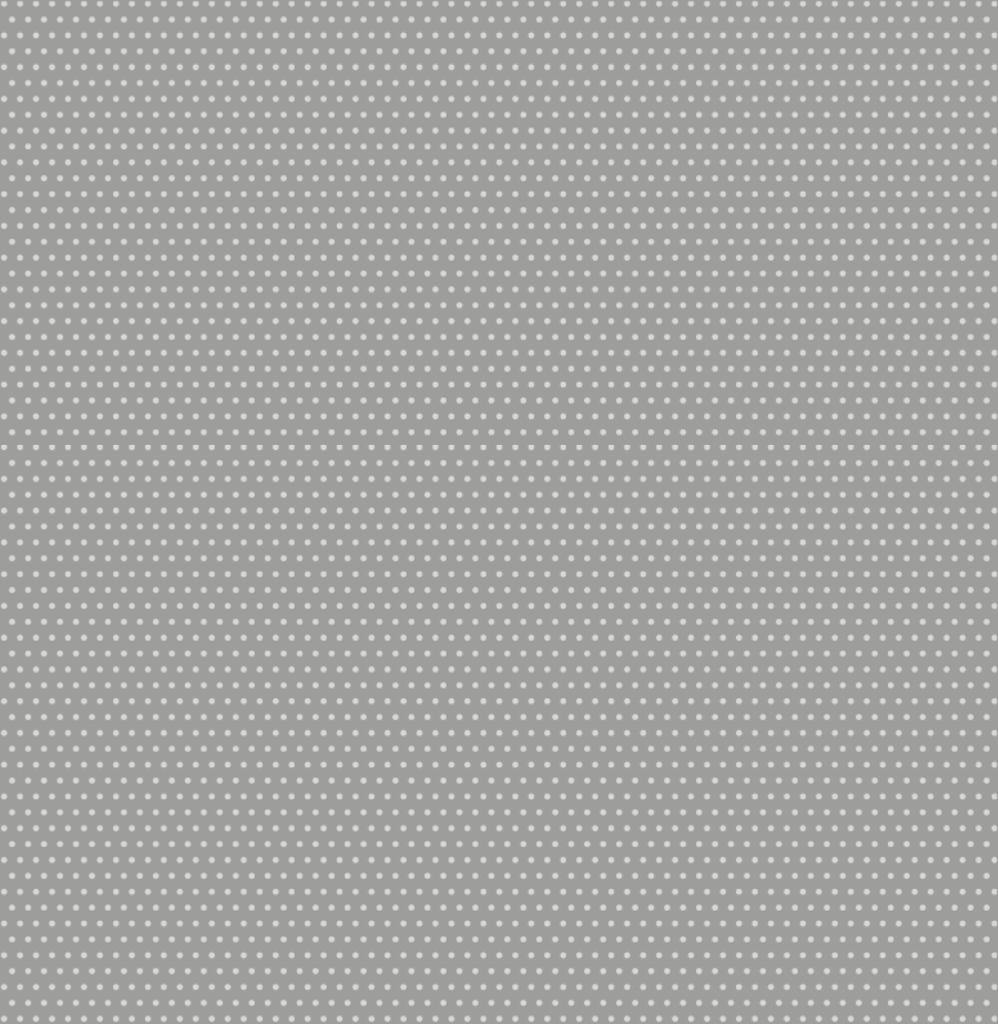


2/2011

## IFA-Report



Entwicklung und Evaluation eines  
Bewegungsmesssystems zur Analyse der  
physischