ Food and Drug Administration

¹⁹ Bundesinstitut für Gesundheitlichen Verbraucherschutz und Veterinärmedizin

Das nanoLOC Modul beinhaltet zusätzlich einen NanoLOC TRX Transceiver sowie eine integrierte Mini-Antenne (Abbildung 6-5 (3)). Der Controller und der Transceiver sind über eine SPI-Schnittstelle miteinander verbunden. Das Modul verfügt über eine integrierte, robuste Kommunikation, die Sendeenergie kann softwareseitig eingestellt werden.

Eine Kommunikationsentfernung von wenigen Zentimetern bis zu 10 Meter ist realisierbar. Die Kommunikationsentfernung hängt neben der eingestellten Leistung von der Umgebung sowie von elektrischen und mechanischen Moduleigenschaften ab. Das Messsystem, das hier beschrieben wird, kann über eine Strecke von einem Meter mit einem Empfangssystem kabellos kommunizieren. Sollen Daten über längere Strecken (10 bis 100 Meter) übertragen werden, so kann eine kleine externe Antenne eingesetzt werden (Abbildung 6-5 (4)).

Das NanoLOC Modul ist klein (35mm x 14mm) und die Programmierung erfolgt in der Programmiersprache C. Die Übertragung der Binärdateien auf den Mikrocontroller erfolgt über die JTAG²⁰-Schnittstelle. Hierzu wurde eine Debugger-Schnittstelle (20 poliger Socket von Molex GmbH) eingebaut. Über diese Schnittstelle können beide Mikrocontroller (Hauptcontroller und NanoLOC(Slavecontroller)) programmiert werden. Die unterschiedliche Spannung vom Elektronikmodul können somit ebenfalls kontrolliert werden. Ferner ist es möglich, über die serielle Schnittstelle (UART²¹) mit beiden Controllern zu kommunizieren. Es werden lediglich ein AVR JTAGICE mkII von Atmel und das speziell hierfür konstruierte Debugger-Modul (wird im nächsten Abschnitt beschrieben) benötigt.

Das Messsystem arbeitet mit einer Betriebsspannung von 3,6V bis 5,0V. Diese wird durch zwei Spannungswandler (XC6204B252MR von © Torex Retail Holdings Limited und SP6201EM5-L-3-3 von Exar Corporation) auf 2,5V bzw. 3,3V gewandelt (Abbildung 6-5 (5)).

Das NanoLOC Modul und die Beschleunigungssensoren arbeiten mit 2,5V. Der Hauptcontroller und andere Bauteile arbeiten mit 3,3V. Die wichtigsten Eigenschaften der zwei im Elektronikmodul verwendeten Mikrocontroller werden in Tabelle 6-1 verglichen.

Tabelle 6-1: Wichtigste Eigenschaften der zwei im Elektronikmodul verwendeten Mikrocontroller

	ATmega 1284	ATmega 644
Betriebsspannung	3,3 Volt	2,5 Volt
Taktrate	16MHz	8MHz
Flash-Speicher	128K Bytes	64K Bytes
EEPROM²²	4K Bytes	2K Bytes
Interner SRAM²³	16K Bytes	4K Bytes

Der Hauptcontroller steuert den gesamten Prozess. Er kommuniziert mit dem NanoLOC Modul über die I²C-Schnittstelle.

²⁰ **Joint Test Action Group**

²¹ **Universal Asynchronous Receiver Transmitter**

²² **Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory**

²³ **Static Random-Access Memory**

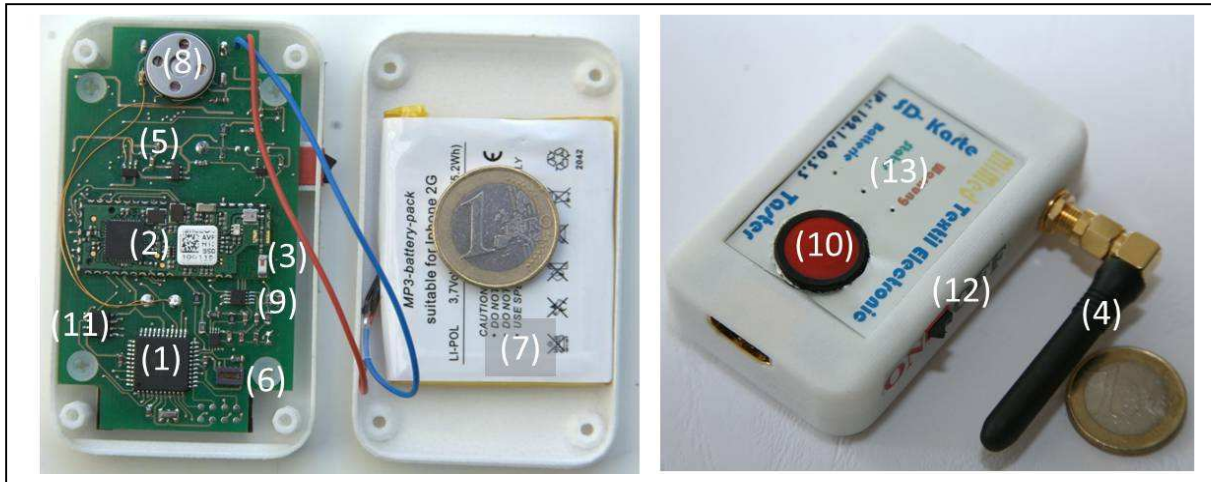


Abbildung 6-5 : Die Textilelektronik- (1) Hauptkontroller, (2) NanoLOC Modul, (3) interne Antenne, (4) externe Antenne, (5) Spannungsregler, (6) RTC, (7) Akkumulator, (8) Lautsprecher, (9) Audioverstärker, (10) Taster, (11) Flash-Speicher, (12) Schalter, (13) Zustand-LEDs – als Dimensionsreferenz dient eine Euro Münze.

Über I²C wird ebenfalls die Echtzeituhr (RV-3029-C2 von Micro Crystal) angesteuert (Abbildung 6-5 (6)). Damit die Echtzeituhr auch nach dem Ausschalten des Moduls die Uhrzeit weiter beibehält, wird sie zusätzlich mit einer Alkali-Mangan Knopfzelle (1,5 V, LR44) mit Spannung versorgt. Eine einzige Knopfzelle kann die Echtzeituhr bis zu 10 Jahren versorgen ohne ausgewechselt zu werden. Die Spannungsversorgung des Messmodul erfolgt über einen Lithium-Polymer-Akkumulator (IPHONE 2G AKKU) mit einer Kapazität von 1400 mAh (Abbildung 6-5 (7)). Durch einen Schalter (4UD1R102M2RN von Multicomp) kann die Akkuspannung vom Board getrennt werden (Abbildung 6-5 (12)). Die Spannung des Akkus variiert leicht zwischen 3,7V und 4,1V in geladenem Zustand. Sinkt die Akkuspannung unterhalb 3,6 V, muss er wieder aufgeladen werden. Hierfür wird ein Akku-Ladechip (MAX1555EZK von Maxim Integrated Products) eingesetzt. Eine blaue Lade-LED (KPG-1608PBC-A von Knigbright) zeigt den Ladezustand an. Sie erlischt, wenn der Akku vollständig geladen ist. Der Akku-Ladezustand wird mit dem ADC²⁴- Eingang des Mikrocontrollers des NanoLOC-Moduls gemessen. Da aber das NanoLOC Modul mit 2,5 V betrieben wird, kann sein ADC nur Spannungen bis maximal 2,5V einlesen und digitalisieren. Daher wird die Akkuspannung für die Überwachung mit einem Spannungsteiler (Abbildung 6-6) halbiert. Der Widerstandswert darf dabei nicht zu niedrig oder zu hoch sein. Ist dieser zu niedrig, fällt viel Leistung über den Widerstand ab. Ist dieser zu hoch, kann der ADC nicht zuverlässig kontinuierlich digitale Werte liefern.

Als direkte Schnittstelle zum Benutzer dienen zwei LEDs in roter und grüner Farbe (KP-1608SURC und KPG-1608VGC-A von Knigbright, Abbildung 6-5 (13)) sowie ein Lautsprecher (KDMG13008C-03 von Kingstate Electronics Corporation, Abbildung 6-5 (8)). Für ein gute Akustik wird der Lautsprecher mit einem Verstärker-Chip (BH7824FVM-TR von ROHM Co.,Ltd., Abbildung 6-5 (9)) betrieben. Es können Melodien und individuelle Nachrichten generiert und ausgegeben werden. Eingaben werden durch einen Membrantaster (von SCHURTER GmbH, Abbildung 6-5 (10)) getätigt.

Ein Durchmesser von 13mm und das akustische Feedback beim Drücken garantieren eine leichte Bedienung auch durch ältere Personen.

²⁴ Analog Digital Converter

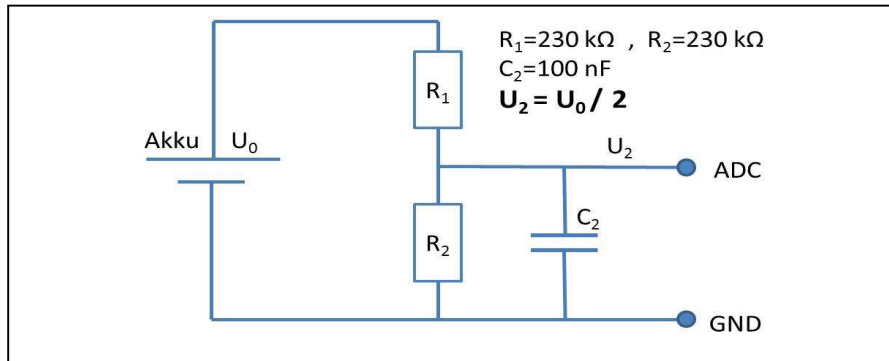


Abbildung 6-6: Spannungsteiler der die Akkuspannung von Maximal 5V halbiert wird. Diese kann dann vom ADC-Eingang des Mikrocontrollers gemessen und überwacht werden.

Als wechselbarer Datenspeicher wurde eine SD-Karte benutzt. Dafür wurde eine SD-Halterung (von KYOCERA Fineceramics GmbH) im Messmodul integriert. Außerdem wurde ein statischer integrierter Flashspeicher (AT26DF081A von Atmel AVR®) mit einer Kapazität von 8 Megabit ins System eingebaut (Abbildung 6-5 (11)). Darauf können statische Konfigurationskonstanten sowie die Gebrauchsanweisungen gespeichert werden. Diese Dateien können bei Bedarf auf SD-Karte kopiert werden. Ob eine SD-Karte oder ein Messtextil vorhanden sind, kann jederzeit von Hauptkontroller ermittelt werden. Das Gehäuse des Elektronikmoduls sowie das Gehäuse des HDMI-Steckers wurden mit CATIA15²⁵ (von Dassault Systèmes) konstruiert und mit einer Rapid Prototyping-Methode aus Polyamid angefertigt. Die Darstellung der verwendeten Anschlüsse und Module kann Abbildung 6-7 entnommen werden.

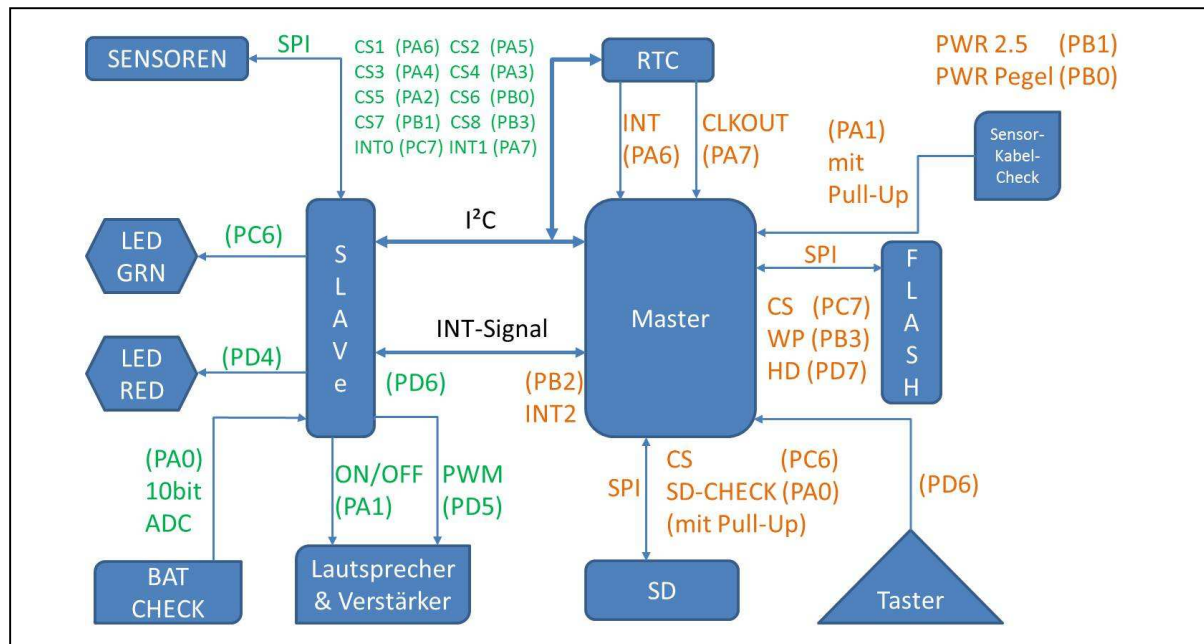


Abbildung 6-7: Schematische Darstellung des Elektronikmoduls

Der Einsatz zweier Mikrokontroller führt zu einer schnelleren Datenverarbeitung, da die Arbeit geteilt wird. Sollen z.B. die Beschleunigungsdaten von 8 Sensoren in drei Raumrichtungen gelesen und auf der SD Karte gespeichert werden, werden folgende Schritte ausgeführt:

²⁵ Computer Aided Three-Dimensional Interactive Application

Der Hauptkontroller (Master) startet einen Datenaufnahmevorgang. Während die Daten der Beschleunigungssensoren vom Slavekontroller eingelesen und an den Hauptkontroller geschickt werden, speichert dieser die bei der letzten Abfrage empfangenen Daten auf der SD Karte. Beim nächsten Zyklus beginnt der Prozess wieder von vorne (Abbildung 6-8). Die Abtastgeschwindigkeit der Beschleunigungssensoren hängt von der Taktfrequenz des SPI (Slave) ab. Diese kann zwar im Programm eingestellt werden, aber abhängig von der Leitungslänge und der Sensorelektronik kann der Slave nur bis zu einer bestimmten Frequenz Daten zuverlässige empfangen. Experimente haben gezeigt, dass bei dem Messsystem eine maximale Taktfrequenz von 125kHz noch zuverlässige Kommunikation versichert.

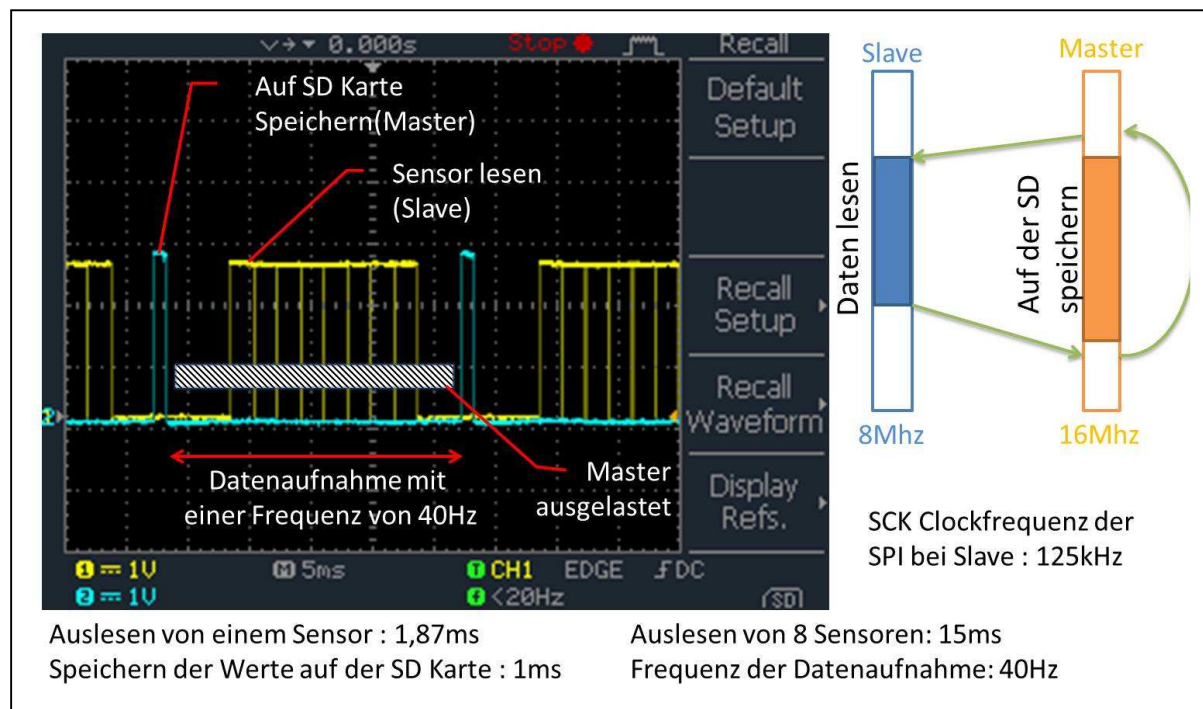


Abbildung 6-8: Darstellung der Zeitdauer der Schreib- Lese -Zyklen. In Blau ist die Zeitdauer vom Schreiben der Daten in TXT-Format auf der SD Karte durch Master dargestellt, In gelb die Zeitdauer vom Auslesen der Beschleunigungssignale durch Slave dargestellt.

Der im Elektronikmodul integrierte Akku muss bei Bedarf mit einer Gleichspannung von 5V aufgeladen werden. Eine Leitung am HDMI-Anschluss ist dafür vorgesehen. Für die einfache Bedingung wurde eine Ladestation konstruiert und aufgebaut. Sie besteht nur aus einem HDMI-Stecker und einer Mini-USB-Buchse. Das Gehäuse der Ladestation wurde mit CATIA15 konstruiert und mit der Rapid Prototyping-Methode angefertigt. Der Elektronikmodul wird in die Ladestation gesteckt. Ein Mini-USB Kabel wird mit der USB-Buchse und mit einem PC oder 5V-Netzteil verbunden (Abbildung 6-9). Das Aufladen eines vollständig entladenen Akkus dauert ca. 3 Stunden (je nach Ladequelle). Sobald der Elektronikmodul aufgeladen ist, kann dieses aus der Ladestation entfernt werden. Das Messsystem ist mit einem vollständig geladenen Akku unter voller Auslastung für ca. 20Stunden Dauereinsatz konzipiert.



Abbildung 6-9: Das Elektronikmodul (links im Bild) kann über die Ladestation (rechts im Bild) aufgeladen werden- Zum Größenvergleich dient eine 1 Euro Münze.

Die elektronischen Komponenten des Messsystems (Elektronikmodul, Beschleunigungssensoren und Verkabelung) wiegen ca. 70 g. Insgesamt wurden für die Experimente 10 Mess-Shirts sowie 3 Mess-Hosen unterschiedlicher Größen und Materialien sowie ein Paar Mess-Handschuhe aufgebaut. Die unterschiedlichen Textilvarianten werden in Abbildung 6-10 dargestellt. Der Mess-Handschuh beinhaltet neben Beschleunigungssensoren (SMB380) am Mittelfinger und Faustgelenk einen Kontaktsensor, aufgebaut aus leitenden Textilien (Textronics Inc.) an Zeigefinger und Daumen zum Messen der Reaktionszeit sowie ein Drucksensor (IEE GmbH) am Faustgelenk zur Rigormessung.



Abbildung 6-10: Die unterschiedlichen Shirts bzw. Hosenvarianten. Sie wurden für die Durchführung der Experimente in unterschiedlichen Größen aufgebaut. Jogginghosen, Shirts ohne und mit Reißverschluss vorne oder hinten sowie ein Shirt-Skelett mit fixierten Sensoren sind die unterschiedlichen Varianten, die hier entwickelt und aufgebaut wurden.

6.2 Aufbau des Debugger-Moduls

Über das Debugger-Modul (Abbildung 6-11 (1)) werden die Controller im Messsystem programmiert und Spannungen kontrolliert. Es besteht zusätzlich die Möglichkeit, über UART mit dem Mikrocontroller zu kommunizieren. Es besteht aus einem Molex-Socket (Abbildung 6-11(2)), zwei UB232R- Modulen (von Future Technology Devices International Ltd (FTDI)) (Abbildung 6-11(3)) und den notwendigen Anschlüssen für den AVR JTAGICE mkII Programmer.

Das Debugger-Modul wird über ein Molex-Flachbandkabel am Messsystem (Abbildung 6-11 (5)) angeschlossen. Der JTAG Programmer (Abbildung 6-11 (4)) wird mit dem Debugger-Modul verbunden. Der binäre Code kann dann über eine Software wie z.B. „AVR STUDIO“ auf dem Chip gebrannt werden. Mit dem JTAG Programmer kann das Programm während der Laufzeit auf dem Chip debugged werden.

Der Code kann ebenfalls ohne einen JTAG Programmer auf den Chip übertragen werden. Hierfür wird zunächst ein sogenannter Bootloader einmalig auf den Chip gebrannt. Für das Messsystem wurden testweise ein USB-Bootloader und ein SD-Bootloader programmiert. Mit dem USB-Bootloader kann der binäre Code über USB eingelesen und im Chip gespeichert werden. Da ein USB-UART Übersetzer- Chip (UB232R) benötigt wird, muss das Debugger-Modul mit dem Messsystem verbunden werden. Mit dem SD-Bootloader wird kein Debugger-Modul benötigt. Der binäre Code wird über eine SD-Karte dem Chip zur Verfügung gestellt. Ähnlich wie unterschiedliche CDs am Rechner können hier auch mehrere Programme auf unterschiedliche SD Karten gespeichert werden. Je nach SD Karte agiert das Messsystem unterschiedlich. Neue Firmwares können ebenfalls einfach durch das Einstecken der entsprechenden SD Karte installiert werden.

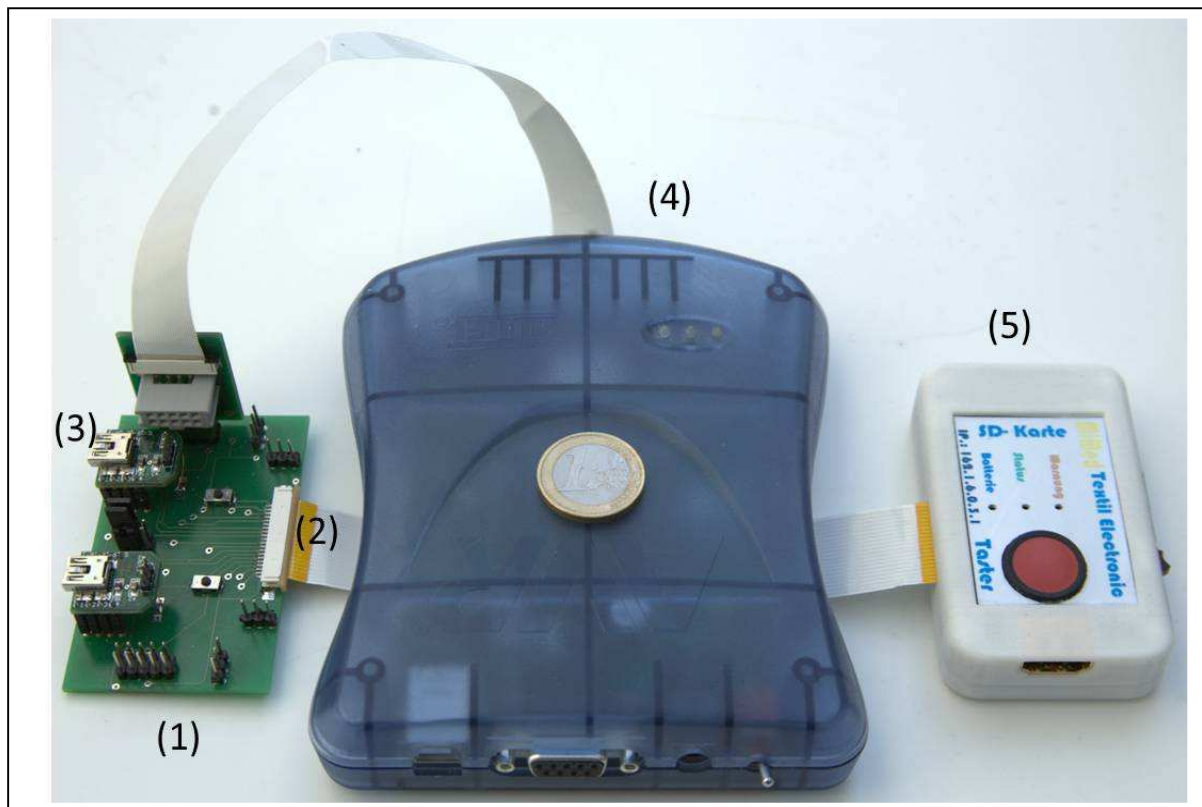


Abbildung 6-11: Das Debugger Modul (1) wird über ein Molex-Stecksystem (2) mit dem Messsystem (5) verbunden. Ein JTAG Programmer (4) brennt anschließend das Programm auf den Chip. Außerdem kann über einen USB- Anschluss (3) mit dem Messsystem kommuniziert werden. - Als Dimensionsreferenz dient eine Euro Münze.

6.3 Aufbau des Empfangssystems

Das Empfangssystem (Abbildung 6-12) besteht aus einem NanoLOC- Modul, einer grünen LED (von Kingbright), einem FT232RL-Chip (von FTDI Ltd.) und einem USB Stecker (Typ A).



Abbildung 6-12:Das Empfangssystem wird über ein USB-Stecker am Rechner angeschlossen. Das System kann sich kabellos mit anderen Modulen verbinden.- Als Dimensionsreferenz dient eine Euro Münze.

Der Mikrocontroller kommuniziert über die UART-Schnittstelle mit dem PC. Dabei wandelt der FT232RL-Chip das UART in ein USB-Signal um und umgekehrt. Die Versorgungsspannung erfolgt über den PC durch den 5V-Anschluß der USB-Verbindung. Diese wird für das NanoLOC-Modul mit einem Spannungswandler (XC6204B252MR von © Torex Retail Holdings Limited) auf 2,5V gewandelt. Die LED kann individuell programmiert werden. Beispielsweise kann durch die blinkende LED der Datenfluss visualisiert werden. Das Empfangssystem kann kabellos mit einem Messsystem kommunizieren. Die empfangenen Daten können dann dem Rechner zur Verfügung gestellt werden.

Ein passendes Gehäuse aus Acrylnitril-Butadien-Styrol (B9002857 von OKW Gehäusesysteme) wurde leicht abgeändert und eingesetzt.

6.4 Aufbau des Zusatzmoduls

Ein Zusatzmodul ist ein Modul, das durch die entsprechende Sensorik gesundheitsrelevante Daten und Informationen aufnimmt oder diese über einen festgelegten Übertragungsweg dem Arzt oder dem Pflegepersonal zur Verfügung stellt. Für die Durchführung der Experimente zur Messung der Vitalparameter wurden Zusatzmodule zur Puls- und Sauerstoffsättigung, zur Überwachung der Medikamenteneinnahme und zum Versenden von SMS-Nachrichten an das Pflegepersonal aufgebaut. Für diese Arbeit relevant war besonderes das SMS-Modul (Abbildung 6-13). Das SMS-Modul besteht aus einem NanoLOC Modul, LEDs für die Anzeige unterschiedlicher Zustände, einem Schalter (von Marquardt) zum Ein- und Ausschalten des Moduls, einem GSM-Modul (GC864 von Round Solution) mit integrierter SIM²⁶-Kartenhalterung, einer SIM-Karte (mit ausreichendem Guthaben), einem internen Akkumulator (iPhone 2G), einer iPhone Programmierbuchse und einer USB Buchse (Typ B) zum Aufladen des Akkus. Die Komponenten wurden in einem passenden Gehäuse aus Acrylnitril-Butadien-Styrol (A9051108 von OKW Gehäusesysteme) integriert.

²⁶ Subscriber Identity Module

Das Modul ist zwar als externes Modul aufgebaut, aber eine Kombination aus diesem und dem Messsystem ist ebenfalls vorstellbar.



Abbildung 6-13: Das SMS-Modul zum Versenden gesundheitsrelevanter Informationen an festgelegte Personen- als Dimensionsreferenz dient eine Euro Münze.

Ein Messtextil kann bei Bedarf bestimmte Daten an das SMS-Modul senden und bestimmen, an welche Nummer diese gesendet werden sollen. Wird z.B. ein Sturz von einem Messtextil detektiert, so schickt dessen Elektronikmodul eine individuelle Textnachricht („Hilfe, Frau Muster ist gestürzt. Sie wohnt in der Musterstr.1, 12345 Musterstatt“) sowie die Handynummer eines Pflegers an das SMS-Modul. Das Modul sendet anschließend die Nachricht an die entsprechende Nummer. Der Sendeerfolg wird anschließend dem Messsystem mitgeteilt.

6.5 Aufbau des TV-Moduls

Das TV-Modul (Abbildung 6-14) generiert individuelle Textnachrichten und synchronisiert diese mit dem aktuellen Fernsehprogramm, so dass die Textnachrichten dem Fernsehprogramm überlagert erscheinen. Für die Generierung der Textnachrichten am Bildschirm wurde in dieser Arbeit ein „Propeller“ Mikrocontroller der Firma Parallax verwendet. Propeller ist ein kostengünstiger Kontroller, dessen Systemarchitektur gezielt für die Generierung von Videosignalen ausgelegt ist. Er hat acht unabhängige Prozessoren und kann im Gegensatz zu den meisten anderen Mikrocontrollern Befehle parallel statt seriell abarbeiten. Der Programmcode wird in einem EEPROM (z.B. AT24C) gespeichert und nach dem Einschalten vom Propeller gelesen. Eine Echtzeituhr (DS1307) liefert dem Propeller die genauere Uhrzeit. Nach dem Ausschalten versorgt sich die Echtzeituhr mit einer integrierten 3,0V Knopfzelle. Die vom Propeller erzeugte Textnachricht soll nun dem Eingangsvideosignal überlagert werden. Der Video-Synchronisationschip „EL1883“ teilt dem Propeller mit, wann dieser sein Ausgangsvideosignal auf die Leitung des Eingangssignals senden muss.

Das Eingangssignal kann z.B. dem Videoausgang eines DVBT-Receivers (SRT55 von Strong Digital TV) überlagert werden. Das Video-Ausgangssignal wird dann mit dem Fernsehereingang verbunden. Die Inhalte der Textnachrichten werden kabellos vom Messtextil an das TV-Modul gesendet. Der drahtlose Empfang erfolgt über ein NanoLOC Modul (Mikrocontroller und 2,4 GHz Radio Transmitter, Nanotron Technologies GmbH), das an den Propeller angeschlossen ist.

Die Position und der Inhalt der dynamischen Textnachrichten werden vom NanoLOC Modul empfangen und an den Propeller weitergeleitet. Die TV-Box hat ebenfalls einen Lautsprecher („BH7824FVM“ von Rohm Co., LTD.), einen Taster (SCHURTER AG), eine SD-Halterung (Kyocera Elco Corporation), einen Schalter (Carling Technologies), zwei LEDs (rot und grün), einen PS2 Mausanschluss, einen Beschleunigungssensor zur haptischen Eingabe („SMB380“ von Bosch GmbH) und ein GSM-Modul („GC864-QUAD-PYTHON-SIM“ von Round Solutions GmbH & Co KG) zur Verfügung (Abbildung 6-14). Die Komponenten wurden in ein Gehäuse aus Acrylnitril-Butadien-Styrol (A0620107 von OKW Gehäusesysteme) integriert.

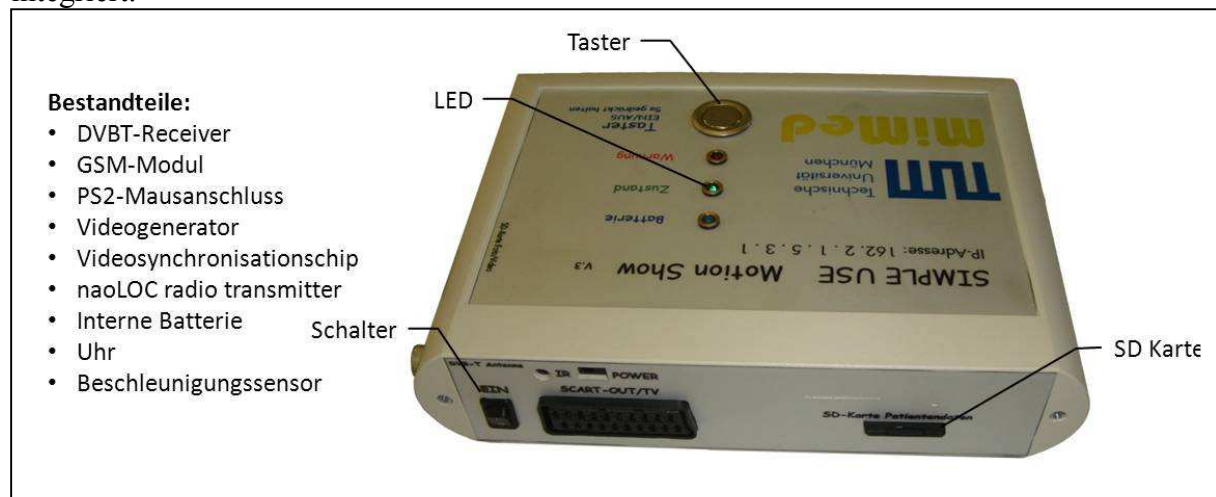


Abbildung 6-14: TV-Modul und seine Bestandteile. Ausmaße des Gehäuses: Länge = 150mm, Breite = 200 mm, Höhe =62,8mm.

In einem Experiment haben 10 gesunde Probanden (durchschnittlich 71,7 Jahre alt) das TV-Modul auf seine Handhabung und Funktionalität hin evaluiert. Dabei wurde die Ausgabe am Fernseher, die Schriftgröße und der visuelle Eindruck als zufriedenstellend empfunden. Das Bedienen mit der Maus wurde dabei von allen Probanden als „schlecht“ bewertet. Der Taster als allseits bekanntes Bedienelement wurde von allen als „gut“ bewertet. Die haptische Eingabe mit Gehäuseinteraktion stuften die Probanden als „gewöhnungsbedürftig“ ein. Die Resultate sind zwar stark personen- und alters- abhängig, aber es lässt sich für die Gruppe der Senioren und bewegungsbeschränkter Personen verallgemeinern, dass der Taster als angenehmste Eingabeschnittstelle empfunden wird. Mit dem Taster können wir eine Messung abbrechen oder in die Warteschleife legen.

6.6 Anwendungen der vorgestellten Systeme

Als nächstes wird die im Kapitel 5.2 vorgestellten Methoden auf den prototypisch realisierten Geräten vorgestellt.

6.6.1 Anwendung zur Tremorererkennung

Die Anwendung zur Erkennung und Bewertung des Tremors bei PD-Patienten wurde in der Entwicklungsumgebung Microsoft Visual Studio realisiert. Der graphische Funktionsumfang wurde durch die Einbindung der Klassenbibliothek QT 3.3.2 des Unternehmens Trolltech erweitert. Die Datenbank-Funktionen wurden durch die Einbindung der Klassenbibliothek SQLite von SQLite-Team realisiert.

Die Verbindung mit dem Messtextil (Messshirt) erfolgt kabellos über das Empfangssystem, das anhand eines USB-Anschlusses an den PC angeschlossen wird. Nach Ausführung des Anwendungsprogramms am PC verbindet sich der PC automatisch mit dem Shirt.

Die Sensoren des Shirts werden 20mal pro Sekunde eingelesen und die Daten werden an den PC gesendet. Vor dem Beginn einer Analyse wird zunächst der Patient im System ausgewählt (Abbildung 6-15(a)). Ist der Patient nicht im System vorhanden, kann er neu registriert werden. Die Auflösung der Sensoren und die Abtastfrequenz können als Einstellungen geändert werden (Abbildung 6-15(b)).

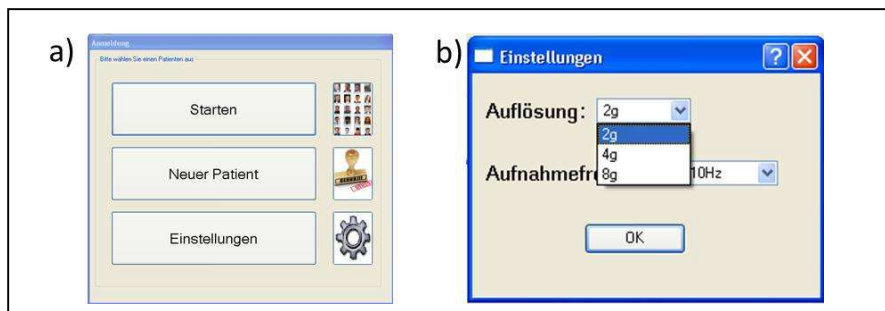


Abbildung 6-15: (a) Startmenü der Anwendung, (b) Einstellung der Auflösung der Sensoren und der Aufnahmefrequenz (©MiMed, 2010)

Wird ein Patient ausgewählt, öffnet sich der Hauptbildschirm der Anwendung (Abbildung 6-16).

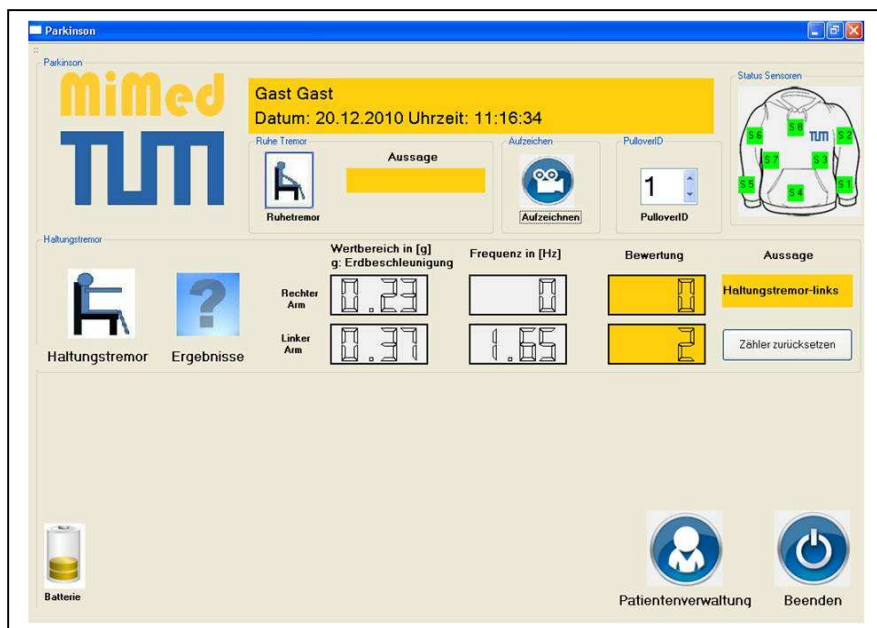


Abbildung 6-16: Hauptmenü der Anwendung (©MiMed, 2010)

Im Hauptbildschirm kann die Textil-ID eingestellt werden. Messungen zur Bewertung des Halte- und Ruhetremors können gestartet werden. Eine Aufzeichnung von Rohdaten für eine beliebige Dauer ist ebenfalls möglich. Die Rohdaten und die Auswertungen werden in der Datenbank gespeichert. Der Batteriestand und der Zustand der Sensoren werden ebenfalls visualisiert. Alle funktionierenden Sensoren erscheinen grün. Defekte Sensoren werden rot angezeigt.

Der Patient soll die Aufgaben „Ruhig auf dem Stuhl sitzen und die Hände auf dem Oberschenkel liegen“ und „Arme vorstrecken“ zur Bewertung des Ruhe- bzw. Haltetremors durchführen. Dabei wird er von Anweisungen am Bildschirm angeleitet. Jede Aufgabe dauert 15 Sekunden. Für die Analyse des Haltetremors muss das Vorstrecken und Ablegen der Arme durch die Anwendung erkannt werden. Die Daten werden erst nach dem Vorstrecken der Arme analysiert. Beim Drücken der Taste „Haltetremor“ wartet das Programm, bis der Patient seine Arme vorstreckt. Die Anweisungen am Bildschirm fordern den Patienten auf die Arme vor zu strecken (Abbildung 6-17 (a)). Wenn das Vorstrecken der Arme erkannt wird, wird der Patient anhand der Hinweise am Bildschirm aufgefordert, 15 Sekunden lang die Arme still zu halten und sie anschließend auf den Oberschenkeln abzulegen. Eine laufende Zählskala zeigt die noch verbleibende Zeit des Haltens der Arme an (Abbildung 6-17 (b)). Für die Bewertung des Ruhetremors wird der Patient durch Hinweise am Display aufgefordert, in Ruhe zu sitzen. Auch hier zeigt die laufende Zeitanzeige die noch erforderliche Messzeit in Sekunden an (Abbildung 6-17 (c)). Am Ende der Aufgabe werden die Ergebnisse der Erkennung und Bewertung des Haltetremors sowie des Wertebereichs und der Frequenz der relativen Beschleunigung am Display angezeigt.

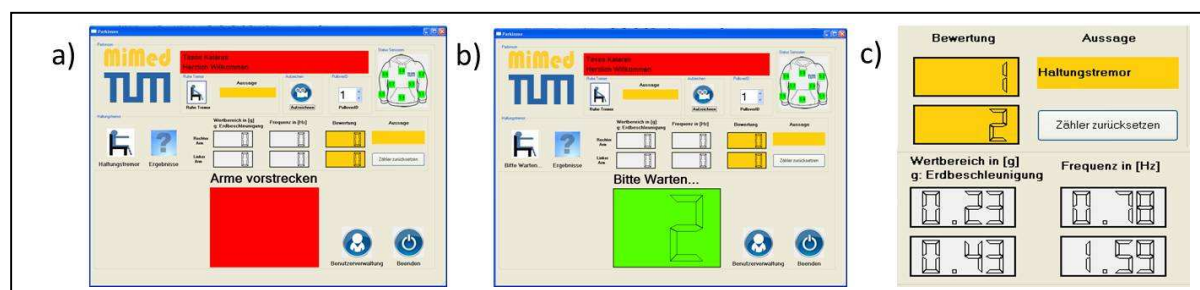


Abbildung 6-17: (a) Die Anwendung fordert den Patienten auf, die Arme vorzustrecken. (b) für 15 Sekunden werden Daten aufgenommen. Die Messzeit wird dargestellt. (c) Eine Aussage wird getroffen und die Ergebnisse werden dargestellt (©MiMed, 2010)

Das Datum und die Uhrzeit einer Messung, die Rohdaten sowie die Ergebnisse und Aussagen werden in einer Datenbank gespeichert. Diese können nachträglich in einer Gesamtübersicht angezeigt werden. Einzelne Messungen können in das XML-Format konvertiert und am PC mit einem Tabellenkalkulationsprogramm wie Microsoft Excel betrachtet und analysiert werden.

6.6.2 Anwendung für die FOG-Erkennung

Die Anwendung zur Erkennung und Bewertung des FOGs bei PD-Patienten wurde mit der Software MATLAB (von The MathWorks, Inc.) realisiert. Die Beschleunigungsdaten der Messung werden zunächst in einer Textdatei auf einer SD Karte gespeichert. Diese wird nachträglich am PC in die Anwendung eingelesen und verarbeitet (Abbildung 6-18). Wird der Patient bei der Durchführung der Messung gefilmt, kann das Filmmaterial ebenfalls in die Anwendung importiert werden.

Die Anwendung synchronisiert das Filmmaterial mit den berechneten Aktivitätswerten und visualisiert diese über die Zeitachse. Die relevanten Daten wie die Fast Fourier Transformation und die spektrale Leistungsdichte werden ebenfalls berechnet und in mehreren Diagrammen dargestellt. Erkennt die Anwendung eine FOG-Episode, wird diese akustisch und visuell mitgeteilt und der Zeitpunkt des Auftretens gespeichert.

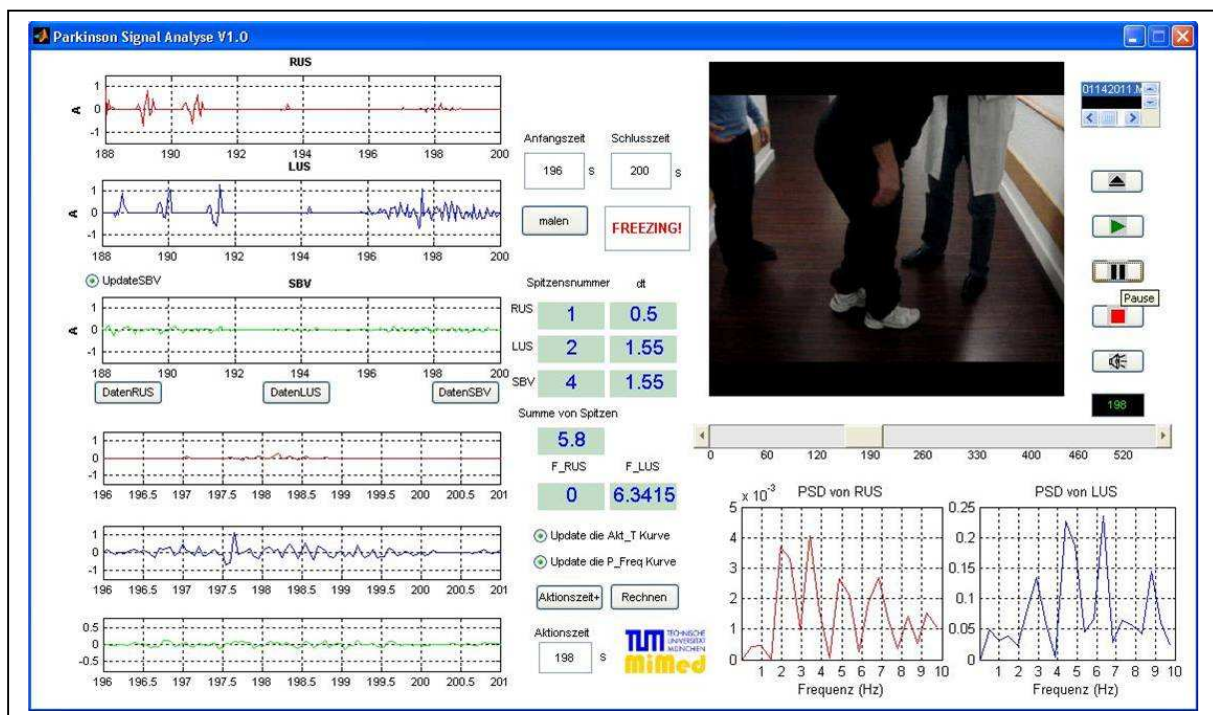


Abbildung 6-18: Anwendung zur Erkennung von FOG bei PD-Patienten (©MiMed, 2010)

6.6.3 Anwendung zur RLS-Erkennung

Die Anwendung zur Erkennung und Bewertung des RLS bei PD-Patienten wurden mit der Software MATLAB (von The MathWorks, Inc.) realisiert. Die Daten der Messung werden zunächst mit der Messhose im Schlaflabor in eine Textdatei auf eine SD Karte gespeichert. Diese wird nachträglich am PC eingelesen und verarbeitet. Die Daten des Schlaflabors wie EMG-Daten, anhand derer eine Erkennung von Beinbewegungen stattfindet, können ebenfalls in die Anwendung importiert werden. Diese Daten werden mit den Beschleunigungsdaten verglichen.

Zu Beginn der Analyse werden alle Textdateien aus der SD Karte in die Anwendung importiert. Dies geschieht, indem die Dateien in der Anwendung ausgewählt werden. Die Anwendung berechnet daraus die Aktivitätswerte und stellt diese graphisch dar (Abbildung 6-19 (a)). Im nächsten Schritt werden die Ergebnisse der periodischen Beinbewegungen berechnet. Diese werden dann in einem neuen Diagramm in Form roter Linien dargestellt (Abbildung 6-19 (b)). Die Anzahl erkannter Beinbewegungen wird ebenfalls im Diagramm auf der rechten Seite dargestellt.

Nun können die EMG-Daten importiert werden. Die dazu notwendigen Informationen wie der Synchronisationsbeginn und die Abtastfrequenz der EMG-Messung können in der Anwendung angegeben werden. Die Anwendung stellt dann die berechneten Werte graphisch dar. Folgende Signale werden dabei dargestellt (Abbildung 6-20):

- EMG-Signal (blau) und Aktivitätssignal (grün) in einem Diagramm
- EMG-Signal und berechneten Beinbewegungen (LMs) in einem Diagramm
- Aktivitätssignal und berechneten Beinbewegungen (LMs) in einem Diagramm

Die Sensitivität und die Spezifität der Messung der LMs aus dem Aktivitätssignal im Vergleich zum Goldstandard mit der Messung aus dem EMG-Signal wird ebenfalls berechnet und dargestellt (Abbildung 6-20 rechte Seite).

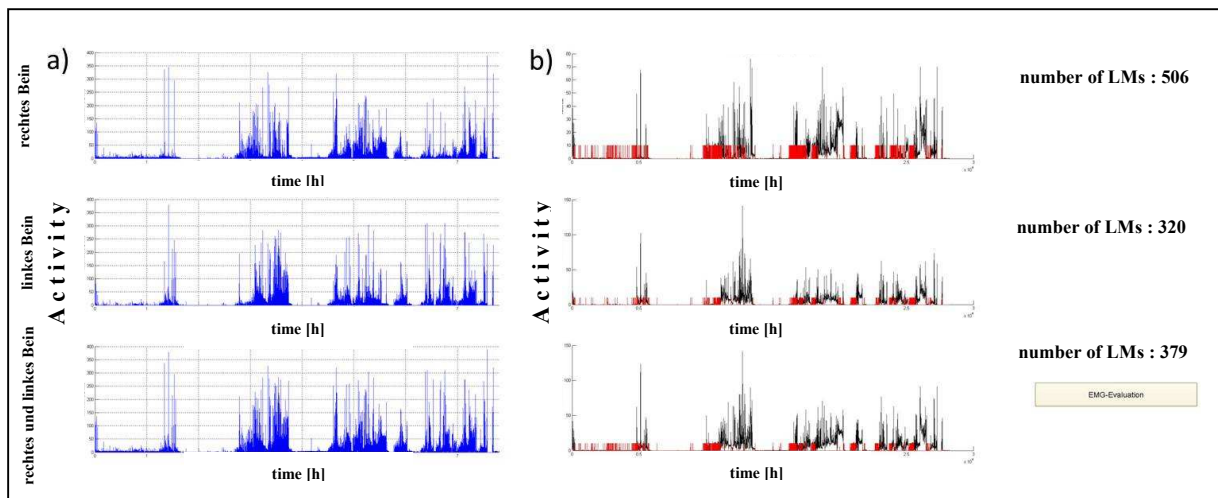


Abbildung 6-19: (a) Aktivitätswerte der Sensoren am rechten und linken Unterschenkel werden getrennt (Oben & Mitte) und überlagert (Unten) dargestellt. (b) Beinbewegungen (LMs) werden in Form roter Linien dargestellt. Die Anzahl der jeweiligen Beinbewegungen wird auf der rechten Seite angegeben (©MiMed, 2011).

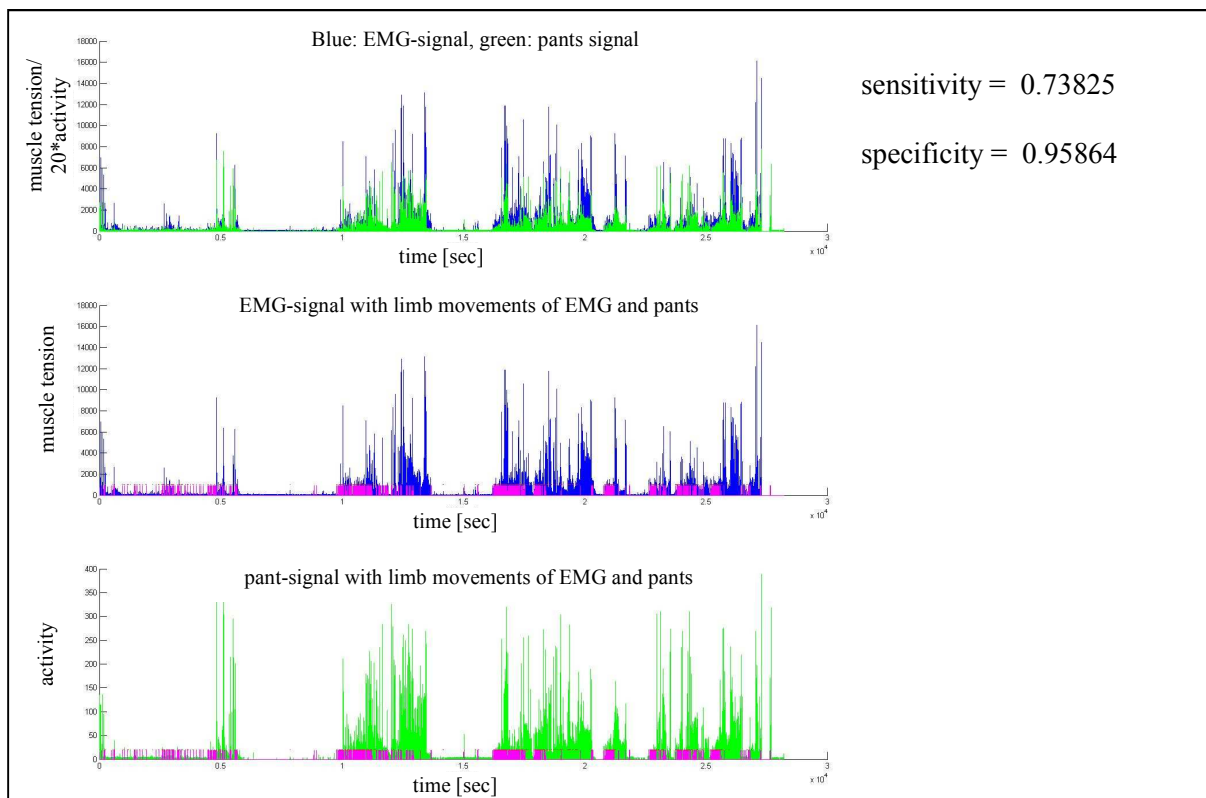


Abbildung 6-20: (Oben) EMG-Signal (blau) und Aktivitätssignal (grün). (Mitte) EMG-Signal (blau) und berechnete Beinbewegungen (LMs). (Unten) Aktivitätssignal (grün) und berechnete Beinbewegungen (LMs) (©MiMed, 2011).

6.6.4 Anwendung zur Erkennung sportlicher Aktivitäten

Die Anwendung zur Erkennung und Bewertung sportlicher Aktivitäten wurde in der Entwicklungsumgebung Microsoft Visual Studio realisiert. Der graphische Funktionsumfang wurde durch Einbindung der Klassenbibliothek QT 3.3.2 des Unternehmens Trolltech erweitert. Die Datenbank-Funktionen wurden durch Einbindung der Klassenbibliothek SQLite vom SQLite-Team realisiert. Die Verbindung mit dem Messtextil (Messshirt) erfolgt kabellos über das Empfangssystem, das über einen USB-Anschluss an den PC angeschlossen wird. Nach dem start der Anwendung am PC verbindet sich dieser automatisch mit dem Shirt. Die Sensoren des Shirts werden 20mal pro Sekunde ausgelesen und die Daten werden an den PC gesendet. Vor Beginn einer Analyse wird zunächst der Patient im System ausgewählt (Abbildung 6-21 links). Ist der Patient nicht im System vorhanden, kann er neu registriert werden. Dabei werden Informationen wie Name, Gewicht und Geschlecht des Probanden aufgenommen.

Wird ein Benutzer ausgewählt, öffnet sich der Hauptbildschirm der Anwendung. Die Bewegungen des Shirts werden in der Anwendung in einer 2D- Torsosimulation dargestellt. Bewegungen von Unter- und Oberarmen sowie des Torsos können stets angezeigt werden. Die Beschleunigungsdaten werden nach bestimmten Mustern für die vier ausgewählten sportlichen Aktivitäten untersucht. Wird eine Aktivität erkannt, so wird der entsprechende Zähler inkrementiert. Die Qualität (Güte) der Durchführung wird dabei farblich dargestellt (Abbildung 6-21 rechts). Grün bedeutet, dass die Bewegungen sehr gut durchgeführt wurden. Orange und Rot signalisieren eine mangelhafte Durchführung einer Übung. Anhand der erkannten Übungen wird der Energieverbrauch berechnet und dargestellt. Eine Textausgabe gibt Auskunft über den Aktivitätszustand. Verbrennt der Benutzer genügend Kalorien, wird er durch positive Aussagen belohnt.

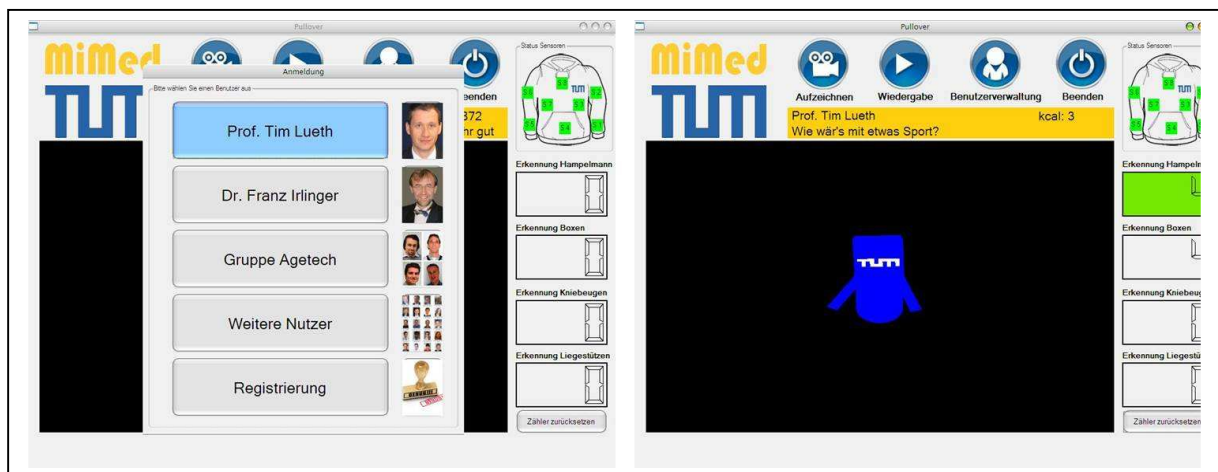


Abbildung 6-21: Benutzeroberfläche der Anwendung: (links) Benutzer auswählen. (rechts) Der Zähler der entsprechenden Aktivität wird bei Erkennung inkrementiert. Die Effizienz der Durchführung wird farblich (grün, orange und rot) dargestellt (©MiMed, 2010)

Alle durchgeführten Übungen sowie die verbrauchten Kalorien werden in einer Datenbank gespeichert. Diese Daten können bei Bedarf in das XML-Format ausgegeben werden. Der Zustand der Sensoren wird ebenfalls visualisiert. Alle funktionierenden Sensoren erscheinen grün. Defekte Sensoren erscheinen aber rot. Die Anwendung bietet ebenfalls die Möglichkeit, Bewegungsdaten über eine beliebige Zeitdauer aufzunehmen (Abbildung 6-22 links). Diese aufgenommenen Daten können jederzeit wiedergegeben werden. Die Geschwindigkeit der Wiedergabe kann ebenfalls eingestellt werden (Abbildung 6-22 rechts).

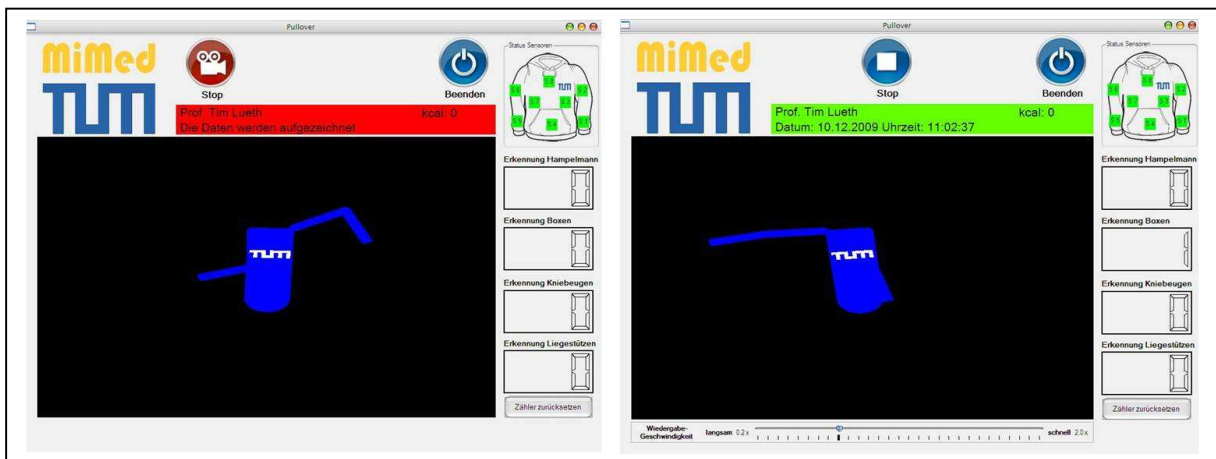


Abbildung 6-22: Benutzeroberfläche der Anwendung: (links) Die Bewegungen der Benutzer können über eine beliebige Zeit aufgenommen werden. (rechts) Die Aufgenommenen Bewegungsdaten können wiedergegeben werden (©MiMed, 2010).

6.6.5 Anwendungen für Sturzerkennung bei gefährdeten Personen

Die Anwendung zur Sturzerkennung bei gefährdeten Personen läuft vollständig im Mikrocontroller des Messshirts ab. Der Erkennungsalgorithmus benötigt ca. 200.000 Taktzyklen (experimentell ermittelt). Bei einem Mikrocontroller mit einer Taktfrequenz von 8 MHz dauert die Erkennung ca. 25ms.

Wird ein Sturz erkannt, wird dieser kabellos an die Basisstation und das SMS-Modul (Abbildung 6-13) gesendet. Im Display der Basisstation erscheint eine visuelle Benachrichtigung. Die Anwendung in der Basisstation wurde in der Entwicklungsumgebung Microsoft Visual Studio realisiert (Abbildung 6-23 rechts). Der graphische Funktionsumfang wird durch die Einbindung der Klassenbibliothek QT 3.3.2 des Unternehmens Trolltech erweitert. Der Sturzalarm kann in der Anwendung zurückgesetzt werden. Das SMS-Modul bekommt zusätzlich die Textnachricht und die Empfängernummer. Es sendet entsprechend eine SMS-Textnachricht an den Empfänger und teilt dem Messtextil mit, ob die Übertragung erfolgreich war (Abbildung 6-23 links).

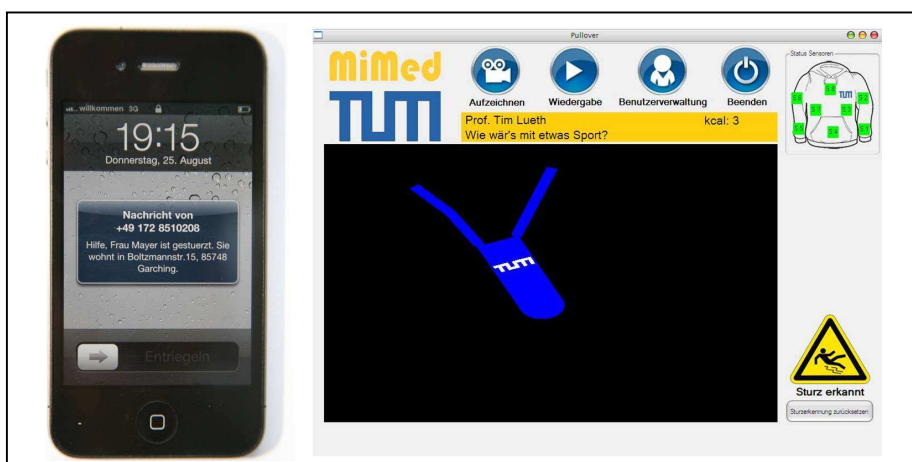


Abbildung 6-23: (links) Das Messtextil sendet beim erkannten Sturz einen Sturzalarm an das SMS-Modul. Dieser sendet entsprechend eine SMS-Nachricht an das Pflegepersonal. (rechts) Der Sturzalarm wird ebenfalls an die Basisstation gesendet. Dieser wird am Display angezeigt (©MiMed, 2010).

7. Experimente und Diskussion

Um die in Kapitel 5 vorgestellten Konzepte zu evaluieren, wurden mehrere Experimente durchgeführt. Diese werden in diesem Kapitel beschrieben. Die Ergebnisse werden anschließend diskutiert.

7.1 Nachweis der Waschbarkeit des Messsystems

7.1.1 Notwendigkeit des Experiments

Ein Messtextil liegt direkt auf der Hautoberfläche und nimmt alle Gerüche und Sekrete des Trägers auf. Aus Hygienegründen muss ein solches Messtextil daher waschbar sein. Die Waschbarkeit des Systems wurde in der Konzeptbeschreibung und in der prototypischen Realisierung vorausgesetzt. Diese Anforderung soll nun in diesem Experiment getestet werden. Waschbarkeit wird hier wie folgt definiert: „Ein Messtextil muss mindestens 10mal mit der Waschmaschine bei Einsatz von Waschlösung waschbar sein und dann noch funktionieren.“

7.1.2 Labor- und Geräteaufbau

Der Versuch wurde wie folgt durchgeführt:

- Waschvorgang: 30°C Waschtemperatur und ein Schleudergang bei 1200 U/min.
- Das Elektronikmodul wird vor dem Waschen aus dem Messsystem entfernt. Das Textil wird vor dem Waschen in einen verschließbaren Schutzmantel gesteckt.
- Nach dem Waschen wird das Textil in einem gut durchgelüfteten Raum aufgehängt bis es trocken ist.
- Funktionalität: Die Funktionalität der Messtextils ist gewährleistet, wenn das Elektronikmodul noch alle Sensoren ansprechen kann, diese entsprechend antworten und das Textil nach dem Wasch- und Trockenvorgang bei einem definierten Winkel eine Abweichung von höchstens $\pm 10^\circ$ aufweist. Dies schließt aus, dass wenn die Sensoren beim Waschen ihre Position verändern.

Da der Systemaufbau bei unterschiedlichen Textilien identisch ist, werden hier zwei Messshirts verwendet. Sie wurden jeweils 10mal wie beschrieben gewaschen und getestet. Für die Messung wurde eine Schablone verwendet. Der Proband zieht nach jedem Waschvorgang das Shirt an und versucht die Arme genau wie in der Abbildung 7-1 (links) auseinander zu strecken. Die anhand der Sensorpaare berechneten Winkeln sollen z.B. für die Unterarme entsprechend $0^\circ \pm 10^\circ$ sein. Zum Testen der Sensorpaare wurde ein Testgerät gebaut (Abbildung 7-1 (rechts)). Das Testgerät besteht aus einem NanoLOC-Modul, acht grünen und acht roten LEDs, drei 16 spaltigen Bargraph-Anzeigern, vier LED-Treibern (CAT9532 von CATALYST Semiconductor, Inc.), einer MicroSD Kartenhalterung, einer Echtzeit-Uhr, einem Taster und einer 7-Segmentenanzeige. Das Messshirt kommuniziert kabellos mit dem Testgerät. Die individuelle ID des Messshirts wird auf der 7-Segmentenanzeige dargestellt. Durch Taster können unterschiedliche Sensorpaare ausgewählt werden. Der berechnete Winkel des ausgewählten Sensorpaars wird mit den zwei Parallelen Bargraph-Anzeiger dargestellt. Leuchtet keine Spalte werden -90° gemessen. Leuchten alle 16 Spalten werden $+90^\circ$ gemessen. Es ergibt sich somit eine Auflösung von 11.25° pro Spalte.

Der mittlere Bargraph-Anzeiger wird für die Visualisierung des Torsowinkels verwendet. Hierbei können alle vier Torso-Sensoren einzeln ausgewählt werden. Die acht grünen und acht roten LEDs zeigen den Zustand der Sensoren an. Kann das Testgerät mit dem jeweiligen Sensor kommunizieren, leuchtet die entsprechende LED grün, ansonsten leuchtet sie rot. Das Ergebnis der Messung und die aktuelle Uhrzeit werden auf der MicroSD Karte gespeichert.

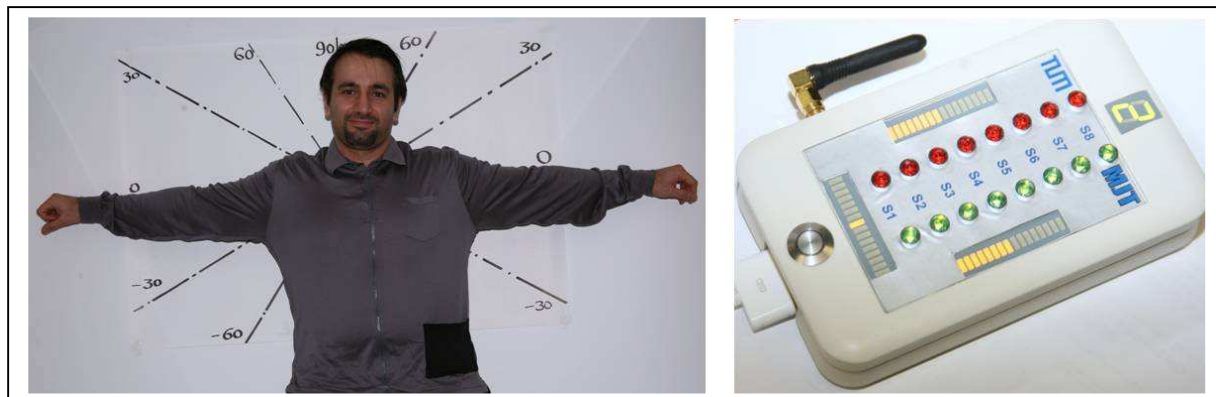


Abbildung 7-1: (links) Der Proband zieht nach jedem Waschvorgang das Messshirt an und startet die Messung. Er hält dabei die Arme weit auseinander auf 0°. (rechts) Das Testgerät zeigt den Zustand der Sensoren an und berechnet aus deren Daten den Winkel (L x B x H:150 x 50 x 22 [mm]).

Die Ergebnisse werden jedes Mal protokolliert. Der Durchschnitt und die Standardabweichung der Winkel werden berechnet.

7.1.3 Erwartete Ergebnisse

Da die Sensoren und deren Verkabelung durch Verkapselung waschbar gemacht werden, dürfte der Waschvorgang die Funktion des Textils nicht beeinflussen. Durch ständige Bewegungen in der Waschmaschine aber können die Sensoren leicht verschoben oder verdreht werden. Durch Zurechtziehen der Kleidungsstücke aber kommen die Sensoren wieder in die vorgesehene Position, da diese fest eingenäht sind. Daher sollte ein Waschvorgang die Genauigkeit der Messung nicht deutlich verändern.

7.1.4 Ergebnisse

Insgesamt wurden zwei Shirts jeweils 10mal gewaschen und getestet. Alle Sensoren waren nach jedem Waschvorgang noch funktionsfähig. Vor Beginn des Experiments wurden bei einer bestimmten Körperhaltung Referenzwerte aufgenommen. Nach jedem Waschvorgang wurden in derselben Körperhaltung neue Werte aufgenommen. Der Durchschnitt der Abweichung von diesem Referenzwert wurde für jeden Sensor berechnet. Die Ergebnisse wurden in der Tabelle 7-1 dargestellt.

Tabelle 7-1: Mittelwert und Standardabweichung der Differenzen zwischen den Messungen vor und nach einem Waschvorgang

Sensor	RUA	ROA	RSR	UBS	LUA	LOA	RSL	SHV
Mittelwert	3,2°	2°	2,9°	2°	2,3°	3,4°	1,6°	4,2°
Standardabweichung	1,6°	1,4°	2,2°	2,1°	1,8°	2,1°	1,3°	3,4°

7.1.5 Diskussion

Ein Waschbarkeitsexperiment mit 10 Versuchen ist bedingt aussagekräftig, da es sich um individuell hergestellte Prototypen handelt. Jedes Messtextil wurde einzeln in Handarbeit angefertigt. Erst eine vollständig automatisierte Produktion mehrerer Messtextilien erlaubt eine sichere Aussage darüber, wie oft das Messsystem waschbar ist.

Die aus dem Waschvorgang resultierenden Messwertabweichungen sind in diesem Experiment so gering, dass sie keinen großen Einfluss auf die Genauigkeit der zu erkennenden Körperbewegungen haben. Für die genaue Analyse ist es sinnvoll, die Sensoren nach mehreren Waschvorgängen neu zu kalibrieren.

7.2 Genauigkeit der Erkennung alltäglicher Aktivitäten

7.2.1 Notwendigkeit des Experiments

In dieser Arbeit wird behauptet, dass mit den Beschleunigungssensoren des Messsystems, die an bestimmten Körperregionen im Textil integriert sind, die Bewegungen der entsprechenden Körperregion detektiert werden können. Außerdem wäre durch eine Erkennung der Schweregrad des daraus resultierenden Aktivitätssignals möglich. Ferner wurde behauptet, dass durch die Analyse der Ausrichtung des Sensors die Lage des Probanden bestimmt werden könne. Diese Behauptungen werden in diesem Abschnitt experimentell nachgewiesen.

7.2.2 Labor- und Geräteaufbau

- A) Für den Nachweis der Genauigkeit der Erkennung alltäglicher Bewegungen wurde die Messhose, dessen Aufbaukonzept in Kapitel 5 und deren Realisierung in Kapitel 6 beschrieben wurde, verwendet. Die Daten der fünf integrierten Sensoren wurden dabei mit einer Frequenz von 20Hz aufgenommen und auf der integrierten SD-Karte gespeichert. Die Auflösung der Sensoren wurde auf $\pm 4g_m$ eingestellt. Für die Durchführung des Experiments wurden zusätzlich ein Tisch, ein Stuhl und ein Bett benötigt. Die Messdaten werden nach der Messung am PC mit einem Tabellenkalkulationsprogramm (z.B. Microsoft Excel) verarbeitet.

Ein gesunder Proband (30Jahre, männlich) legt die Messhose auf den Tisch und startet die Messung. Er wird gebeten, die Hose anzuziehen, sich nach Belieben für zwei Minuten (120 s) zu bewegen und die Bewegungen zu protokollieren. Insgesamt sollten aber folgende Bewegungen in seinem Bewegungsablauf vorkommen: Gehen, Sitzen, Liegen, Stehen und Laufen. Nach 120 Sekunden wird die Messung beendet. Das vom Proband erstellte Protokoll wird in der Tabelle 7-2 dargestellt. Nach der Messung wurden die Aktivitätssignale resultierend aus den Daten der fünf Sensoren jeweils analysiert. Die Aktivitätssignale wurden in einem Diagramm über die Zeit dargestellt.

- B) Für den Nachweis der Genauigkeit der Erkennung der Lage des Probanden und dessen Aktivitätszustand wurde das Messshirt, dessen Aufbaukonzept in Kapitel 5 und dessen Realisierung in Kapitel 6 beschrieben wurde, verwendet. Die Daten der acht integrierten Sensoren (Auflösung: $\pm 2g_m$) wurden dabei mit einer Frequenz von 20Hz aufgenommen. Der Aktivitätswert jedes Sensors wurde nach Kapitel 5.2.1 berechnet und über eine Minute gemittelt. Dieses Ergebnis wurde anschließend auf der integrierten SD-Karte gespeichert.

Tabelle 7-2: Das vom Probanden erstellte Protokoll

von [s]	bis [s]	Aktivität
0	12	Hose auf den Tisch legen
12	30	Hose anziehen und zurecht rücken
30	45	auf dem Stuhl sitzen
45	58	gehen
58	63	stehen
63	73	laufen
73	78	stehen
78	100	im Bett liegen
100	120	auf dem Stuhl sitzen

Die Lageerkennung mittels der im Kleidungsstück integrierten Sensoren ist schwierig zumal das Kleidungsstück nicht eng auf der Hautoberfläche anliegt. Die Sensoren haben zwar eine absolute Position bezogen auf das Shirt, aber nur eine relative Orientierung bezogen auf das jeweilige Glied. Aus diesem Grund ist eine Lageerkennung durch das Shirt mit einem Fehler behaftet. Um den Fehler zu minimieren, wird die Information aus zwei Sensoren mit-einander kombiniert. Die Beschleunigungssensoren der Rumpfseiten werden für die Lageerkennung benutzt. Die y-Achse der Sensoren verläuft stets parallel zur Litzenleitung. Im Idealfall würde so im Stehen an den Rumpfseitensensoren jeweils $-1g_m$ gemessen werden. Da die Sensoren im Shirt jedoch nicht eng der Körperoberfläche anliegen, müssen die beiden Sensoren miteinander kombiniert werden und mit einem Offset-Wert ($0.8g_m$, experimentell ermittelt) verglichen werden (Formel 7.1).

$$\text{wenn } (a_{RSRy} + a_{RSLy}) > (-0.8 g_m) \cdot 2 \quad \rightarrow \quad \text{Liegen} \quad (7.1)$$

Dieser Offsetwert legt den Winkel fest, ab dem der Nutzer als liegend erkannt wird (Abbildung 7-2).

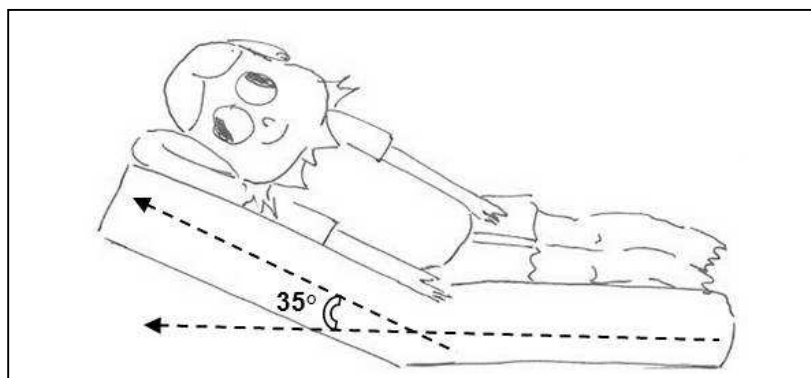


Abbildung 7-2: Ab einem Winkel von 35° wird die Aktivität als Liegen erkannt. Je nachdem, wie das Shirt am Körper liegt, kann dies jedoch abweichen (entnommen aus Niazmand *et al.*, 2012).

Die Lage des Probanden wird 20mal pro Sekunde berechnet. Diese wird über eine Minute gemittelt. Das Resultat wird auf der SD-Karte gespeichert.

Die Messdaten werden nach der Messung am PC mit einem Tabellenkalkulationsprogramm (z.B. Microsoft Excel) verarbeitet. Bewegt sich der Proband über 5 Minuten nicht, so wird die Datenaufzeichnung beendet und die Elektronik wechselt in einen Energiesparmodus, um die Batterie zu schonen.

Das Experiment wurde mit drei gesunden Probanden durchgeführt. Jeder Proband trägt das Shirt über eine Stunde lang, während er alltägliche Aktivitäten durchführt. Um quantifizierbare Messergebnisse zu erhalten, erhalten die Probanden zusätzlich eine Liste möglicher Aktivitäten. Diese sind unter anderem Lesen, Schreiben, Schlafen, Fernsehen, Kochen und Staubsaugen. Die durchgeführten Aktivitäten werden von den Probanden zusammen mit der jeweiligen Zeit protokolliert. Anschließend werden diese mit den ermittelten Daten auf der SD-Karte des Messshirts verglichen.

7.2.3 Erwartete Ergebnisse

Eine Erkennung der Aktivitätsänderung sollte mit den Beschleunigungssensoren möglich sein, da bei jeder Bewegungsänderung Beschleunigungen auftreten. Es sollte ebenfalls eine Aktivität mit weniger Bewegung (Sitzen) von einer mit viel Bewegung (Laufen) unterschieden werden können. Da beim Messtextil die Sensoren einzelnen Gliedern zugewiesen werden können, kann davon ausgegangen werden, dass die Aktivitäten des entsprechenden Gliedes ebenfalls eindeutig erkannt werden. Durch Auswertung der Daten der Sensoren in den einzelnen Raumrichtungen wäre eine Lageerkennung ebenfalls vorstellbar, vorausgesetzt, dass sich das Textil an den für die Messung wichtigen Stellen nicht faltet. Bei der Berechnung durchschnittlicher Aktivitäten wird erwartet, dass eine Aktivität wie „sitzen und ein Brief schreiben“, nach Auswertung der gespeicherten Daten erkannt werden kann. Dabei müsste eine höhere Aktivität des rechten Unterarms (Rechtshänder) und eine relativ ruhige Haltung am Rumpf zu erkennen sein. Ferner wird erwartet, dass ein junger, sportlicher Proband insgesamt höhere Aktivitätswerte aufweist als ein älterer Proband.

7.2.4 Ergebnisse

A) Die Beschleunigungsdaten der Messhose wurden am PC in das Tabellenkalkulationsprogramm importiert. Der Aktivitätswert wurde nach dem im Kapitel 5.2.1 vorgestellten Algorithmus für jeden Sensor berechnet und visualisiert (Abbildung 7-3). Die einzelnen Aktivitätsänderungen sind eindeutig erkennbar. Die Zeiten stimmen ebenfalls mit den protokollierten Zeiten in der Tabelle 7-2 überein. Alle Sensoren liefern identische Signale. Während der Proband die Messhose anzieht, wird keine eindeutige Aktivität beobachtet. Beim Gehen und Laufen hingegen ist ein periodischer Ablauf erkennbar. Markant ist dabei, dass die Aktivitätsamplitude während des Gehens oder Laufens am Unterschenkel größer ist als am Oberschenkel. Je weiter der Sensor vom Becken entfernt ist, desto größer sind die Winkelgeschwindigkeit und die daraus resultierende Beschleunigung (Abbildung 7-4).

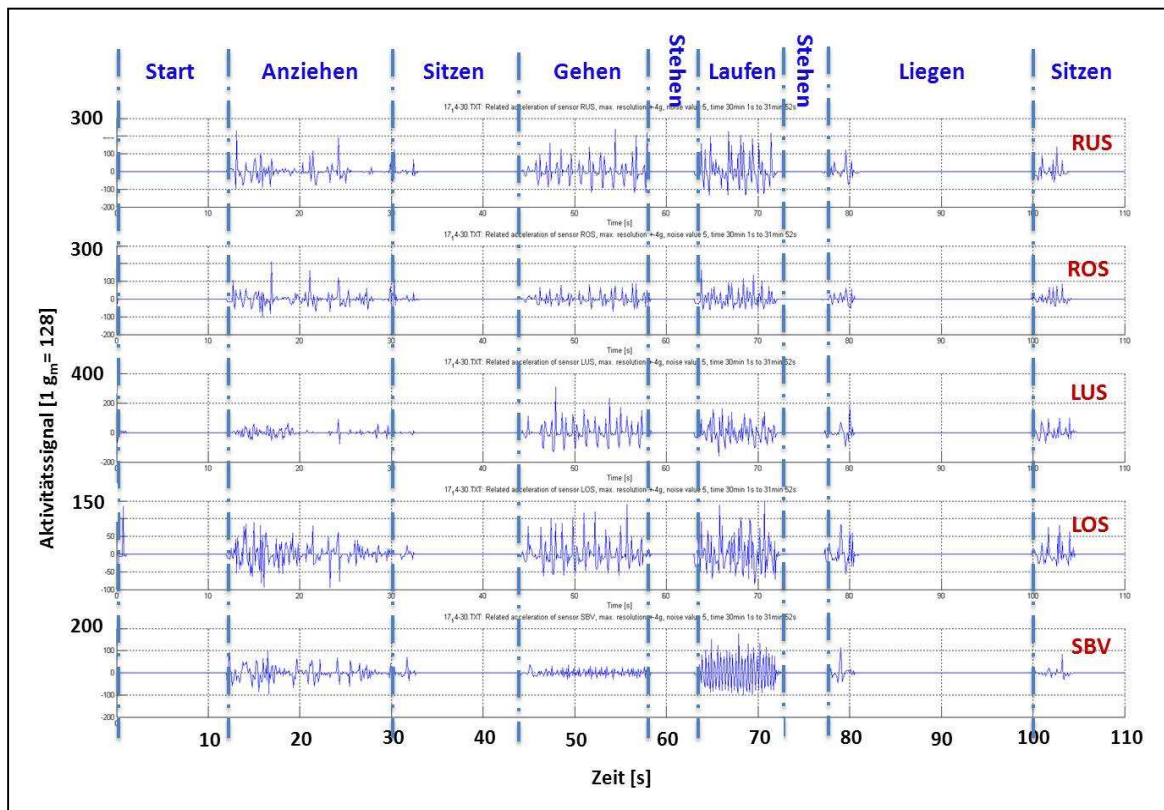


Abbildung 7-3: Aktivitätssignale aus Daten der Messhose während des Experiments. RUS: rechter Unterschenkel, ROS: rechter Oberschenkel, LUS: linker Unterschenkel, LOS: linker Oberschenkel, SBV: Sensor Bauch Vorne (Niazmand *et al.*, 2010a)

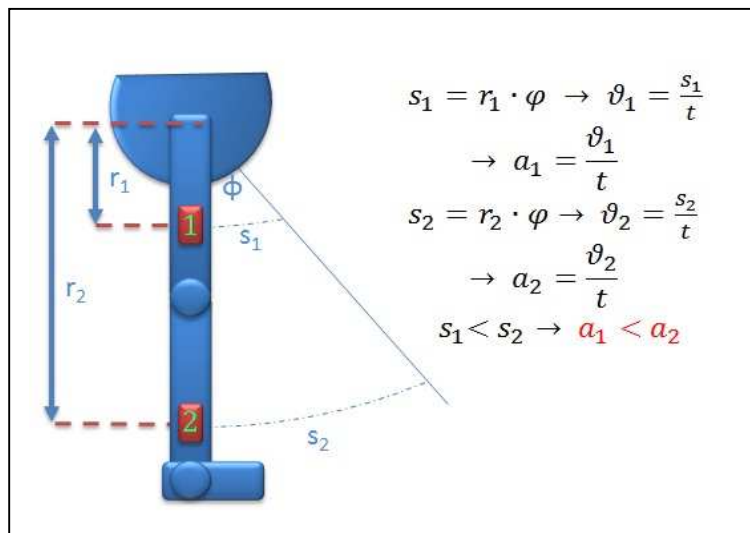


Abbildung 7-4: Die Sensoren werden in Rot dargestellt. Beschleunigungen, die beim Laufen auftreten, sind am Unterschenkelsensor größer als am Oberschenkelsensor.

- B) Die mit dem Messshirt erfassten Daten wurden anschließend am Rechner mit einem Tabellenkalkulationsprogramm dargestellt und mit Notizen des Probanden verglichen. Es wurde eine Korrelation zwischen den Datensätzen festgestellt. Im Folgenden wird diese Korrelation anhand ausgewählter Aktivitäten beschrieben.

Dabei beschreibt der Aktivitätswert von „100“ die Aktivität, die eine junge männliche Person beim Joggen aufweist. Ausgehend davon wird definiert: je niedriger der Wert ist, desto weniger bewegt sich der Proband.

Proband A (Weiblich, 54 Jahre alt und Rechtshänderin) notierte, dass sie fünf Minuten lang einen Brief geschrieben habe und anschließend innerhalb von 2 Minuten zu ihrem Auto gegangen sei. Die erfassten Aktivitäten am rechten und linken Unterarm sowie am Rumpf sind in der Abbildung 7-5 dargestellt. Da die Probandin Rechtshänderin ist, bewegt sich in den ersten 5 Minuten nur ihre rechte Hand. Beim Gehen zum Auto bewegt sich ihr gesamter Körper und entsprechende Aktivitäten werden aufgezeichnet.

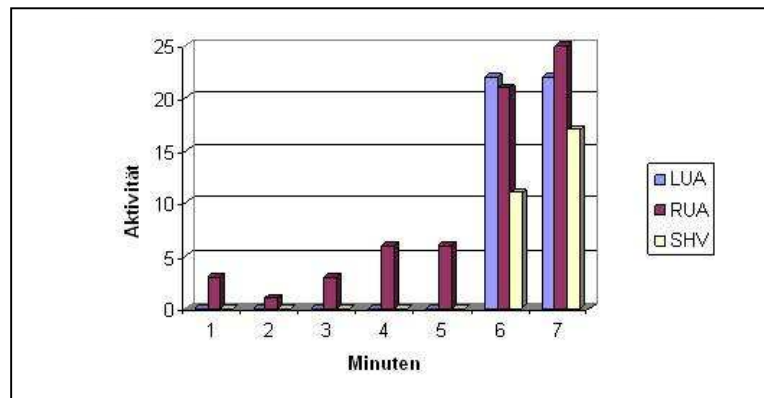


Abbildung 7-5: RUA: rechter Unterarm, LUA: linker Unterarm, SHV: Sensor Hals vorne, 5 Min. Schreiben, 2 Min. Laufen (entnommen aus Niazmand *et al.*, 2012).

Proband B (Weiblich, 83 Jahre alt und Rechtshänderin) notierte, dass sie 10 Minuten lang die Küche aufräumt und Abendessen vorbereitet habe. Anschließend setzte sich die Person hin und löste 5 Minuten lang Kreuzworträtsel. Die dabei gemessene Aktivität ist in der Abbildung 7-6 dargestellt. Auffallend ist, dass sich die Arme mehr bewegen als der Rumpf. Das ist typisch für eine Tätigkeit in einem Raum wie z.B. der Küche.

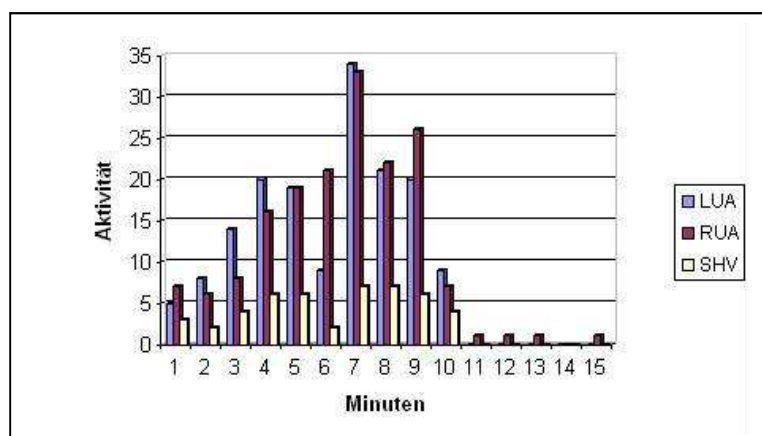


Abbildung 7-6: RUA: rechter Unterarm, LUA: linker Unterarm, SHV: Sensor Hals vorne, 10 Min. Küche aufräumen, 5 Min. Sitzen und Kreuzworträtsel lösen (entnommen aus Niazmand *et al.*, 2012).

Proband C (Männlich, 29 Jahre alt und Linkshänder) notierte, dass er 5 Minuten lang gegessen habe und sich anschließend 5 Minuten lang hingelegt habe. Diese Daten sind in der Abbildung 7-7 dargestellt. Die LAGE ist eine Variable für die Orientierung des Probanden. Sie ist EINS, wenn der Proband sich hin legt, sonst ist sie NULL.

Beim Essen bewegt der Proband hauptsächlich seine Arme. Der Rumpf bewegt sich minimal. Das Liegen wurde insgesamt bei allen drei Probanden immer zu 100% richtig erkannt. Aktivitäten des Rumpfes und der Arme wurden ebenfalls immer zu 100% erkannt. Mit dem Messshirt ist es folglich möglich, Aktivitäten der Arme und des Rumpfes zu detektieren.

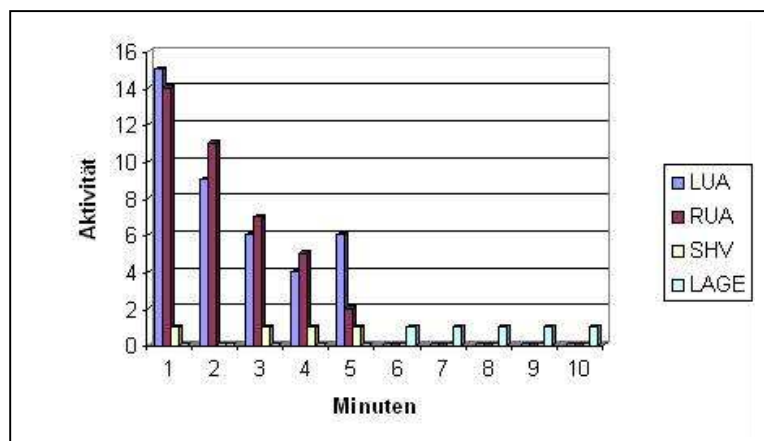


Abbildung 7-7: RUA: rechter Unterarm, LUA: linker Unterarm, SHV: Sensor Hals vorne, LAGE: Liegt der Proband, so ändert sich dieser Wert von „0“ zu „1“. 5 Min. essen, 5 Min. liegen (entnommen aus Niazmand *et al.*, 2012).

7.2.5 Diskussion

Dieses Experiment zeigt, dass die Erkennung einer Aktivitätsänderung anhand der Sensordaten erkennbar ist. Trotzdem ist es nicht möglich, nur anhand des Aktivitätssignals die Art der Aktivität eindeutig zu erkennen. Die Entwicklung individueller Entscheidungsbäume für die Erkennung bestimmter Aktivitäten ist aber vorstellbar. Periodische Bewegungen der Beine, während der gesunde Proband senkrecht ist, können z.B. als Gehen interpretiert werden. Hier können viele Faktoren wie das Alter und der gesundheitliche Zustand des Probanden, seine Gewohnheiten und Hobbys den Algorithmus verbessern. Durch Langzeitaufnahmen könnten lernfähige Algorithmen entwickelt werden, die individuell dem Benutzer angepasst werden. Eine Abweichung von gewohnten Aktivitätsmustern kann somit als pathologisch bewertet und dem zuständigen Arzt mitgeteilt werden.

7.3 Genauigkeit der Messung bei nicht eng am Körper anliegenden Sensoren

7.3.1 Notwendigkeit des Experiments

Das Messen mit textilintegrierten Sensoren ist alltagstauglich und benutzerfreundlicher als die Messung mit direkt an der Körperoberfläche befestigten Sensoren. Je lockerer die Sensoren auf der Hautoberfläche liegen, desto ungeeigneter sind deren Daten für die Bewegungserkennung. Bei den hier vorgestellten Messsystemen kann z.B. die Orientierung der Sensoren in Bezug auf die Körperoberfläche nicht in allen Raumrichtungen exakt festgelegt werden. Ob ein nicht enganliegendes Messtextil trotzdem für die Erkennung von Bewegungen oder Bewegungsstörungen (z.B. Tremor) eingesetzt werden kann, soll in diesem Experiment überprüft werden. Dabei müssen die Signale des Messsystems mit den entsprechenden Signalen der am Körper fixierten Sensoren bei gleichen Bewegungen verglichen werden.

7.3.2 Labor- und Geräteaufbau

Für dieses Experiment werden Aktivitätsmessungen durch fixierten Sensoren (Abbildung 7-8 (a)) und das Messshirt, dessen Aufbaukonzept in Kapitel 5 und dessen Realisierung in Kapitel 6 beschrieben wurde, mit einander verglichen.

Hierfür werden drei Experimente jeweils mit Messshirts der Größe L und XXL durchgeführt (Abbildung 7-8 (b)). Ein Proband (28 Jahre alt, männlich, Größe L) trägt die fixierten Sensoren und zieht darüber das Messshirt an (Abbildung 7-8 (c)). Im ersten Experiment geht der Proband die Treppe hinunter, im zweiten Experiment streckt der Proband seine Arme langsam vor und im dritten Experiment initiiert der Proband den Tremor der Hände sowohl mit niedriger als auch mit hoher Frequenz.



Abbildung 7-8: (a) Die fixierten Sensoren werden an den Armen und am Rumpf befestigt. (b) Zwei Messshirts der Größe L und XXL werden abwechselnd über fixierten Sensoren getragen. (c) Das Messshirt wird über den fixierten Sensoren getragen.

Jedes Experiment wird 10 Sekunden lang durchgeführt. Die erste Aufgabe ist eine alltägliche Aktivität, die zweite dient der Erkennung des Vorstreckens der Arme, die dritte Aufgabe imitiert den Haltetremor. Bei jedem Experiment werden zwei Messungen durchgeführt. In der ersten Messung trägt der Proband acht fixierte Sensoren und darüber das Messshirt in Größe L mit den acht integrierten Beschleunigungssensoren. In der zweiten Messung trägt der Proband die fixierten Sensoren und das Messshirt in Größe XXL. Die fixierten Sensoren werden an denselben Stellen wie die integrierten Sensoren fixiert. Die gemessenen Beschleunigungswerte, sowohl vom Messshirt als auch von den fixierten Sensoren, werden auf einer SD-Karte gespeichert. Diese Daten werden nachträglich am PC in MATLAB (von The Math Works, Inc.) importiert und analysiert. Dabei werden zunächst die relativen Beschleunigungen nach dem im Kapitle 5.2.1 vorgestellten Algorithmus von jedem Sensor für jede Aktivität berechnet.

In den zwei ersten Experimenten werden die Korrelationen der relativen Beschleunigungen zwischen den fixierten Sensoren und den entsprechenden Sensoren des Messshirts mit Größe L sowie zwischen den fixierten Sensoren und den Sensoren des Messshirts mit Größe XXL berechnet. Dabei werden die nicht normalisierten Korrelationen zweier Signale x und y anhand der Formeln 7.2 und 7.3 berechnet (Winter, 1930).

$$c(m) = R_{xy}(m - N), \quad \forall m \in \mathfrak{N}, m = 1, \dots, (2 \cdot N - 1) \quad (7.2)$$

$$R_{xy}(m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} X_{n+m} \cdot y_n & m \geq 0 \\ R_{xy}(-m) & m < 0 \end{cases} \quad (7.3)$$

Weiterhin wird der Vektor $c(m)$ normalisiert. Somit entspricht sein absoluter maximaler Wert der Kreuz-Korrelation der Signale x und y .

Im dritten Experiment wird die Frequenz der relativen Beschleunigung von den fixierten und den integrierten Sensoren anhand der im Kapitel 5.2 dargestellten Frequenzanalyse berechnet.

7.3.3 Erwartete Ergebnisse

Es gibt nachzuweisen, dass die berechneten relativen Beschleunigungen von fixierten und integrierten Sensoren eine hohe Korrelation während der Durchführung der gleichen Aktivitäten haben. Wenn die Korrelation hoch ist, ist dies ein Hinweis darauf, dass das Ergebnis der Algorithmen unabhängig von der Fixierung oder der Größe des Messshirts ähnlich ist. Obwohl bei den am Körper nicht enganliegenden Sensoren bei jeder Körperbewegung die Bewegungen und Schwingungen des Textils ebenfalls detektiert werden, wird eine hohe Korrelation zwischen den beiden Signalen erwartet, da die Empfindlichkeit der Sensoren einstellbar ist.

7.3.4 Ergebnisse

Im ersten Experiment wird die Aktivität „Treppen hinunter gehen“ durchgeführt. Die Messung wird mit den fixierten Sensoren und dem Messtextil der Größe L und XXL durchgeführt. Die Korrelationen der relativen Beschleunigungen zwischen den fixierten Sensoren und dem Messtextil der Größe L bzw. XXL werden für die Sensoren am rechten und linken Unter- und Oberarm sowie am Rumpf (Sensor Hals vorne) berechnet und in Tabelle 7-3 dargestellt.

Tabelle 7-3: Korrelationen der Signale der Sensoren während der Aktivität „Treppen hinunter gehen“ (©MiMed, 2011)

Treppen hinunter gehen		
Sensor	Korrelation	
	Messshirt L - Fixierte Sensoren	Messshirt XLL - Fixierte Sensoren
linker Unterarm	0,79	0,90
linker Oberarm	0,82	0,88
rechter Unterarm	0,79	0,91
rechter Oberarm	0,81	0,89
Sensor Hals Vorne	0,81	0,85

Somit kann festgestellt werden, dass die Größe des Messtextils für die Bewegungsanalyse der Aktivitäten, bei denen hohe Beschleunigungen auftreten können wie z.B. Gehen, Laufen oder Treppen steigen, keine große Rolle spielt.

Im zweiten Experiment streckt der Proband seine Arme langsam vor. Die Bewegung dauert 10 Sekunden. Die Sensoren sind so fixiert, dass die y -Messrichtung parallel zu der Verkabelung und der Achse der Oberarme ist. So können die y -Beschleunigungswerte dazu verwendet werden, das Vorstrecken der Arme zu erkennen. Im Experiment werden die Beschleunigungswerte in der y -Ausrichtung der fixierten Sensoren an den Oberarmen mit den entsprechenden Sensoren des Messshirts korreliert. Die Korrelationswerte werden in Tabelle 7-4 dargestellt.

Tabelle 7-4: Korrelationen der Signale der Sensoren während der Aktivität „Arme vorstrecken“ (©MiMed, 2011)

Arme vorstrecken		
Sensor	Korrelation	
	Messshirt L - Fixierte Sensoren	Messshirt XXL - Fixierte Sensoren
rechter Oberarm	0,77	0,85
linker Oberarm	0,87	0,86

Die Korrelationswerte sind hoch. Das Vorstrecken der Arme kann somit sowohl mit den fixierten Sensoren als auch mit beiden Messshirts erkannt werden.

Im dritten Experiment simuliert der Proband den Tremor mit hoher und niedriger Frequenz jeweils für 10 Sekunden. Für die Bewertung des Tremors werden die Beschleunigungswerte von den Sensoren am rechten und linken Unterarm analysiert und ihre Frequenzen berechnet. Der Algorithmus zur Erkennung des Tremors bei PD-Patienten wurde im Kapitel 5.2.1 erläutert. Die Frequenzen der relativen Beschleunigungen zwischen den fixierten Sensoren an den Unterarmen und den entsprechenden integrierten Sensoren werden im Messtextil der Größe L in der ersten Messung bzw. der Größe XXL in der zweiten Messung verglichen. In jeder Messung simuliert der Proband den Tremor zunächst mit einer niedrigen Frequenz und anschließend mit einer höheren Frequenz.

Die Tabellen 7-5 und 7-6 zeigen, dass die Frequenzen der relativen Beschleunigung der fixierten und der integrierten Sensoren im Messtextil der Größe L nahezu identisch sind (Genauigkeit von 0.89 bis 0.98). Die Genauigkeit wird dabei nach Formel 7.4 berechnet. Allerdings ist der Unterschied zwischen den berechneten Frequenzen resultierend aus den Daten der fixierten Sensoren und des Messtextils der Größe XXL höher (Genauigkeit von 0.71-0.81).

$$Genauigkeit = \frac{Frequenz (Messtextil)}{Frequenz (fixierte Sensoren)} \tag{7.4}$$

Das liegt vermutlich daran, dass die Sensoren des Messtextils der Größe XXL nicht direkt an den Extremitäten anliegen, sondern mit dem überschüssigen Stoff des Textils nach unten hängen. Es wurde nicht die Frequenz der Extremitäten gemessen, sondern die Schwingung des nach unten hängenden Stoffs des Textils.

Tabelle 7-5: Frequenzen der Signale während der Aktivität „Tremor“ mit geringer Frequenz. LUA: linker Unterarm, RUA: rechter Unterarm (©MiMed, 2011)

Simulierter Tremor (geringe Frequenz, ca. 1Hz)						
Sensor	Messshirt L - Fixierte Sensoren			Messshirt XXL - Fixierte Sensoren		
	Genauigkeit	Frequenz		Genauigkeit	Frequenz	
		Messshirt	Fix. Sensoren		Mess-shirt	Fix. Sensoren
LUA	0,98	1,33Hz	1,36Hz	0,71	2,01 Hz	2,85 Hz
RUA	0,91	1,02Hz	1,12Hz	0,76	1,87 Hz	2,45 Hz

Tabelle 7-6: Frequenzen der Signale während der Aktivität „Tremor“ mit höherer Frequenz. LUA: linker Unterarm, RUA: rechter Unterarm (©MiMed, 2011)

Simulierter Tremor (höhere Frequenz, ca.4Hz)						
Sensor	Messshirt L - Fixierte Sensoren			Messshirt XXL - Fixierte Sensoren		
	Genauigkeit	Frequenz		Genauigkeit	Frequenz	
		Messshirt	Fix. Sensoren		Mess-shirt	Fix. Sensoren
LUA	0,84	4,35Hz	5,20Hz	0,81	4,46 Hz	5,47 Hz
RUA	0,89	4,58Hz	5,16Hz	0,73	3,25 Hz	4,41 Hz

7.3.5 Diskussion

Das Messshirt und die fixierten Sensoren zeigen identische Signale und liefern vergleichbare Informationen. Die alltäglichen Bewegungen werden mit beiden Systemen identisch erkannt. Die Messung ist dennoch umso genauer je passender das Messtextil ist. Ist das Messtextil zu groß, können spezielle Bewegungsmuster wie der Tremor fehlerhaft erkannt werden. Ist das Messtextil zu eng, fühlt sich der Proband bei Langzeitaufnahmen nicht wohl. Außerdem steht die Verkabelung bei zu engen Messtextilien unter hoher mechanischer Belastung. Daher soll die Größe des Messtextils genau der Kleidergrößen des Probanden entsprechen. In der Regel wählt der Proband ohnehin seine passende Kleidergröße.

7.4 Evaluierung des Messshirts zur Messung des Tremors beim PD-Patienten

7.4.1 Notwendigkeit des Experiments

Die Methode zur Erkennung und Bewertung des Ruhe- und Haltetremors der oberen Extremitäten bei PD-Patienten wurde anhand des Wertebereichs der relativen Beschleunigungen und ihrer Frequenz bereits in Kapitel 5.2.1 vorgestellt. Dieser Algorithmus wurde mit dem Messshirt realisiert. Die Genauigkeit des Messshirts bei der Erkennung und Bewertung des Tremors bei PD-Patienten soll nun mit einem Experiment untersucht werden. Nur dann kann ein solches System aktiv für die Diagnose eingesetzt werden.

7.4.2 Labor- und Geräteaufbau

Das Experiment wird mit dem Messshirt durchgeführt. Zusätzlich wurde eine Kamera, ein Gestell mit Tablet-PC, Spannungsversorgung und einer externen Antenne für die erweiterte Kommunikationsreichweite verwendet (Abbildung 7-9). Das Messshirt erfasst die Beschleunigungswerte während der Durchführung der Aktivitäten und versendet sie drahtlos. Die Antenne am Gestell empfängt die Beschleunigungswerte und überträgt sie auf den Tablet-PC, der diese Werte speichert. Die in Kapitel 6.6.1 vorgestellte Anwendung läuft auf dem Tablet-PC. Sie verarbeitet die empfangenen Beschleunigungswerte und trifft eine Aussage über die Bewertung des Tremors am Display. Mit der Kamera werden die Ausführungen der Bewegungen der Experimente gefilmt.

In den Experimenten wurden die Probanden zunächst darüber informiert, wie die zwei Aktivitäten gemäß UPDRS durchzuführen sind. Das Messshirt wurde vor jedem Experiment gewaschen. Die Probanden zogen das Messshirt an, sie wurden in der Anwendung registriert und die Messungen wurden gestartet. Die Probanden sollten zunächst die Aufgabe Nr. 20 „Hände in Ruhe während des Sitzens auf einem Stuhl“ durchführen, anschließend die Aufgabe Nr. 21 „Arme vorstrecken“ (Abbildung 3-1). Jede Aufgabe wurde über eine Dauer von 15 Sekunden

durchgeführt. Die Ergebnisse der Messungen (Bewertung des Ruhe- und Haltetremors, Wertebereich der relativen Beschleunigung und ihrer Frequenz) wurden in der Datenbank der Anwendung gespeichert. Während der Messungen wurden die Hände der Probanden gefilmt, damit ein Neurologe nachträglich den Ruhe- und Haltetremor der Arme bewerten kann. Anschließend wurden die Bewertungen des Systems mit den Bewertungen des Neurologen verglichen.

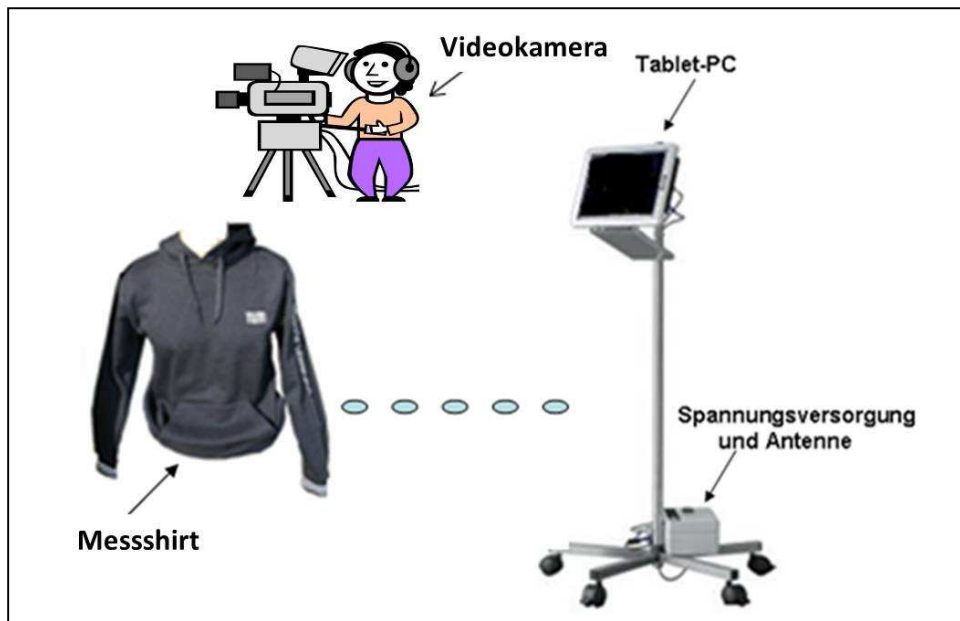


Abbildung 7-9: Aufbau des Experiments (©MiMed, 2011)

An den Bewegungsmessungen nahmen zehn Patienten (eine weibliche und neun männliche, 62 ± 17 Jahre alt) im Klinikum Großhadern (Deutschland, München) teil. Neun PD-Patienten waren von Tremor betroffen, 1 Patient hatte Dystonie²⁷. Zusätzlich haben zwei gesunde Probanden als Vergleichsgruppe das Experiment durchgeführt. Die PD-Patienten litten an verschiedenen Bewegungsstörungen wie Tremor, Hyperkinese, Bradykinese, Hypokinese oder Dyskinese. Vier der Patienten haben sowohl vor als auch nach Therapieänderung (Medikamentenänderung oder Implantation von Elektroden für die tiefe Hirnstimulation) das Experiment durchgeführt. Insgesamt wurden 48 Messungen durchgeführt. Die für die Statistik wichtigen Messgrößen wie Sensitivität, Spezifität, Falsch-Positiv-Rate, Falsch-Negativ-Rate, Relevanz und Segreganz bezogen auf die Bewertung des Tremors wurden berechnet.

Die Sensitivität in Bezug auf den Ruhe- bzw. den Haltetremor ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein vorhandener Ruhetremor bzw. Haltetremor vom System erkannt und richtig bewertet wird. Die Spezifität in Bezug auf den Ruhe- bzw. Haltetremor ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein nicht vorhandener Ruhetremor bzw. Haltetremor auch als nicht vorhanden eingestuft wird. Die Falsch-Positiv-Rate (FPR) ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein Ruhetremor bzw. Haltetremor erkannt wird, obwohl er nicht existiert. Die Falsch-Negativ-Rate (FNR) ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein tatsächlich vorhandener Ruhetremor bzw. Haltetremor nicht erkannt wird. Die Relevanz ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein erkannter Ruhetremor bzw. Haltetremor ein tatsächlich vorhandener Ruhetremor bzw. Haltetremor ist.

²⁷ Ein Bewegungsstörung der sich meist in Verkrampfungen und Fehlhaltungen äußert.

Die Segreganz ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein nicht vorhandener Ruhetremor bzw. Haltetremor auch als nicht vorhanden klassifiziert wird.

7.4.3 Erwartete Ergebnisse

Das Messsystem muss aus hygienischen Gründen vor dem Experiment in einem Schutznetz mit der Waschmaschine (30°, 1200 U/min) gewaschen werden. Eine hohe Genauigkeit der Erkennung und Bewertung des Tremors verglichen mit der Aussage des Neurologen wird erwartet. Mit dem vorgestellten Algorithmus sollte es möglich sein, den Tremor eindeutig von anderen Formen wie Hyperkinese zu unterscheiden.

7.4.4 Ergebnisse

Von den 48 Messungen wurden 34 Messungen an Patienten ohne Ruhetremor und 14 Messungen an Patienten mit Ruhetremor durchgeführt.

Der Zustand „kein Ruhetremor“ wurde vom Messsystem bei allen 34 Messungen an Patienten ohne Ruhetremor richtig erkannt. Bei 10 Messungen hat das Messsystem ebenfalls den Ruhetremor richtig erkannt. Bei 4 Messungen wurde der Ruhetremor vom System nicht erkannt. Von den 48 Messungen wurden 29 Messungen an Patienten ohne Haltetremor und 19 Messungen an Patienten mit Haltetremor durchgeführt. Der Zustand „kein Haltetremor“ wurde vom Messsystem bei allen 29 Messungen an Patienten ohne Haltetremor richtig erkannt. Bei 17 Messungen hat das Messsystem ebenfalls den Haltetremor richtig erkannt. Bei 2 Messungen wurde der Haltetremor vom System nicht erkannt. Das Messsystem hat andere Symptomen wie Hyperkinese und Dyskinese richtigerweise nicht als Tremor erkannt (Abbildung 7-10).

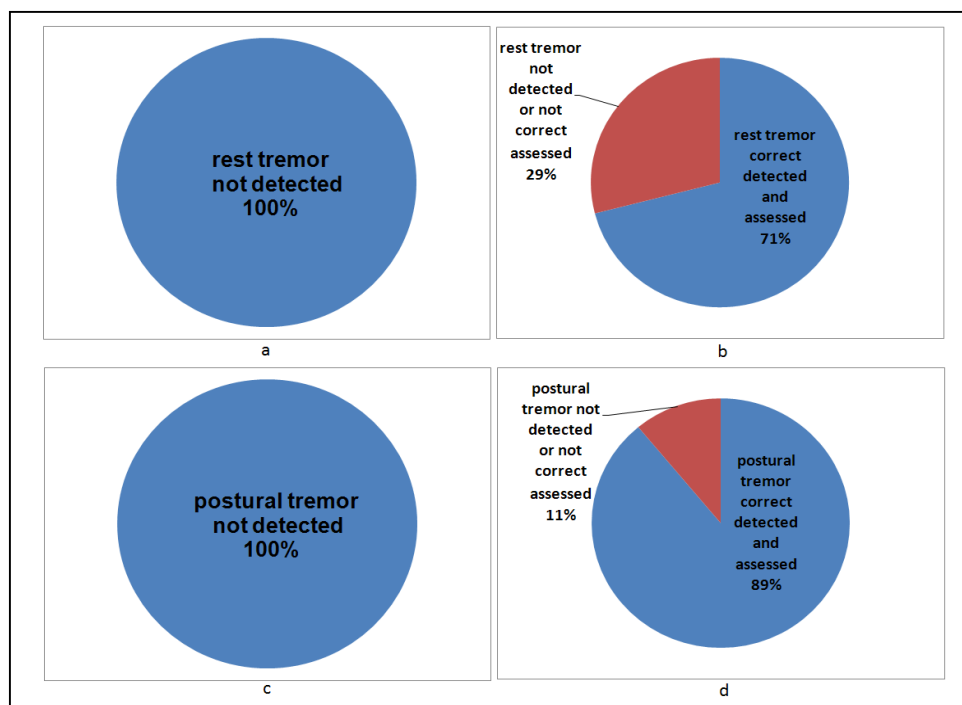


Abbildung 7-10: Ergebnisse der Messungen, Patienten (a) ohne Ruhetremor, (b) mit Ruhetremor, (c) ohne Haltetremor, (d) mit Haltetremor (entnommen aus Niazmand *et al.*, 2011b).

Eine Erkennung des Symptoms ist gewährleistet, wenn die Bewertung durch das System und die Bewertung eines Neurologen sich höchstens um einen Punkt (nach UPDRS) unterscheiden.

Da die Bewertung der Neurologen subjektiv ist, gibt es ohnehin bei Bewertungen durch mehrere Neurologen bis zu einem Punkt (nach UPDRS) Unterschiede. Sensitivität, Spezifität, Falsch-Positiv-Rate, Falsch-Negativ-Rate, Relevanz und Segreganz des Messsystems verglichen mit der Bewertung des Neurologen (anhand der Videodaten der Experiments) sind in Tabelle 7-7 dargestellt.

Tabelle 7-7: Ergebnisse der Messung(©MiMed, 2011)

Symptom	Ruhetremor	Haltetremor
Sensitivität	71%	89%
Spezifität	100%	97%
Falsch-Positiv-Rate	0%	3%
Falsch-Negativ-Rate	29%	11%
Relevanz	100%	94%
Segreganz	89%	94%

7.4.5 Diskussion

Das Messsystem kann für die Diagnose des Tremors bei PD-Patienten eingesetzt werden. Die Bewertungen sind mit denen des Neurologen vergleichbar.

Der Ruhetremor wurde mit einer Sensitivität von 71% und der Haltetremor mit einer Sensitivität von 89% erkannt und richtig bewertet. Die schlechtere Sensitivität beim Ruhetremor liegt wahrscheinlich an der Durchführung der Messung. Bei der Messung des Ruhetremors wird der Proband gebeten, auf dem Stuhl zu sitzen, und dabei die Hände auf die Oberschenkel zu legen. Dabei halten sich die Probanden unbewusst an ihren Oberschenkel fest und verfälschen die Ergebnisse. Dieses Verhalten konnte in Videoaufnahmen beobachtet werden.

Für die Durchführung einer Messung mit dem Messsystem muss der Neurologe nicht anwesend sein. Das Messsystem kann vom Personal bedient werden. Für die Anwendung sind keine speziellen Kenntnisse über den Aufbau und die Handhabung notwendig. Durch eine Langzeitmessung können der Krankheitsablauf dokumentiert und die Medikationen optimiert werden.

7.5 Evaluierung der Messhose zur Messung des FOG bei PD-Patienten

7.5.1 Notwendigkeit des Experiments

Die Methode zur Erkennung und Bewertung des FOG bei PD-Patienten wurde in Kapitel 5.2.1 vorgestellt. Dieser Algorithmus wurde mit der Messhose realisiert. Dabei werden Beschleunigungsdaten erst auf der im Messsystem integrierten SD-Karte gespeichert und anschließend am PC analysiert. Die Genauigkeit der Erkennung des FOGs im Vergleich zur Beurteilung durch den zuständigen Arzt soll in einem Experiment nachgewiesen werden.

7.5.2 Labor- und Geräteaufbau

Für die Durchführung des Experiments werden neben der Messhose eine Kamera, eine SD-Karte und ein PC benötigt.

Die Messhose wurde vor jedem Experiment gewaschen. Der Proband zieht die Messhose (mit vollgeladenem Akkumulator) an, steckt die SD-Karte in die integrierte Halterung der Messelektronik und startet die Messung. Er läuft auf einer vordefinierten Strecke.

Dabei wird er gefilmt. Die Daten der Messhose werden 20mal pro Sekunde gelesen und auf der integrierten SD-Karte in einer Textdatei gespeichert. Diese Daten werden zusammen mit den Videodaten nachträglich am PC in eine MATLAB-Anwendung importiert und analysiert. Die PC- Anwendung wurde bereits in Kapitel 6.6.2 beschrieben.

An den Bewegungsmessungen nahmen sechs Patienten (zwei weibliche und vier männliche, 65 ± 10 Jahre alt) in der Schön Klinik München Schwabing (Deutschland, München) teil.

Drei Patienten sind die von Ziegler *et al.* (2010) beschriebene Strecke gelaufen (Abbildung 3-5). Die Patienten gingen dabei eine Strecke von einem Meter geradeaus. Sie drehten sich zuerst um 360° im und danach gegen den Uhrzeigersinn. Danach gingen sie eine Strecke von zwei Meter geradeaus. Dabei mussten sie eine Tür öffnen und durchgehen.

Nach zwei Metern drehten sie sich um 180° und gingen wieder zurück zum Ausgangspunkt. Da FOGs bei den betroffenen Patienten betont bei Bewegungsbeginn, bei Drehung und beim Passieren enger Stellen (Türöffnung) auftreten, können auf dieser Teststrecke FOG Situationen sehr gut provoziert werden.

Die restlichen drei Patienten gingen eine Strecke von 10 Metern entlang des Korridors, drehten sich um 180° und gingen wieder zurück zum Ausgangspunkt. Sie führten das Experiment mit und ohne Gehhilfe (Gehstock, persönliche Unterstützung oder Rollwagen) durch. Dabei sollte überprüft werden, welche Auswirkungen die Gehhilfe auf das Auftreten der FOG-Episoden hat. Die Beine der Patienten wurden während jeder Messung gefilmt. Der behandelnde Arzt hat das Filmmaterial nachträglich bewertet. Dabei wurden bei jeder Messung die Anzahl der FOG-Episoden und deren Auftrittszeitpunkt notiert.

Die SD-Karte mit den Beschleunigungsdaten wurde nach der Messung aus der Messelektronik entfernt und am PC eingelesen. Die Daten wurden in eine MATLAB-Anwendung importiert und analysiert und mit dem Videomaterial synchronisiert. Der Algorithmus berechnete dabei ebenfalls Anzahl und Zeitpunkt der FOG-Episoden und dokumentiert diese. Anschließend wurden die Ergebnisse des Algorithmus mit denen des Arztes verglichen.

7.5.3 Erwartete Ergebnisse

Die Messhose muss aus hygienischen Gründen vor dem Experiment in einem Schutznetz mit der Waschmaschine (30° , 1200 U/min) gewaschen werden. Die automatisierte Erkennung des FOG muss eine hohe Genauigkeit nachweisen. Die Erkennung muss nahezu zeitnah geschehen. Eine Verzögerung von maximal zwei Sekunden wäre nach Aussage der Ärzte noch vertretbar. Diese ist besonders für die Weiteentwicklung des Messsystems wichtig. Werden die Taktgebersysteme z.B. mit der Messhose kombiniert, ist es wichtig, dass der Takt (akustisch oder visuell) unmittelbar nach Auftreten einer FOG-Episode aktiviert wird. Das Taktsignal hilft den Patienten aus einer FOG-Episode heraus.

7.5.4 Ergebnisse

Insgesamt wurden 9 Messungen bewertet. Die automatisierte Erkennung der FOG-Episoden mit der im Kapitel 6.6.2 beschriebenen Anwendung verglichen mit der Bewertung der Arztes zeigte eine Sensitivität von 88.3% und eine Spezifität von 85.3%. Das bedeutet, dass 88.3% aller FOG-Momente vom System richtig erkannt wurden. 85.3% aller „nicht FOG-Momente“ wurde ebenfalls vom System als solche erkannt.

7.5.5 Diskussion

Bei der sorgfältigen Untersuchung der aufgenommenen Videos konnten folgende Ursachen für die Abweichung der Ergebnisse identifiziert werden:

- Ungenauigkeit bei der subjektiven Beobachtung. Der Arzt hat die Bewertung anhand der Videoaufnahmen durchgeführt. Viele Zitterbewegungen waren dabei so gering, dass sie auf den Aufnahmen auch für den Arzt sehr schwer zu erkennen waren.
- Das plötzliche Stehenbleiben ohne zusätzlich auftretende Zitterbewegungen konnten vom Algorithmus nicht bewertet werden. Bei von FOG betroffenen Patienten, wird ein plötzliches Stehenbleiben (akinetisches FOG) vom Arzt als FOG-Episode eingestuft, auch wenn keine Zitterbewegungen auftreten.

Das Messsystem wurde erstmalig für die Diagnose von FOG bei PD Patienten eingesetzt und erfolgreich evaluiert. Die Ergebnisse zeigen das Potential der Messhose für Langzeitmessungen bezüglich der Diagnose von FOG auch in Kombination mit dem Taktgeber für Therapiemaßnahmen.

7.6 Evaluierung der Messhose zur Messung des RLS beim PD-Patienten

7.6.1 Notwendigkeit des Experiments

Die Methode zur Erkennung und Bewertung des RLS bei PD-Patienten wurde bereits in Kapitel 5.2.1 vorgestellt. Dieser Algorithmus wurde mit der Messhose realisiert. Dabei werden Beschleunigungsdaten erst auf der im Messsystem integrierten SD-Karte gespeichert und anschließend am PC analysiert. Die Genauigkeit der Erkennung der RLS im Vergleich zur polysomnographischen Messung im Schlaflabor soll in einem Experiment nachgewiesen werden.

7.6.2 Labor- und Geräteaufbau

Für die Durchführung des Experiments werden neben der Messhose eine SD-Karte, ein PC und ein spezielles Schlaflabor mit dazugehöriger polysomnographischen Messsensorik benötigt.

Der Patient gewöhnt sich nach der Ankunft im Schlaflabor vorerst an die neue Schlafumgebung, bevor er mit unterschiedlichen Elektroden verkabelt wird. Eine Person vom Schlaflabor bringt nach der Eingewöhnungsphase EEG-Elektroden symmetrisch am Kopf an. Dafür wird die Kopfhaut zunächst entfettet und anschließend werden die Elektroden mit Gips fixiert. Die Anwendung von Gips ist notwendig, da nur so ein fester Halt im Kopfbereich gewährleistet ist. Bei den anderen Elektroden handelte es sich um selbstklebende Elektroden, die auf der entfetteten Haut angebracht werden. Neben den EEG-Elektroden werden EOG- (im Augenwinkel und hinter dem Ohr) und EMG-Elektroden am Körper des Patienten befestigt. Damit die Wahrscheinlichkeit für ein Lösen der Elektroden von der Ableitstelle verringert wird, werden die Kabel an den kritischen Stellen noch zusätzlich mit Tesafilm fixiert. Außerdem werden noch ein Schnarch-Mikrophon, eine Atemmaske und eine EKG-Elektrode am Körper befestigt. Der Patient wird während des Schlafs mit einer Infrarotkamera videoüberwacht. Nach der Verkabelung wird die gewaschene Messhose über die Elektroden angezogen und kurz darauf beginnt die Aufzeichnung.

Die Überwachung der Schlaflabormessung geschieht in einem separaten Auswerteraum, der mit zwei Monitoren für die Messdaten und für die Videoüberwachung ausgestattet ist. Alle besonderen Ereignisse, die in der Nacht auftreten, werden vom Schlaflaborpersonal dokumentiert. Für den Vergleich mit der Messhose werden hauptsächlich die EMG-Signale der Beine und die Videodaten verwendet.

Das System wurde vor der klinischen Evaluation im Rahmen eines Vorexperiments durch 8 Langzeitmessungen (ca. 7 Stunden) erfolgreich getestet. Anhand der gewonnenen Daten wurde der Algorithmus optimiert. Anschließend erfolgte die klinische Evaluation durch ein Experiment.

Ein RLS Patientin (52 Jahre alt, seit 15 Jahren betroffen) nahm am Experiment teil. Sie führte das Experiment zwei Nächte lang, vor und nach Medikamenteneinnahme durch.

Nach der Messung wurde die SD-Karte aus der Messhose entnommen. Die Beschleunigungsdaten und die EMG-Daten wurden anschließend am PC in eine MATLAB-Anwendung importiert und analysiert. Die PC-Anwendung wurde bereits im Kapitel 6.6.3 beschrieben.

7.6.3 Erwartete Ergebnisse

Die Messhose muss aus hygienischen Gründen vor dem Experiment in einem Schutznetz mit der Waschmaschine (30°, 1200 U/min) gewaschen werden. Die Beinbewegungserkennung durch die Messhose wird mit der EMG-Auswertung verglichen. Dabei wird eine hohe Korrelation zwischen beiden Auswertungen erwartet. Die Messhose darf die Patientin außerdem während des Schlafs nicht stören. Da die Patientin nach medikamentöser Behandlung ruhiger schläft, sollten in der zweiten Nacht weniger Beinbewegungen detektiert werden.

7.6.4 Ergebnisse

Die Beschleunigungsdaten der beiden Nächte wurden mit den entsprechenden EMG-Daten verglichen. Da die Berechnungen und Erkenntnisse bei beiden Nächten identisch sind, wird hier nur die erste Nacht analysiert.

Die Patientin legte sich um 22:56 ins Bett. Sie stand um 06:29 am nächsten Tag auf. Folgende besondere Ereignisse wurden vom Personal protokolliert:

- 02:04 pat. bewegt ihre Füße auf und ab... erscheint sehr unruhig
- 02:06 pat. trinkt was...
- 02:26 pat. kann nicht einschlafen. Sie darf machen was sie sich besser fühlen lässt
- 02:46 pat. liegt wieder im Bett
- 04:26 pat. sitzt an der Bettkante
- 04:55 pat. sitzt an der Bettkante
- 05:26 pat. sitzt an der Bettkante
- 06:29 pat. steht ganz auf

Nach der Nacht im Schlaflabor hat die Patientin auf die Frage, ob sie die Hose als störend empfunden hat, folgendes geantwortet: „Die Hose hat überhaupt nicht gestört! Ich war sogar froh um die Hose, da es im Schlafraum des Schlaflabors recht kühl war.“

Anhand der Beschleunigungsdaten wird zunächst mit der im Kapitel 5.2.1 vorgestellten Methode der Aktivitätswert berechnet. Der Aktivitätswert und das EMG-Signal werden in der Abbildung 7-11(a) überlagert dargestellt.

In blau ist das EMG-Signal abgebildet und in grün die Aktivität der Unterschenkel vom Messhosensignal. Auf den ersten Blick weisen die beiden Signale eine hohe Ähnlichkeit auf. In Bereichen hoher EMG-Aktivität ist auch eine Beinaktivität, die mit der Hose aufgenommen wurde, sichtbar. Die Abbildung 7-11(a) zeigt den Bewegungsverlauf komprimiert über mehr als sieben Stunden. Für eine genauere Analyse werden zwei Bereiche vergrößert.

Die Vergrößerung der ersten 300 Sekunden zeigt, dass die grünen Peaks im Vergleich zu den blauen Peaks immer etwas zeitversetzt abgebildet sind (Abbildung 7-11(b)). Das kann damit erklärt werden, dass der Muskel bereits angespannt wird, bevor überhaupt eine Beinbewegung erkennbar ist und somit schon ein Ausschlag im EMG-Signal vernommen wird. Erst später folgt die Bewegung, die mit der Hose gemessen werden kann.

Außerdem ist erkennbar, dass der blaue Signalverlauf kontinuierlicher ist als der grüne, der aus Ausschlägen und regelmäßigen Unterbrechungen besteht. Dies liegt daran, dass das blaue EMG-Signal das unbearbeitete Rohsignal darstellt. Das grüne Hosensignal aber stellt das gefilterte entrauschte Signal dar.

Manchmal zeigt das EMG-Signal eine Muskelaktivität, die im Aktivitätssignal nicht sichtbar ist. Eine solche Situation wurde in der Abbildung 7-11(c) dargestellt. Zwischen 4782 und 4787 Sekunden zeigt das EMG-Signal mehrere Ausschläge, diese sind aber im Aktivitätssignal nicht sichtbar. Auf dem entsprechenden Videosignal ist ebenfalls keine Beinbewegung erkennbar. Somit kann davon ausgegangen werden, dass der Muskel angespannt wurde, aber diese Muskelanspannung zu keiner sichtbaren Bewegung geführt hat. Da die Anspannung eines Muskels nicht eins zu eins gleichzusetzen ist mit der Beinaktivität, kann das zu einer erschwerten Beinbewegungserkennung mit der Messhose führen, da die Beinbewegungsdefinition sich auf die Muskelspannung bezieht, die vom EMG gemessen wird.

Anhand des Aktivitätssignals und des EMG-Signals wurden mit dem entsprechenden Algorithmus die Beinbewegungen registriert und dokumentiert. In der ersten Nacht wurden von der Messhose 379 Beinbewegungen erkannt. Die EMG-Messung ergab aber 447 Beinbewegungen. 74 Beinbewegungen wurden nicht erkannt. In der zweiten Nacht erkannte die Messhose 84 Beinbewegungen. Die Analyse des EMG-Signals aber ergab nur 73 Beinbewegungen.

Anhand der Formeln 7.5 und 7.6 konnte eine Sensitivität von 73.8% und eine Spezifität von 95,864% berechnet werden.

$$\text{Sensitivität} = \frac{\text{von der Hose erkannte LMs}}{\text{Anzahl der vom EMG erkannten LMs}} \quad (7.5)$$

$$\text{Spezifizität} = \frac{\text{Anzahl der als "kein LM" erkannten Episode (Hose)}}{\text{Anzahl der tatsächlich als "kein LM" erkannten Episode (EMG)}} \quad (7.6)$$

7.6.5 Diskussion

Man kann aus den Ergebnissen folgern, dass eine Bewegungsreduktion bei RLS-Patienten durch Medikamenteneinnahme mit der Messhose deutlich wahrgenommen und erkannt wird. Bei den beiden Schlaflabormessungen ist allein schon mit dem bloßen Auge zu erkennen, dass deutlich weniger Bewegungen während der zweiten Nacht stattgefunden haben als in der ersten Nacht (Abbildung 7-12(a,b)). Daraus kann man schließen, dass das Medikament die gewünschte Wirkung erzielt hat.

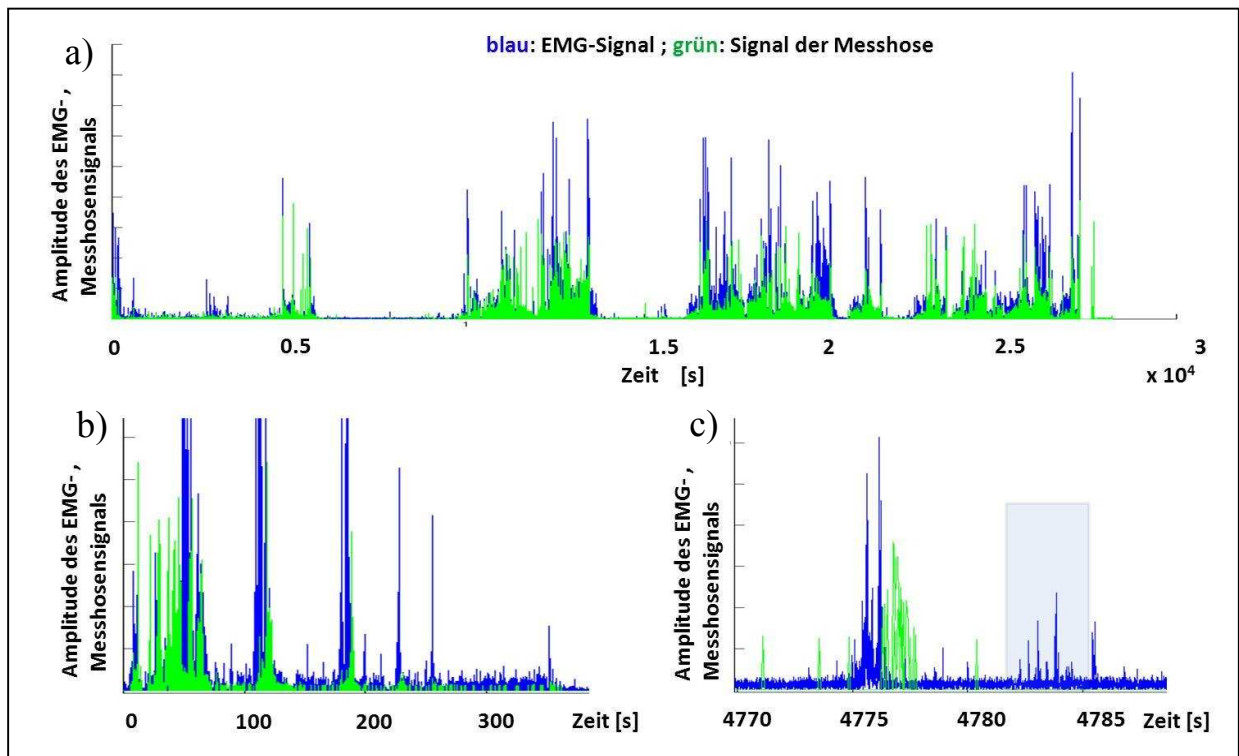


Abbildung 7-11: (a) EMG-Signal und Aktivitätssignal in ein Diagramm überlagert. (b,c) zwei Ausschnitte aus dem in (a) dargestellten Diagramm (©MiMed, 2011)

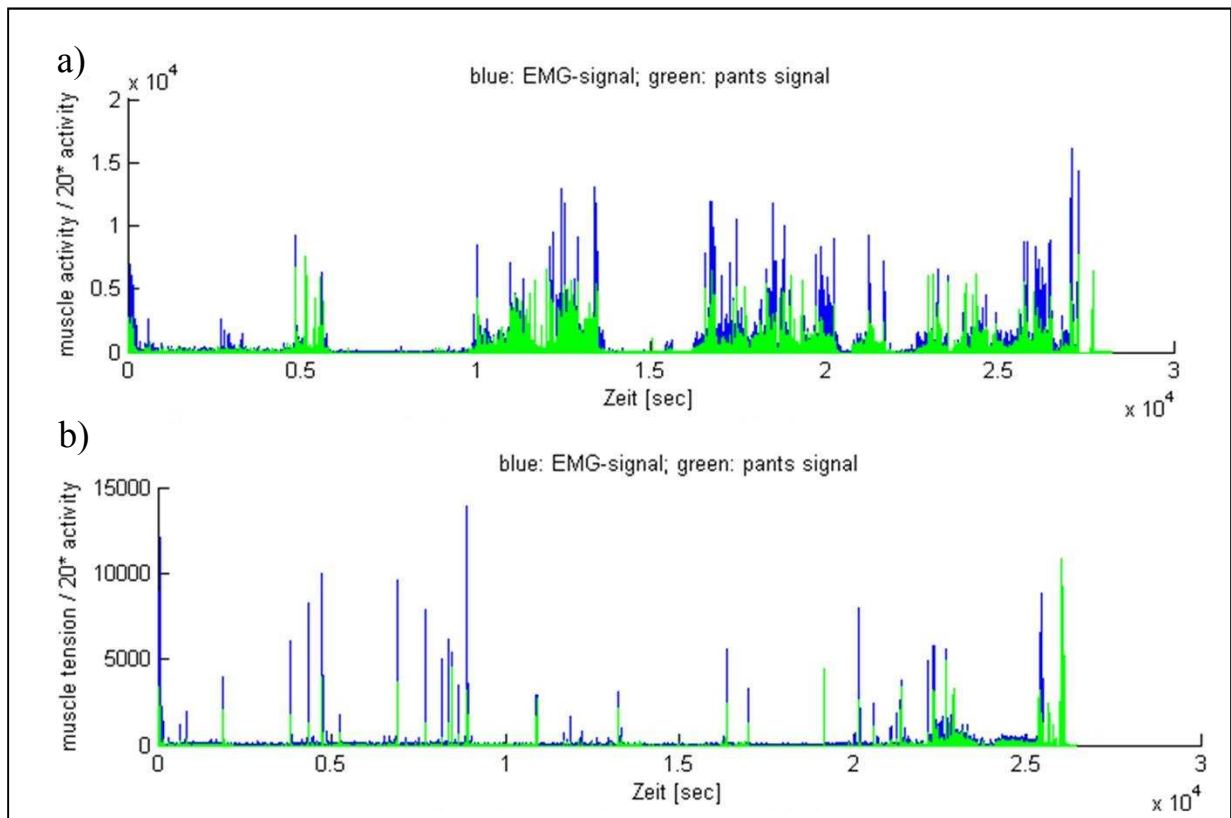


Abbildung 7-12: EMG-Signal und der Aktivitätssignal wurde überlagert in ein Diagramm dargestellt (a) vor und (b) nach medikamentöse Behandlung (©MiMed, 2011)

Die Definition einer Beinbewegung ist für die EMG- und Aktivitätsmessung nicht gleich. Bei fast allen fälschlicherweise erkannten LMs ist sowohl im EMG-Signal als auch im Hosensignal ein Amplitudenausschlag zu erkennen. Der Grund, warum diese Amplitudenausschläge im EMG-Signal zu keiner LM-Identifizierung führten, liegt an der EMG-LM-Erkennungsmethode, dessen Kriterien für ein LM nicht erfüllt werden. Leider konnte die genaue Methode nach der EMG-LMs erkannt werden, nicht ermittelt werden.

An anderen Stellen konnte aufgrund der 2-Sekunden-Episoden-Einteilung keine Beinbewegung erkannt werden (vgl. Algorithmus-Beschreibung im Kapitel 5.2.1), die für die Beinbewegungserkennung notwendig ist. Die Episoden-Einteilung glättet zusätzlich das Signal und führt anschließend zum Nichterfüllen des Schwellenkriteriums.

Die Messhose ist kein Ersatz für die polysomnographische Messung im Schlaflabor, aber pathologische Beinbewegungen während des Schlafs können damit beispielsweise zu Hause erkannt werden.

7.7 Evaluierung des Messshirts zur Erkennung ausgewählter sportlichen Aktivitäten

7.7.1 Notwendigkeit des Experiments

Die Methode zur Erkennung und Bewertung ausgewählter sportlicher Aktivitäten wurde bereits in Kapitel 5.2.1 vorgestellt. Dieser Algorithmus wurde mit dem Messshirt realisiert. Dabei wurden Beschleunigungsdaten vom Messshirt an das in Kapitel 6.3 beschriebene Empfangssystem gesendet. Diese Daten wurden anschließend in eine PC-Anwendung importiert. Die Anwendung wurde in Kapitel 6.6.4 beschrieben. Die Genauigkeit der Erkennung der ausgewählten sportlichen Aktivitäten sollte in einem Experiment nachgewiesen werden.

7.7.2 Labor- und Geräteaufbau

Der Aufbau und die Realisierung des Messshirts wurde in den Kapiteln 5.2.1 und 6.1 erläutert. Es werden zusätzlich ein Empfangssystem und ein PC benötigt. Das Empfangssystem wird über den USB-Anschluss mit dem PC verbunden. Die PC-Anwendung steuert das Empfangssystem. Das Empfangssystem fordert über drahtlose Übertragung 10mal pro Sekunde Beschleunigungsdaten vom Messshirt an. Die empfangenen Daten werden dem PC zur Verfügung gestellt.

Der Proband wird zuerst in der PC-Anwendung registriert. Dabei werden der Name des Probanden, sein Alter und sein Gewicht im System aufgenommen. Er zieht danach das frisch gewaschene Messshirt an und startet anschließend die Messung.

Die Experimente zur Überprüfung des entwickelten Algorithmus wurden größtenteils im Lehrstudio für Fitness und Rehabilitation des Zentralen Hochschulsports der TU München durchgeführt.

Insgesamt erklärten sich 20 gesunde Probanden (14 Männer, 6 Frauen, Durchschnittsalter 33,9 Jahre) dazu bereit, einen vordefinierten Versuchsplan abzuarbeiten. Das Messshirt wurde vor Beginn der Versuche kurz allen Teilnehmern vorgestellt. Anschließend mussten die Probanden einen Versuchsplan mit insgesamt 23 Schritten durchlaufen (Abbildung 7-13).

Die Überprüfung der Benutzerfreundlichkeit der Software wurde mit einem Fragebogen durchgeführt. Nachfolgend sind die einzelnen Schritte des Ablaufplans der Experimente aufgeführt:

1. Frage zum Eröffnen eines eigenen Benutzerkontos in der Software
2. Im Kreis laufen (in Nähe der Basis-Station) 5x
3. Hampelmänner (ohne zu springen), qualitativ hochwertig, 10x
4. Hampelmänner (ohne zu springen), qualitativ mittelmäßig, 10x
5. Boxen (egal mit welchem Arm), qualitativ hochwertig, 10-15x
6. Boxen (egal mit welchem Arm), qualitativ mittelmäßig, 10-15x
7. Auf der Stelle springen, 10x
8. Armkreisen mit linkem Arm, 10x
9. Armkreisen mit rechtem Arm, 10x
10. Pause, Frage wie man eigene Aufzeichnung startet
11. Kniebeugen, qualitativ hochwertig, 10x
12. Kniebeugen, qualitativ mittelmäßig, 10x
13. Pause, Frage wie man die Aufzeichnung stoppt
14. Liegestützen, qualitativ hochwertig, 5x
15. Liegestützen, qualitativ mittelmäßig, 5x
16. Seitstütz, 10x
17. Liegestützen rückwärts, 10x
18. Pause, Frage wie man eigene Aufzeichnungen anschauen kann
19. Abwechselnd mit einer Hand zur entgegengesetzten Fußspitze greifen, 10x
20. In die Hocke gehen (ohne Arme vor den Körper zu strecken), 10x
21. Frage, wie man das Benutzerkonto wechselt
22. Frage, welche Bedeutung die Hintergrund-Farben des Bewegungszählers haben
23. Frage, wie man das Benutzerkonto löscht.

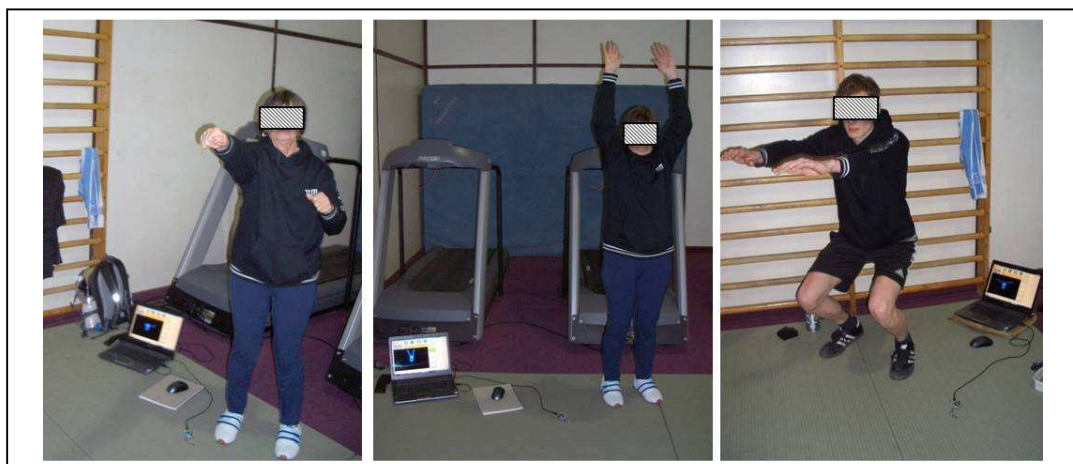


Abbildung 7-13: Versuchsaufbau / Momentaufnahme der Experimente (©MiMed, 2010)

In einigen Fällen konnte der genannte Ablaufplan nicht exakt eingehalten werden, da zum Teil einige Übungen aus gesundheitlichen Gründen nicht durchgeführt werden konnten.

So waren beispielsweise ältere Menschen nicht mehr in der Lage, Liegestütz- oder Kniebeuge-Bewegungen durch zu führen.

7.7.3 Erwartete Ergebnisse

Das Messshirt muss aus hygienischen Gründen vor dem Experiment in einem Schutznetz mit der Waschmaschine (30°, 1200 U/min) gewaschen werden. Die vier sportlichen Aktivitäten müssen eindeutig erkannt werden. Andere Bewegungen sollten nicht als die ausgewählten Aktivitäten erkannt werden. Der Anwender soll sich ohne Probleme im System anmelden können. Das Messshirt darf den Anwender im Bewegungsablauf nicht stören.

7.7.4 Ergebnisse

95% der Probanden fanden das Messshirt alltagstauglich und würden es für Langzeitaufnahmen auch tragen. Die restlichen 5% fanden die Idee zwar vielversprechend, aber würden eine Mess-Unterwäsche für die Langzeitmessung bevorzugen. Die Ergebnisse der Experimente in Form einer Konfusionsmatrix sind in Tabelle 7-8 dargestellt. Die Angaben sind in Prozent aufgeführt. Dabei lässt sich z.B. die erste Zeile so lesen: „Das Laufen wurde zu 1% als Boxen, zu 7% als Kniebeugen und zu 92% als eine sonstige Bewegung erkannt. „

Tabelle 7-8: Gesamtergebnis der Experimente in Form einer Konfusionsmatrix, Angabe in Prozent

Tatsächliche Bewegung	Hampelmann	Boxen	Kniebeugen	Liegestützen	Sonstige Bewegung
Laufen	0,00	1,00	7,00	0,00	92,00
Hampelmann	79,76	1,19	0,00	0,00	19,05
Boxen	0,00	71,43	1,04	0,00	27,54
Springen	0,00	0,00	0,50	1,00	98,50
Armkreisen links	0,00	4,41	0,00	0,00	95,59
Armkreisen rechts	0,00	5,45	0,00	0,00	94,55
Kniebeugen	5,04	0,00	82,49	0,00	12,47
Liegestützen	0,48	0,00	0,00	74,76	24,76
Seitstütz	0,00	0,00	0,54	0,00	99,46
Liegestütz rückwärts	0,00	0,00	0,00	0,00	100,00
Feed Touch	0,00	0,00	0,00	0,99	99,01
Hocke gehen	2,00	2,50	0,00	1,00	94,50

Der Sensitivität und Spezifität der Erkennung wurden anhand dieser Daten berechnet und in Tabelle 7-9 dargestellt.

Neben der Bewegungserkennung wurde noch die Benutzerfreundlichkeit in den Experimenten überprüft. Die Probanden mussten dazu verschiedene Fragen zur Benutzeroberfläche beantworten. Es gab nur richtige und falsche Antworten. Die Resultate der Befragung sind in der Tabelle 7-10 aufgezeigt.

Tabelle 7-9: Der Ergebnisse der Untersuchung

Bewegungstyp	Hampelmann	Boxen	Kniebeugen	Liegestützen
Sensitivität	0,80±0,12	0,71±0,13	0,82±0,31	0,75±0,16
Spezifität	0,99±0,02	0,99±0,01	0,99±0,01	1,00±0,00

Tabelle 7-10: Ergebnisse der Befragung zur Benutzeroberfläche (©MiMed, 2010)

Aufgabe	Benutzer neu anlegen	Aufzeichnung starten	Aufzeichnung stoppen
Erfolge	85%	95%	95%
Wiedergabe Aufzeichnung	Benutzer wechseln	Hintergrundfarbe des Aktivitätszählers	Benutzerkonto löschen
90%	80%	40%	75%

7.7.5 Diskussion

Hampelmann-Bewegungen wurden mit einer Zuverlässigkeit von 80%, Boxen von 71%, Kniebeugen von 83%, Liegestützen von 75% erkannt. Zudem kann aus der Standardabweichung der Sensitivität, abgeleitet werden, dass individuelle Unterschiede bei der Klassifikationsrate zwischen Versuchspersonen bestehen. Betrachtet man die grundsätzliche Bewegungserkennung, so kann festgestellt werden, dass die Einteilung in verschiedene vordefinierte Aktivitätsmuster zuverlässig funktioniert, Schwierigkeiten allerdings noch bei der Erkennung jeder Einzelbewegung auftreten. Zudem wurde aus den Versuchen deutlich, dass die Güte-Einschätzung mit dem derzeitigen implementierten Algorithmus kaum möglich ist, da die Qualitätseinschätzung einer Bewegung relativ subjektiv ist. Hinsichtlich der Anwenderfreundlichkeit der Software zeigte sich, dass die Mehrheit der Benutzer gut mit der Benutzeroberfläche zu Recht kam. Das System kann für Rehabilitationszwecke eingesetzt werden. Der Arzt kann bestimmte Übungen einplanen und am PC aktivieren. Diese müssen entsprechend oft von Patienten durchgeführt werden.

7.8 Evaluierung des Messshirts zur Sturzerkennung bei gefährdeten Personen

7.8.1 Notwendigkeit des Experiments

Die Methode zur Erkennung eines Sturzes bei gefährdeten Personen wurde bereits in Kapitel 5.2.1 vorgestellt. Dieser Algorithmus wurde mit dem Messshirt realisiert. Dabei wurden Beschleunigungsdaten in der Textilelektronik eingelesen und analysiert. Der Erkennungsalgorithmus lief vollständig in der Textilelektronik. Ohne eine abschließende Überprüfung des Algorithmus' wäre ein Vergleich mit anderen Arbeiten nur schwer durchzuführen. Ohne messbare Vergleichsgrößen sind Vorteile und Stärken bzw. Schwächen des hier vorgestellten Systems nur mangelhaft oder gar nicht identifizierbar.

7.8.2 Labor- und Geräteaufbau

Der Aufbau und die Realisierung des Messshirts wurde in den Kapiteln 5.2.1 und 6.1 erläutert. Es werden zusätzlich ein Empfangssystem und ein PC für die Visualisierung des Sturzalarms benötigt. Bei so hohen Belastungen können laut Pierobon und Funk (2007) besonders bei geschwächten und alten Personen ernsthafte Schädigungen der Knochensubstanz oder des Weichgewebes, insbesondere Frakturen, Prellungen, Quetschungen oder Hämatome auftreten. Aufgrund dieser Tatsachen war eine Durchführung von Sturzversuchen mit alten Menschen weder medizinisch noch moralisch vertretbar, woraufhin die einleitenden Experimente von jungem und körperlich gesundem Testpersonal durchgeführt wurden. Zur Verletzungsvermeidung bei gestellten Stürzen wurde eine Turnbodenmatte verwendet. Für Tätigkeiten wie *Hinsetzen auf einen Stuhl* wurde ein üblicher Holzstuhl mit Metallrahmen verwendet.

Alle Experimente fanden in der Mehrzweckhalle des Zentralinstituts für Medizintechnik der TU München (IMETUM) auf Betonböden statt. Um das Textil insbesondere in Alltagssituationen zu testen, wurden die Versuche in der Tabelle 7-11 zusammengestellt. Insgesamt wurden 10 Versuchspersonen ausgewählt, neun männliche und eine weibliche. Das Durchschnittsalter betrug $21,8 \pm 1,3$ Jahre, das Durchschnittsgewicht $71,9 \pm 8,3$ [kg], die durchschnittliche Körpergröße $180,8 \pm 6,7$ [cm]. Jeder Proband hat das vorher gewaschene Messshirt angezogen und begann die Messung. Danach führte er die in Tabelle 7-11 dargestellten Aktionen durch. Der Algorithmus hat dabei die Beschleunigungsdaten nach Sturzkriterien untersucht. Wurde ein Sturz registriert, wurde ein Sturzalarm ausgelöst und an den PC gesendet. Dieser wurde dann visuell dargestellt.

Tabelle 7-11: Versuchszusammenstellung (©MiMed, 2010)

	Versuchsbezeichnung	Anzahl pro Person	Anzahl insgesamt
Gestellte Stürze	Gehen, Stolpern, vorwärts auf die Matte fallen	1	10
	Stehen auf Matte, vorwärts umfallen	2	20
	Stehen auf Matte, vorwärts umfallen, mit Kniebeugen	1	10
	Stehen auf Matte, rückwärts umfallen	2	20
	Stehen auf Matte, seitwärts rechts umfallen	2	20
	Stehen auf Matte, seitwärts links umfallen	2	20
	Stehen auf Matte, ohnmachtsähnlich einsacken	2	20
	Summe	12	120
Gestellte Alltagssituationen	Schnelles Laufen, ca. 30s	1	10
	Springen auf der Stelle, ca. 10s	1	10
	3 Gegenstände aufheben, dazwischen aufrichten	1	10
	3 Gegenstände aufheben, dazwischen nicht aufrichten	1	10
	Hinsetzen auf einen Stuhl, normal	1	10
	Hinsetzen auf einen Stuhl, mit Einsacken auf der letzten Strecke	1	10
	Gehen, mit der Seite in ein Hindernis stoßen	1	10
	Hinlegen auf die Matte, langsam	1	10
	Hinlegen auf die Matte, schnell	1	10
	Hinlegen auf die Matte, mit anschließendem Überrollen	1	10
	Hinlegen auf die Matte, mit anschließendem Wiederaufstehen	1	9 *
	Husten oder Niesen, mit tiefem Bücken	2	20
	Summe	13	129
Gesamtsumme	25	249	
* einzelne Versuche wurden ausgelassen			

7.8.3 Erwartete Ergebnisse

Das Messshirt muss aus hygienischen Gründen vor dem Experiment in einem Schutznetz mit der Waschmaschine (30°, 1200 U/min) gewaschen werden. Das „normale“ Stürzen muss mit dem Messshirt ohne Probleme detektiert werden. Bei Experimenten, die darüber hinausgehen, wie zum Beispiel Springen, Hinlegen mit Überrollen oder Niesen, kann nicht von gleich hohen Erkennungsraten ausgegangen werden. Jedoch wurde bei der Auslegung des Algorithmus allgemein auf Robustheit Wert gelegt. Somit wird eine hohe Erkennungsrate erwartet.

7.8.4 Ergebnisse

Bei der Protokollierung der Versuche per Hand wurde eingetragen, ob der Algorithmus einen Sturz erkannt hat.

Die Protokollergebnisse sind in Tabelle 7-12 festgehalten. Die farbige Hinterlegung der letzten Spalte dient dabei der direkten Visualisierung, wie oft verschiedenen Szenarien von der Algorithmus falsch klassifiziert wurden.

Insgesamt konnte eine Sensitivität von 97,50 % und eine Spezifität von 96,90 % im Experiment nachgewiesen werden.

7.8.5 Diskussion

Es konnte gezeigt werden, dass der gefundene Algorithmus sehr zuverlässig gestellte Stürze von Nichtstürze unterscheiden kann. Insgesamt wurden lediglich 7 von 249 Ereignisse falsch klassifiziert. Dabei wurden drei Stürze nicht als solche erkannt. Bei zwei der nicht erkannten Stürze (Vorwärtssturz mit Kniebeugung und ohnmachtsähnlicher Sturz) war der Grund für die Nichterkennung jeweils ein nicht gesetzter Armindikator. Ein Rückwärtssturz wurde nicht erkannt, da er zu langsam ausgeführt wurde.

Vier als Stürze erkannten Nichtstürze waren: das Aufheben dreier Gegenstände mit zwischenzeitlichem Aufrichten des Oberkörpers, einmal langsam und zweimal rasch auf die Matte niederlegen. Da es sich um hochdynamische Vorgänge handelt, wurde während der meisten „Drei Gegenstände aufheben“-Aufgaben mindestens einer der Indikatoren gesetzt. Jedoch richtete sich die Testperson stets schnell genug wieder auf, so dass die dritte Bedingung („Person bleibt liegen“) nie gesetzt werden konnte. In diesem einen Fall blieb die Person jedoch so lange gebückt, bis „liegen“ erkannt wurde. Somit wurde ein Sturz gemeldet. Die „Hinlegen auf Matte, normal“-Aufgabe wurde als Sturz erkannt, weil die Person sich viel zu schnell hinlegte. Dass zwei der „Hinlegen und Überrollen“-Aufgaben fälschlicherweise als Stürze erkannt wurden liegt daran, dass die Personen sich sehr schnell überrollte. Dabei schlugen die Hände auf der Matte auf, wodurch die Armindikatoren erst im Liegen gesetzt wurden. Ein so schnelles Überrollen nach dem Niederliegen ist, vor allem bei älteren Personen, jedoch sehr unwahrscheinlich. Abschließend bleibt zu sagen, dass der gefundene Algorithmus sehr zuverlässig ist und durch kleine Modifikationen schnell und einfach verbessert werden kann.

Tabelle 7-12: Ergebnisse der Validierungsversuche. TP: richtig-Positiv, FN: falsch Negative , TN: richtig Negative, FP: falsch Positive (©MiMed, 2010)

	Versuchsbezeichnung	Insgesamt	davon korrekt klassifiziert	davon falsch klassifiziert
Gestellte Stürze	Gehen, Stolpern, vorwärts auf die Matte fallen	10	10	0
	Stehen auf Matte, vorwärts umfallen	20	20	0
	Stehen auf Matte, vorwärts umfallen, mit Kniebeugen	10	9	1
	Stehen auf Matte, rückwärts umfallen	20	19	1
	Stehen auf Matte, seitwärts rechts umfallen	20	20	0
	Stehen auf Matte, seitwärts links umfallen	20	20	0
	Stehen auf Matte, ohnmachtsähnlich einsacken	20	19	1
	Summe	120	117 = TP	3 = FN
Gestellte Alltagssituationen	Schnelles Laufen, ca. 30s	10	10	0
	Springen auf der Stelle, ca. 10s	10	10	0
	3 Gegenstände aufheben, dazwischen aufrichten	10	9	1
	3 Gegenstände aufheben, dazwischen nicht aufrichten	10	10	0
	Hinsetzen auf einen Stuhl, normal	10	10	0
	Hinsetzen auf einen Stuhl, mit Einsacken auf der letzten Strecke	10	10	0
	Gehen, mit der Seite in ein Hindernis stoßen	10	10	0
	Hinlegen auf die Matte, normal	10	9	1
	Hinlegen auf die Matte, schnell	10	8	0
	Hinlegen auf die Matte, mit anschließendem Überrollen	10	10	2
	Hinlegen auf die Matte, mit anschließendem Wiederaufstehen	9	9	0
	Husten oder Nießen, mit tiefem Bücken	20	20	0
	Summe	129	125 = TN	4 = FP

8. Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein neuartiges Messkonzept zur medizinischen Bewegungserkennung entwickelt, prototypisch realisiert und medizinisch evaluiert. Die Bewegungserfassung erfolgt durch textilintegrierte Beschleunigungssensoren. Die Daten der Sensoren werden mit einer Messelektronik, die ebenfalls im Messsystem integriert ist, gelesen und analysiert. Dabei ist das Messtextil mit den integrierten Sensoren und der Verkabelung in der Waschmaschine waschbar. Der Schwerpunkt der Konstruktion lag auf der Benutzerfreundlichkeit, Funktionalität und Alltagstauglichkeit des Systems. Die Komponenten wurden so ausgewählt, dass das Messtextil ab einer Kleinserienproduktion kostengünstig angeboten werden kann.

Das Messtextil kann Bewegungsdaten der Hände, Beine, Finger und des Torsos individuell aufnehmen, diese verarbeiten, auf der integrierten SD-Karte speichern und bei Bedarf über einen kabellosen, gesicherten Kommunikationsweg an eine Basisstation weiterleiten. Hierfür wurden Kommunikationsprotokolle definiert.

Für die Weiterverarbeitung und Darstellung der Daten wurden Anzeigekonzepte vorgeschlagen und realisiert. Für die Anzeige über den PC wurde ein Empfangssystem realisiert. Wird das Empfangssystem mit dem PC verbunden, können Daten kabellos vom Messtextil am PC empfangen, verarbeitet und dargestellt werden. Es wurde ebenfalls eine Anzeige am heimischen Fernseher präsentiert. Es wurde ein Modul aufgebaut, das die Daten am Fernseher darstellt. Das Modul wird über den SCART-Anschluss mit dem Fernseher verbunden, kann Informationen kabellos vom Messtextil empfangen und diese dem aktuellen Fernsehprogramm überlagert darstellen.

Für das Melden als kritisch bewerteter Zustände, wenn das Messtextil z.B. einen Sturz detektiert, wurde ein SMS-Modul entwickelt und aufgebaut. Das Modul kann kabellos mit dem Messtextil kommunizieren. Wird eine kritische Situation entdeckt, sendet das Modul eine SMS-Textnachricht an das verantwortliche Personal und meldet diese.

Es wurden aus medizinischen Problemstellungen fünf Anwendungsgebiete mit markanten Bewegungsmerkmalen ausgewählt:

1. Tremor bei Parkinson Patienten
2. Freezing of Gait bei Parkinson Patienten
3. Restless Legs Syndrom
4. Rehabilitation (Erkennung ausgewählter sportlicher Aktivitäten)
5. Sturzerkennung

Für diese Anwendungsgebiete wurden Anwendungen zur automatisierten Erkennung der jeweiligen Problemstellung entwickelt und in ein Messtextil implementiert.

Insgesamt wurden im Rahmen dieser Arbeit 10 Messshirts, 3 Messhosen und ein paar Messhandschuhe aufgebaut.

Die Messtextilien wurden zunächst durch Experimente auf

- ihre Genauigkeit zur Messung der Körperbewegungen,
- ihre Waschbarkeit in der Waschmaschine und
- ihre Genauigkeit im Vergleich zu eng am Körper fixierten Sensoren

erfolgreich getestet. Die für die ausgewählten medizinischen Problemstellungen entwickelten und realisierten Algorithmen wurden anschließend an Patienten und gesunden Probanden in mehreren Experimenten evaluiert.

Dabei wurden neben der Genauigkeit der Erkennung der jeweiligen medizinischen Problemstellung die Benutzerfreundlichkeit der Anwendungen und die Alltagstauglichkeit des Messsystems untersucht. Damit das Messsystem aber als medizinisches Produkt kommerziell angeboten werden kann, muss das System noch medizinisch zugelassen werden.

Für die Effizienz und die bessere Einbettung des Konzepts im Alltag des Benutzers müssen folgende Punkte weiter entwickelt und verbessert werden:

- Die Bewegungsmessung mit dem Messsystem basiert auf Beschleunigungsmessung. Dabei werden die Bewegungen der einzelnen Glieder wie z.B. des Unterarms zweidimensional erfasst. Eine Drehung um die eigene Achse kann somit nicht erkannt werden. Es gibt zwar Ansätze für die Berechnung der Lage im Raum, diese sind aber sehr rechenintensiv und ungenau. Durch das Einbeziehen neuer Sensoren wie z.B. eines Gyroskopes und eines Magnetsensors kann die räumliche Lage des entsprechenden Gliedes eindeutig erkannt werden. Durch Anbringen solcher Sensorpakete am rechten und linken Unterschenkel kann anhand der Messung der Beinwinkel die Schrittweite gemessen werden. Somit kann der Streckengewinn durch Gehen eindeutig und genau berechnet werden. Eine Drehung oder Seitwärtsgehen kann ebenfalls genau detektiert werden. Alle diese Informationen sind nicht nur für die genauere Analyse sportlicher Aktivitäten und die Kalorienberechnung interessant; für eine zuverlässigere Erkennung von FOG-Situationen sind diese Informationen unverzichtbar.
- Das Elektronikmodul besitzt für die schnellere Abarbeitung von Algorithmen zwei Atmel- Prozessorkerne. Für eine noch schnellere Datenverarbeitung bei komplizierten Algorithmen sollte auf einen DSP²⁸-Kontroller oder ARM²⁹-Kontroller umgestiegen werden.
- Die Kommunikationsreichweite der Messelektronik hängt von der verwendeten Antenne ab. Die interne Antenne ermöglicht eine Kommunikationsreichweite von bis zu 3 Metern, die externe Antenne bis zu 100 Meter. Die externe Antenne vergrößert aber die Gesamtmasse der Messelektronik. Durch Integration der Antenne in die Signalverkabelung kann auf die Zusatzantenne verzichtet werden. Die Kommunikationsreichweite wäre damit deutlich größer, denn obwohl die Verkabelungsantenne von außen nicht sichtbar ist, kann diese deutlich länger realisiert werden.
- Für den universellen Einsatz sollte das SMS-Modul direkt im Messtextil integriert werden. Somit lassen sich die SMS-Nachrichten und Emails direkt vom Messtextil aus versenden.

²⁸ Digitaler Signal Prozessor

²⁹ Advanced RISC Machines

- Die vorgestellten Algorithmen sollten durch weitere Experimente angepasst und verbessert werden. Die Anwendungen sollten durch Langzeitmessungen evaluiert und verbessert werden.
- Eine intelligente Kommunikation mehrerer Messtextilien mit einander könnte zur Verbesserung der Erkennungsalgorithmen führen. Beim Stürzen einer Person fragt das Messshirt z.B., ob die Messhose den Sturz ebenfalls detektiert hat. Es sucht noch in der Umgebung, ob weitere Messtextilien vorhanden sind oder ob der Patient alleine ist.
- Ein drahtloses Firmware-Update ist für die Messtextilien unabdingbar. So könnte einer neue Firmware z.B. bei allen Textilien, die im Schrank hängen, gleichzeitig installiert werden.

Bewegungsmessung in der Zukunft: In ferner Zukunft könnte sich eine medizinische Bewegungsanalyse durch Beschleunigungsmessung mit Messtextilien nur für bestimmte Bereiche rentieren. Konturkameras werden immer kleiner und günstiger. Sie erkennen nur die Kontur der Menschen und greifen nicht somit direkt in die Privatsphäre ein. Die dazugehörige Auswerteelektronik wird immer leistungsfähiger und kleiner. Somit könnten mehrere Kameras in der häuslichen Umgebung alle Bewegungen der Probanden unabhängig von dem, was der Proband trägt, direkt identifizieren und klassifizieren, ohne in seine Privatsphäre einzudringen. Durch die äußeren Unterschiede der Personen (Körperumfang, Länge) könnten mehrere Benutzer in einem Raum voneinander unterschieden werden. Außerhalb der Wohnung könnten Flugobjekte die Kameras tragen. Modellhubschrauben werden immer handlicher, kleiner und stabiler. Die Steuerungen werden automatisiert, so dass sie ohne große Erfahrung von jedem geflogen werden können. Die Akkus werden immer leistungsfähiger und kompakter. Die Leistung solcher Hubschrauber steigt zunehmend an. Sie werden bei jedem Wetter mehrere Stunden fliegen können. Durch das geringe Gewicht solcher Objekte treten beim Absturz keine großen Schäden auf. Ein solcher Hubschrauber wäre der ideale Träger eines Kamerasystems.

Um einen ersten Anstoß zur automatisierten Navigation eines solchen Modellbauhubschraubers zu setzen, wurde im Rahmen dieser Arbeit versucht, die Flugbahn eines Modellbauhubschraubers auf einen Punkt zu regeln. Der Hubschrauber sollte immer an einem vordefinierten Punkt fliegen und sich stabilisieren. Die Positionierung der Hubschrauber erfolgte durch aufgeklebte Infrarot-Marker und einer Infrarot-Stereokamera. Die Position des Hubschraubers wurde mit der Kamera am PC gelesen. Die Signale der Originalsteuerkonsole wurden mit Digital- Analog-Konvertern über den PC simuliert. Der Hubschrauber wurde über den PC gesteuert und geregelt. Das Experiment wurde erfolgreich durchgeführt (Abbildung 8-1).

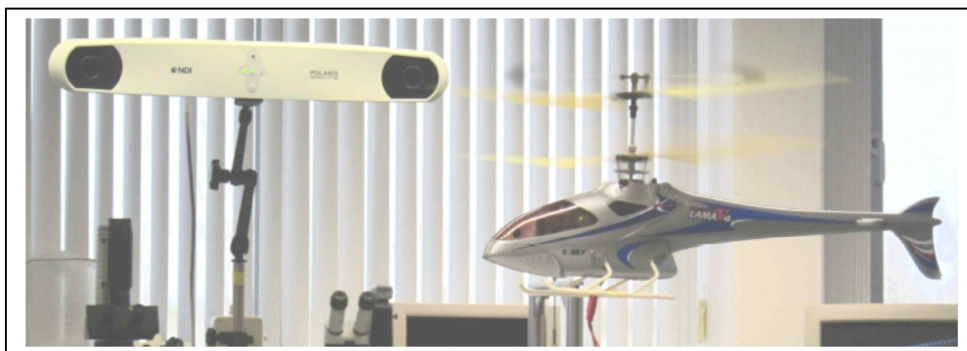


Abbildung 8-1: Der Hubschrauber schwebt im Sichtfeld der Kamera, (©MiMed, 2011)

9. Literaturverzeichnis

Ai, L., Wang, J., Wang, X. (2008): "Multi-features fusion diagnosis of tremor based on artificial neural network and D-S evidence theory", *Signal Processing* 88 ,2927–2935

Ainsworth, B.E. (2002): "The Compendium of Physical Activities Tracking Guide", Prevention Research Center, Norman J. Arnold School of Public Health, University of South Carolina.

Alwan, M., Rajendran, P.J., Kell, S., Mack, D., Dalal, S., Wolfe, M., Felder, R. (2006): "A Smart and Passive Floor-Vibration Based Fall Detector for Elderly"; *Information and Communication Technologies, ICTTA '06. 2nd*; pp. 1003-1007.

Anania, G., Tognetti, A., Carbonaro, N., Tesconi, M., Cutolo, F., Zupone, G., De Rossi, D. (2008): "Development of a novel algorithm for human fall detection using wearable sensors", *Sensors*, 2008 IEEE, pg. 1336-1339.

Baca, A., Kornfeind, P. (2006): "Rapid Feedback Systems for Elite Sports Training," *IEEE Pervasive Computing*, vol. 5, no. 4, pp. 70-76.

Bacher M., Scholz E., Diener H.C. (1989): "24 hour tremor quantification based on EMG recording", *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology*, p. 176–183.

Bachlin, M., Plotnik, M., Roggen, D., Giladi, N., Hausdorff, J.M., Troster, G. (2010): "A wearable system to assist walking of Parkinson s disease patients"; *Methods of Information in Medicine*; 49(1):88-95.

Bao, L., Intille, S. (2004): "Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data", *PERVASIVE 2004, LNCS 3001*, pp. 1–17.

Bao, L., Intille, S. (2004): "Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data", *PERVASIVE 2004, LNCS 3001*, pp. 1–17.

Bischoff, C., Schulte-Mattler, W. J., Conrad, B. (2005): "Das EMG-Buch, EMG und periphere Neurologie in Frage und Antwort" Georg Thieme Verlag KG, 2.Auflage.

Bland, J.M., Altman, D.G. (1986): "Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement"; *Lancet*; 1, pp. 307-310.

Bonato, P., Sherrill, D. M., Standaert, D. G., Salles, S. S., Akay, M. (2004): "Data mining techniques to detect motor fluctuations in Parkinson's disease," in *Proc. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.* vol. 7, p. 4766– 4769.

Boss, N., Jäckle, R., Wangerin, G. (1993): „Roche Lexikon Medizin“; Auflage 3. Urban & Schwarzenberg; –ISBN 3-541-11213-1

Brown, R. G., Hwang, P. (1997): "Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering", 3rd ed. John Wiley, pp. 86-88.

Buttussi, F., Chittaro, L., Nadalutti, D. (2006): "Bringing mobile guides and fitness activities together: a solution based on an embodied virtual trainer", Proceedings of the 8th conference on Human-computer interaction with mobile devices and services, pp. 29-36.

Chambers, G.S., Venkatesh, S., West, G., Bui, H. (2002): "Hierarchical Recognition of Intentional Human Gestures for Sports Video Annotation", Proceedings. 16th International Conference on, Vol. 2, pp. 1082-1085.

Choi, J.M., Kim, B. O., Hwang, B. S., Sohn, R. H., Park, K.S. (2006): „Unobtrusive Body Movement Monitoring during Sleep using Infrared Motion Detector and ZigBee Protocol”, International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors, 3rd IEEE/EMBS, pp. 32-33.

Cleeves L., Findley L. (1987): "Variability in amplitude of untreated essential tremor", Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry, p. 704–708.

Cleeves, L., Findley, L.J. (1987) "Variability in amplitude of untreated essential tremor". Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry;50(6):704-8.

Cole, R.J., Kripke, D.F., Gruen, W., Mullaney, D.J., Gillin, C. (1992): "Technical Note: Automatic Sleep/Wake Identification from wrist activity"; Sleep; 15(5),pp. 461-469.

Czabke, A., Neuhaeuser, J., Lueth, T.C. (2010): "Recognition of Interactions with Objects Based on Radio Modules". IEEE Conference on Pervasive Health 2010, Munich, 22-25.03.2010, pp. 1-8.

Czabke, A.; D'Angelo, L.T.; Niazmand, K.; Lueth, T.C. (2009): "Ein Kompaktes System zur Erfassung und Dokumentation von Bewegungsgewohnheiten", 2. Deutschen AAL-Kongress in Berlin.

D'Angelo, L.T., Czabke, A., Somlai, I., Niazmand, K., Lueth, T.C. (2010): "ART – a new concept for an activity recorder and transceiver", In IEEE Conference Proceedings, Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp.2123-2135.

De Souza, L., Benedito-Silva, A., Pires, M., Poyares, D., Tufik, S., Calil, H.M. (2003): "Further validation of actigraphy for sleep studies"; Sleep; 1, pp.81-5.

Deiters, W., Hartmann, A., Scherer, K. (2004): „Das Projekt SmarterWohnenNRW - IT gestützte Mehrwertdienste auf der Basis vernetzter Haustechnik"; Ambient Assisted Living - AAL - 1. Deutscher AAL-Kongress mit Ausstellung / Technologien - Anwendungen - Management, pp. 4.

Delval, A., Snijders, A.H., Weerdesteyn, V., Duysens, J.E., Defebvre, L., Giladi, N., Bastiaan, R., Bloem, M.D. (2010): "Objective detection of subtle freezing of gait episodes in Parkinson's disease"; Movement Disorders; 25(11):1684-93.

Díaz, A., Prado, M., Roa, L. M., Reina-Tosina, J., Sanchez, G. (2004): "Preliminary evaluation of a full-time falling monitor for the elderly", Engineering in Medicine and Biology Society, 2004. IEMBS '04. 26th Annual International Conference of the IEEE, pg. 2180-2183.

- Duin, R. P.W., Juszczak, P., Paclik, P., Pekalska, E., de Ridder, D., Tax, D.M. J. (2004): "PRTools4, A MATLAB Toolbox for Pattern Recognition", Delft, Delft University of Technology.
- Eisenman, S.B., Miluzzo, E., Lane, N.D., Peterson, R.A., Ahn, G.S., Campbell, A.T. (2007): "The BikeNet Mobile Sensing System for Cyclist Experience Mapping", Proceedings of the 5th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems, SenSys 2007, November 6-9.
- Elble, R.J., Sinha, R. (1990a): "Tremor", Johns Hopkins University Press, Baltimore, pp. 204, 1990.
- Elble, R.J., Sinha, R., Higgins, C. (1990b): "Quantification of tremor with digitizing tablet", *J. Neuroscience Methods* 32, pp. 193-198.
- Ermes, M., Pärkkä, J., Mäntyjärvi, J., Korhonen, I. (2008): "Detection of Daily Activities and Sports With Wearable Sensors in Controlled and Uncontrolled Conditions", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 12, No. 1.
- Fahrenberg J. Foerster, F. Smeja M., Müller W., (1997): "Assessment of posture and motion by multichannel piezoresistive accelerometer recordings", *Psychophysiology* 34, p. 607–612.
- Farrington, J., Moore, A.J., Tilbury, N., Church, J., Biemond, P.D. (1999): "Wearable Sensor Badge & Sensor Jacket for Context Awareness", Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium on Wearable Computers.
- Fietzek, U.M., Schroeteler, F., Ziegler, K., Ceballos-Baumann, A. (2007): „Gangstörungen“; *Nervenheilkunde*;26(10):903-912.
- Finkelstein, E. A., Corso, P. S., Miller, T. R. (2006): „Incidence and Economic Burden in the United States“, Oxford University Press US.
- Foerster, F., Smeja, M. (1999): "Joint amplitude and frequency analysis of tremor activity", *Elec-tromyography & Clinical Neurophysiology*, p. 11–19.
- Foerster, F., Thielgen, T., Fuchs, G., Hornig, A., Fahrenberg, J. (2001): „24-stündige Tremor-Untersuchungen an Parkinson-Patienten“, *Forschungsberichte des psychologischen Instituts der Alberts Ludwigs Universität Freiburg*, p.29-31.
- Ghika, J., Wiegner, A. W., Fang, J. J., Davies, L., Young, R. R., and Growdon, J.H. (1993): "Portable system for quantifying motor abnormalities in Parkinson's disease," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, no. 3, p. 276–283.
- Ghika, J., Wiegner, A.W., Fang, J., Davies, L., Young, R., Growdon, J.H. (1993): "Portable system for quantifying motor abnormalities in Parkinson's disease"; *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*; 40(3):276-83.
- Giladi, N., McMahon, D., Przedborski, S., Flaster, E., Guillory, S., Kostic, V., et al. (1992): "Motor blocks in Parkinson's disease"; *Neurology* 42(2):333-9.

Giladi, N., Shabtai, H., Simon, E.S., Biran, S., Tal, J., Korczyn, A.D. (2000): "Construction of freezing of gait questionnaire for patients with Parkinsonism"; *Parkinsonism Relat Disord*; 6(3):165-170.

Gorny, S.W., Allen, R.P., Krausman, D.T., Shar, R. (2000): "Accuracy of two ambulatory devices for automated detection of restless leg activity"; *Sleep*; 23, pp. A387.

Grossmann, P. (2004): "The LifeShirt: a multi-function ambulatory system monitoring health, disease, and medical intervention in the real world" Book Chapter in: De Rossi, D., Lymberis, A. (2004): "Wearable eHealth Systems For Personalised Health Management: State Of The Art and Future Challenges"; IOS Press,US; ISBN: 1586034499.

Guilleminault, C. (1993): "Recording and scoring leg movements", Atlas Task Force of the American Sleep Disorders Association, *Sleep* 16: 748-759.

Guilleminault, C. (1993): "Recording and scoring leg movements", Atlas Task Force of the American Sleep Disorders Association, *Sleep* 16: 748-759.

Guillén, S., Arredondo, M. T., Traver, V., García, J. M., Fernández, C. (2002): "Multimedia Telehomecare System Using Standard TV Set". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, VOL. 49, NO. 12. Pp. 1431-1437.

Hardenack, F. (2009): „Das intelligente Bett- Interpretation von Schlafphasen als Beispiel für Bodymonitoring im Living Place Hamburg“, Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg, Digital Bibliothek.

Harms, H., Amft, O., Roggen, D., Tröster, G. (2008a): "Smash: A distributed sensing and processing garment for the classification of upper body postures" . Third international conference on body area networks.

Harms, H., Amft, O., Troster, G. (2008b): "Influence of a loose-fitting sensing garment on posture recognition in rehabilitation", In *IEEE Conference Proceedings ,Biomedical Circuits and Systems Conference, 2008. BioCAS*.

Hwang, J.Y., Kang, J.M., Jang, Y.W., Kim, H.C. (2004): „Development of novel algorithm and real-time monitoring ambulatory system using Bluetooth module for fall detection in the elderly“, *Engineering in Medicine and Biology Society, IEMBS '04. 26th Annual International Conference of the IEEE*, p. 2004-07.

Iso-Ketola, P. (2005) "A Mobile Device as User Interface for Wearable Applications. in PERMID". Munich, Germany: LMU Munich.

James, D.A., Davey, N., Rice, T. (2004): "An Accelerometer Based Sensor Platform for In-situ Elite Athlete Performance Analysis", *IEEE, Sensors, Vienna*.

Janckulik, D., Krejcar, O., Martinovic, J. (2008): "Guardian - Personal Biotelemetric System"; *Systems, 2008. ICONS 08. Third International Conference*, pp. 150-155.

Jovanov, E., Wang, E., Verhagen, L., Frederickson, M., Fratangelo, R. (2009): "Defog - A real time system for detection and unfreezing of gait in Parkinson's patients"; *31st Annual International Conference of the IEEE EMBS; Minneapolis*.

- Karantonis, D., Narayanan, M., Mathie, M., Lovell, N., Celler, B. (2006): „Implementation of a real-time human movement classifier using a tri-axial accelerometer for ambulatory monitoring“, IEEE Transactions on information technology in biomedicine, vol. 10, no. 1, p. 156-166.
- Kawahara, Y., Ryu, N., Asami, T. (2009): “Monitoring Daily Energy Expenditure using a 3-Axis Accelerometer with a Low-Power Microprocessor”, International Journal on Human-Computer Interaction, Vol 1, No 5.
- Kazenwadel, J., Pollmacher, T., Trenkwalder, C, Oertel, W.H., Kohnen, R., Künzel, M., Krüger, H.P. (1995): “New actigraphic assessment method for pe-riodic leg movements (PLM)”; Sleep; 18: 689-97
- Keck, W., Stuber, M., Lindemann, U., Becker, C. (2008): „SturzAlarm – Automatische Alarmierung nach Stürzen“, 1. Deutscher Kongress mit Ausstellung / Technologien - Anwendungen – Management, p. 253-55.
- Keijsers, N.L., Horstink, M.W., Gielen, S.C. (2006): “Ambulatory motor assessment in Parkinson's disease”; Movement Disorders; 21(1):34-44.
- Kellner, O., Bastuji, H., Adeleine, P. (1997): “Actimetry in Sleep Medicine”, Technical Note: Abteilung für Klinische Neurophysiologie.
- Kern, N., Schiele, B., Schmidt, A. (2003): “Multi-Sensor Activity Context Detection for Wearable Computing“, European Symposium on Ambient Intelligence (EUSAI 2003).
- Kern, N., Schiele, B., Schmidt, A. (2003): “Multi-Sensor Activity Context Detection for Wearable Computing“, European Symposium on Ambient Intelligence (EUSAI 2003).
- King, M. B., Tinetti, M.E. (1995): „Falls in community-dwelling older persons“, Journal of the American Geriatrics Society, 43(10): S. 1146-1154.
- Körther, I. (2005): „THIEMEs Altenpflege“ Georg Thieme Verlag, Stuttgart.
- Kräss, A., Kranz, M. (2007): “A Versatile Networked Sensing System as Add-On System for Augmenting Sports Devices”, Fourth International Conference on Networked Sensing Systems, pp. 167 – 170.
- Kruse, A., Knappe, E., Schulz-Nieswandt, F., Schwartz, F.-W. , Wilbers, J. (2003): „Kostenentwicklung im Gesundheitswesen. Verursachen ältere Menschen höhere Gesundheitskosten?“, AOK Expertise, (1/2003).
- Kumar, S., Mital, A. (1996): “Electromyography in Ergonomics“, Taylor&Francis, London.
- Kunze, K., Barry, M., Heinz, E.A., Lukowicz, P., Majoe, D., Gutknecht, J. (2006): “Towards Recognizing Tai Chi – An Initial Experiment Using Wearable Sensors”, The Third International Forum on Applied Wearable Computing, Bremen.
- Lee, S.W., Mase, K. (2002): „Activity and Location Recognition Using Wearable Sensors“, IEEE Pervasive Computing, vol. 1, no. 3, pp. 24-32.

Lester, J., Hartung, C., Duncan, G., Borriello, G. (2009): "Validated Caloric Expenditure Estimation using a Single Body-Worn Sensor", Proceedings of 11th International Conference on Ubiquitous Computing.

Lichter D., Corbett A., Fitzgibbon G., Davidson O., Hope J., Goddard G., Sharples K., Pollock M. (1988): "Cognitive and motor dysfunction in Parkinson's disease", Clinical, performance, and computed tomographic correlations, Arch Neurol 45, p. 854-860.

Lindemann, U. , Hock, A. , Stuber, M. , Keck, W. , Becker, C. (2005): "Evaluation of a fall detector based on accelerometers: a pilot study", Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 43, pg: 548-551.

Lord, C. J., Colvin, D. P. (1991): „Falls in the elderly: Detection and Assessment“, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 13. No. 4. , pg. 1938-1939.

Lueder, M., Salomon, R., Bieber, G. (2009): „StairMaster: A New Online Fall Detection Device“; Ambient Assisted Living - AAL - 2. Deutscher AAL-Kongress mit Ausstellung / Technologien - Anwendungen – Management, pp.5.

Lukowicz, P., Junker, H., Stäger, M., von Büren, T., Tröster, G. (2002): “ WearNET: A Distributed Multi-Sensor System for Context Aware Wearables”. Proc. 4th Int'l Conf. Ubiquitous Computing (UbiComp 02), LNCS 2498, Springer, pp. 361–370.

Lund, R., Clarenbach, P. (1995): „Das klinische Schlaflabor“ Arcis Verlag; – ISBN 3-89075-089-3

Luo, S., Hu, Q. (2004): "A dynamic motion pattern analysis approach to fall detection", IEEE International Workshop on Biomedical Circuits & Systems, S2.1-5 - S2.1-8.

Lyons, R., G. (2011): “Understanding Digital Signal Processing”, Prentice Hall third edition, pp. 81-98, ISBN: 01-3108-989-7.

Marco, H. (1995): “Systemtheorie: Methoden und Anwendungen für ein- und mehrdimensionale Systeme“, Springer, p. 129-130, ISBN: 35-4058-232-0.

Mathie, M. J., Basilakis, J., Celler, B. G. (2001): „A system for monitoring posture and physical activity using accelerometers“, 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.

Maurer, U., Smailagic, A., Siewiorek, D.P., Deisher, M. (2006): “Activity Recognition and Monitoring Using Multiple Sensors on Different Body Positions“, Proceedings of the International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks.

Maurer, U., Smailagic, A., Siewiorek, D.P., Deisher, M. (2006): “Activity Recognition and Monitoring Using Multiple Sensors on Different Body Positions“, Proceedings of the International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks.

Meinke, H.H., Gundlach, F.W., Lange, K., Löcherer, K.H. (1992): „Taschenbuch der Hochfrequenztechnik“, Springer Verlag, 5. Auflage, ISBN: 35-4054-714-2.

- Meyer, M. (2006): "Signalverarbeitung. Analoge und digitale Signale, Systeme und Filter"; Vieweg+Teubner Verlag; Auflage: 4, ISBN: 3-8348-0243-3
- Mihailidis, A. (2005): "An intelligent emergency response system: preliminary development and testing of automated fall detection", *Journal of Telemedicine Telecare*;11(4):194-8.
- Moddemeijer, R. (1989): "On estimation of entropy and mutual information of continuous distributions", *Signal Process* vol. 16, p. 233–246.
- Montplaisir, J., Boucher, S., Poirier, G., Lavigne, G., Lapierre, O., Lespérance, P. (1997): "Clinical, Polysomnographic, and Genetic Characteristics of Restless Legs Syndrome: A Study of 133 Patients Diagnosed with New Standard Criteria"; *Movement Disorders*; Vol. 12 No. 1.
- Moore, S.T., MacDougall, H.G., Ondo, W.G. (2008): "Ambulatory monitoring of freezing of gait in Parkinson's disease" *Journal of Neuroscience Methods*; 167(2):340-8.
- Morrish, E., King, M.A., Pilsworth, S.N., Shneerson, J.M., Smith, I.E. (2002): „Periodic limb movement in a community population detected by a new actigraphy technique”, *Sleep Medicine* 3, 489-495.
- Mullaney, D.J., Kripke, D.F., Messin, S. (1980): "Wrist actigraphic estimation of sleep time"; *Sleep*; 3, pp.83-92
- Nevitt, M., Cummings, S., Kidd, S., Black, D. (1989): „Risk factors for recurrent non-syncopal falls". *JAMA* 1989; 261: S. 2663–8.
- Niazmand, K., Somlai, I., Louizi, S., Lueth, T.C. (2010a): "Proof of the accuracy of measuring pants to evaluate the activity of the hip and legs in everyday life", *International ICST Conference on Wireless Mobile Communication and Healthcare - Mobi-Health*, pp.235 – 244.
- Niazmand, K., Jehle, C., D'Angelo, L.T., Lueth, T.C. (2010b): "A New Washable Low-Cost Garment for Everyday Fall Detection", *32nd Annual International IEEE EMBS Conference*, pp. 6377-6380.
- Niazmand, K., Lüth, T.C. (2010c): "Alltagstauglicher Pullover für die Aufzeichnung von Bewegungen", *3/2010, DGBMT health technologies*, pp. (2-3).
- Niazmand, K., Tonn, K., Kalaras, Fietzek U. M., Mehrkens, J.H., Lueth, T.C. (2011a): "Quantitative Evaluation of Parkinson's Disease using sensor based smart Glove", *In IEEE Conference Proceedings, Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, pp.1-8.
- Niazmand, K., Tonn, K., Kalaras, A., Kammermeier, S., Boetzel, K., Mehrkens, J.H., Lueth, T.C. (2011b) „A measurement device for motion analysis of patients with Parkinson's disease using sensor based smart clothes“, *In IEEE Conference Proceedings, 5th International ICST Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, pp.9-16.
- Niazmand, K., Kalaras, A., Dai, H., Lueth, T.C. (2011c): "Comparison of methods for tremor frequency analysis for patients with Parkinson's disease", *In IEEE Conference Proceedings, The 4th International Conference on BioMedical Engineering and Informatics*.

Niazmand, K., Tonn, K., Zhao, Y., Fietzek, U. M., Schroeteler, F., Ziegler, K., Ceballos-Baumann, A. O., Lueth T.C. (2011d): "Freezing of Gait detection in Parkinson's disease using accelerometer based smart clothes", In IEEE Conference Proceedings, Biomedical Circuits and System Conference BioCAS, pp. 201-204, 2011.

Niazmand, K., Neuhaeuser, J., Lueth, T.C. (2012): "A Washable Smart Shirt for the Measurement of Activity in Every-Day life, in Ambient Assisted Living, Wichert and Eberhardt (ED., 2012), Springer, Berlin, pp. 333-345.

Nieuwboer, A., Rochester, L., Herman, T., Vandenberghe, W., Emil, G.E., Thomaes, T. (2009): "Reliability of the new freezing of gait questionnaire: agreement between patients with Parkinson's disease and their carers"; *Gait Posture*;30(4): 459-63.

Noury, N., Barralon, P., Virone, G., Boissy, P., Hamel, M., Rumeau, P. (2003): "A Smart Sensor Based on Rules and its Evaluation in Daily Routines", 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pg. 3286-3289.

Noury, N., Dittmar, A., Corroy, C., Baghai, R., Weber, J.L., Blanc, D., Klefstat, F., Bli-novska, A., Vaysse, S., Comet, B. (2004): "VTAMN - A Smart Clothe for Ambulatory Remote Monitoring of Physiological Parameters and Activity", Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS San Francisco, CA, USA.

Occhiuzzi, C., Marrocco, G. (2010): "The RFID Technology for Neurosciences: Feasibility of Limbs' Monitoring in Sleep Diseases", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, pp. 37-43.

Ohgi, Y., Ichikawa, H., Homma, M., Miyaji, C. (2002): "Analysis of stroke technique using acceleration sensor IC in freestyle swimming", *Proceedings of IEEE, Sensors*, pp. 699-704.

Ohgi, Y., Ichikawa, H., Homma, M., Miyaji, C. (2003): "Stroke phase discrimination in breaststroke swimming using a tri-axial acceleration sensor device", *Sports Engineering*, Vol. 6, No. 2., pp. 113-123.

Pahwa, R., Lyons, K.E. (1992): "Handbuch of Parkinson's disease", Marcel Dekker Inc, p. 1-8.

Paradiso, R., Alonso, A., Cianflone, D., Milsis, A., Vavouras, T., Malliopoulos C. (2008): "Re-mote Health Monitoring with Wearable Non-Invasive Mobile System: the Health Wear project, 30th Annual International IEEE EMBS Conference Vancouver, British Columbia, Canada, August 20-24.

Pärkkä, J., Ermes, M., Korpipää, P., Mäntyjärvi, J., Peltola, J., Korhonen, I. (2006): "Activity Classification Using Realistic Data From Wearable Sensors", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 10, No. 1.

Patel, S., Lorincz, K., Hughes, R., Huggins, N., Growdon, J., Standaert, D., Akay, M., Fellow, Dy, J., Welsh, M., Bonato, P. (2009): "Monitoring Motor Fluctuations in Patients With Parkinson's Disease Using Wearable Sensors", *IEEE Transactions on information technology biomedizin* vol. 13 No. 6.

Penzel, T., Peter, H., Peter, J. H., Becker, H. F., Fietze, I., Fischer, J. Mayer, G., Podszus, T., Raschke, F., Riemann, D., Schäfer, T., Sitter H. (2005): "Gesundheitsberichterstattung des Bundes, Heft 27, Schlafstörungen", Robert Koch-Institut.

Peters, C., Buhmann, A., Manoli, Y. (2006): "Verfahren und Vorrichtung zur Bestimmung der relativen Lage, Geschwindigkeit und/oder der Beschleunigung eines Körpers", Patent No. DE 10 2005 025 478 B4, 14.12.2006.

Pierobon, A., Funk M. (2007): "Sturzprävention bei älteren Menschen: Risiken - Folgen - Massnahmen", Georg Thieme Verlag 2007, S. 7ff, ISBN: 31-3143-761-8.

Pöttsch, O., Conradi-Freundschuh, A. (2007): „Geburten in Deutschland“, Statistisches Bundesamt Deutschland, (12/2007).

Prado, M., Reina-Tosina, J., Roa, L. (2002): „Distributed intelligent architecture for falling detection and physical activity analysis in the elderly“, Second Joint EMBS/BMES Conference, p. 1910-11.

Ravi, N., Dandekar, N., Mysore, P., Littman, M.L. (2005): "Activity Recognition from Accelerometer Data", Proceedings of the 17th conference on Innovative applications of artificial intelligence, Vol. 3.

Rechtschaffen, A., Kales, A. (2002): „Ein Manual der standardisierten Terminologie, Techniken und Auswertung der Schlafstadien beim Menschen“; ecomed Medizin Verlag; Auflage: 1;- ISBN 3-609-16142-6.

Reinvuo, T., Hannula, M., Sorvoja, H., Alasaarela, E., Myllyla, R. (2006): "Measurement of Respiratory Rate with High-Resolution Accelerometer and EMFit Pressure Sensor".SAS 2006 – IEEE Sensors Applications Symposium Houston, Texas USA.

Rotte, M. (2001): „Motorische Phänomene im Schlaf“, Neurologie II.

Sadeh, A., Sharkey, K.M., Carskadon, M.A. (1994): "Activity-based sleep wake identification: A empirical test of methodological issues"; Sleep; 17, pp. 201-07.

Schaafsma, J.D., Balash, Y., Gurevich, T., Bartels, A.L., Hausdorff, J.M., Giladi, N. (2003): "Characterization of freezing of gait subtypes and the response of each to levodopa in Parkinson's disease". European Journal of Neurology 10(4):391-8.

Schwarz, J., Storch, A. (2007): "Parkinson-Syndrome“, W. Kohlhammer Verlag, Auflage 1.A., ISBN: 3-1701-8382-6.

Sforza, E., Johannes, M., Claudio, B. (2004): "The PAM-RL ambulatory device for detection of periodic leg movements: a validation study"; Sleep Medicine, Vol. 6 Issue 5, pp. 407-413.

Shochat, T., Oksenberg, A., Hadas, N., Molotsky, A., Lavie, P. (2003): "The KickStrip: a novel testing device for periodic limb movement disorder"; Sleep; 26, pp.480-3.

Smeaton, A.F., Diamond, D., Kelly, P., Moran, K., Lau, K.T., Morris, D., Moyna, N., O'Connor, N.E., Zhang, K. (2008): "Aggregating Multiple Body Sensors for Analysis in Sports", pHealth 2008 - 5th International Workshop on Wearable Micro and Nanosystems for Personalised Health, 21-23.

Smeja, M. (1999): "Journal of Psychophysiology 13", Federation of European Psychophysiology societies, p. 245-256.

Smeja, M. (1999): "24-h Assessment of tremor activity and posture in Parkinson's disease by multi-channel accelerometry", Journal of Psychophysiology 13, pp. 245-256.

Snijders, A.H., Nijkrake, M.J., Bakker, M., Munneke, M., Wind, C., Bloem, B.R. (2008): "Clinimetrics of freezing of gait"; Movement Disorders; 23 Suppl 2:S468-74.

Speckmann, E.J. (2008): „Physiologie“; Ausgabe 5. Elsevier, Urban & Fischer Verlag; – ISBN 978-3437413186

Spieker, S., Jentgens, C., Boose, A., Dichgans, J. (1995): "Reliability, specificity and sensitivity of long-term tremor recordings"; Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Electromyography and Motor Control; 97(6):326-31.

Srinivasan, S., Han, J., Lal, D., Gacic, A. (2007): "Towards automatic detection of falls using wireless sensors", 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, Pg. 1379-82.

Steinberg R. Weeß, H.G., Landwehr, R. (2010): "Schlafmedizin- Grundlagen und Praxis", UNI-MED SCIENCE Verlag, ISBN 978-3-8374-1199-7.

Sugarman, H., Burstin, A., Weisel-Eichler, A., Brown, R. (2003): "Use of the Wii Fit system for the treatment of balance problems in the elderly: A feasibility study"; Virtual Rehabilitation International Conference, pp.111-116.

Sung, M., DeVaul, R., Jimenez, S., Gips, J., Pentland, A. S. (2004): "A Shiver Motion and Core Body Temperature Classification for Wearable Soldier Health Monitoring Systems," IEEE International Symposium of Wearable Computers.

Sungmee P., Jayaraman, S. (2003): "Enhancing the quality of life through wearable technology", IEEE Volume: 22 , Issue: 3.

Thorpy, M.J. (1991): "The International Classification of Sleep Disorders: Diagnostic and Coding Manual", ASDA Verlag, ISBN: 0-935-86852-6

Tietze, U., Schenk, C. (2009): „Halbleiterschaltungstechnik“, Springer, 13. Auflage, ISBN: 36-420-162-19.

Tsen, J. (2007): "Bedeutung von Schlaf auf das explizite Wissen nach impliziten Lernen", Universität Lübeck, Doktorarbeit.

Van Halteren, A., Bults, R., Wac, K., Konstantas, D., Widya, I., Dokovsky, N., Koprnikov, G., Jones, V., Herzog, R. (2009): „Mobile Patient Monitoring: The MobiHealth System“; Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE; pp. 1238-1241.

- van Hilten J., Hoff, J., Roos R. (1993a): „Ambulatory activity monitoring: An evaluation of day-to-day variability in patients with Parkinson’s disease and healthy elderly”, *Journal of Ambulatory Monitoring*, p. 219–223.
- van Hilten J., Middelkoop H., Kerkhof G., Roos R. (1991): “A new approach in the assessment of motor activity in Parkinson’s disease”, *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry*, p. 976–979.
- van Hilten, J., Hoogland, G., van der Velde, E.A., Middelkoop, H.A., Kerkhof, G.A., Roos, R.A. (1993c): “Diurnal effects of motor activity and fatigue in Parkinson's disease”; *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*;56(8):874-7.
- van Hilten, J., Kabel, J.F., Middelkoop, H.A., Kramer, C.G., Kerkhof, G.A., Roos, R.A. (1993b): “Assessment of response fluctuations in Parkinson's disease by ambulatory wrist activity monitoring”. *Acta Neurologica Scandinavica*; 87(3):171-7.
- Van Laerhoven, K., Schmidt, A., Gellersen, H.W. (2002): "Multi-Sensor Context- Aware Clothing". In *Proceedings of the sixth International Symposium on Wearable Computers, ISWC 2002, Seattle, WA. IEEE Press*, pp. 49-57.
- Vellas, B. J., Wayne, S. J., Garry, P. J., Baumgartner, R. N. (1998) „A Two-Year Longitudinal Study of Falls in 482 Community-Dwelling Elderly Adults“, *Journal of Gerontology: MEDICAL SCIENCES*, Vol. 53A. No. 4, M264-M274.
- Ventkatarama, K. (2006): “Probability and Random Processes”, 1. ed., John Wiley, pp. 486-488.
- Vergados, D., Alevizos, A., Mariolis, A., Caragiozidis, M. (2008): “Intelligent Services for Assisting Independent Living of Elderly People at Home”; *PETRA '08 Proceedings of the 1st international conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments*.
- Wang, C., Chiang, C., Lin, P., Chou, Y., Kuo, I., Hunag, C.-N., Chan, C.-T. (2008): „Development of a fall detecting system for the elderly residents“, *Bioinformatics and Biomedical Engineering, ICBBE 2008, 16-18 May 2008*, p. 1359-62.
- Watanabe K., Hokari M. (2006a): “Kinematical Analysis and Measurement of Sports Form”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A*.
- Watanabe K., Hokari M., (2006b): “Measurements of the 3-D kinematical motion in sports”, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*.
- Webster, J.B., Kripke, D.F., Messin, S., Mullaney, D.J., Wyborney, G. (1982): “An activity-based sleep monitor system for ambulatory use”; *Sleep*; 5, pp. 389-99.
- Wetter, T.C., Dirlich, G., Streit, J., Trenkwalder, C., Schuld, A., Pollmächer, T. (2004): “An automatic method for scoring leg movements in polygraphic sleep recording and ITS validity in comparison to visual scoring”; *Sleep*; 27, pp.324-8.
- Williams, G., Doughty, K., Cameron, K., Bradley, D. A. (1998): „A smart fall & activity monitor for telecare applications“, *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 20, No. 3 , p. 1151-54.

Wilson, S. (1925): "Some disorders of motility and of muscle tone with special reference to the corpus striatum"; The Lancet; Vol.2: 1-10.

Winter, D.A. (1930): „biomechanics and Motor Control of Human Movements“; JOHN WILEY & SONS Verlag; ISBN: 04-7039-818-3.

Wulf, V., Moritz, E.F., Müller, F., Stevens, G. (2009): “Computer Supported Collaborative Sports: An Emerging Paradigm”, Digital Technology and Sport.

Yoshimura, T., Yonezawa, Y., Maki, H. , Ogawa, H. , Ninomiya, I. , Caldwell, W.M. (2004): “An ECG electrode-mounted heart rate, respiratory rhythm, posture and behavior recording system”.Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS San Francisco, CA, USA.

Zappia, M., Montesanti, R., Colao, R., Quattrone, A. (1994): “Usefulness of movement time in the assessment of Parkinson’s disease”, Springer Verlag, p. 543-550.

Ziegler K., Schroeteler F., Ceballos-Baumann A.O., Fietzek U.M. (2007): „Gangstörungen“, Nervenheilkunde 10/2007.

Ziegler, K., Schroeteler, F., Ceballos-Baumann, A.O., Fietzek, U.M. (2010): “A new rating instrument to assess festination and freezing gait in Parkinsonian patients”. Movement Disorders; 25(8):1012-1019.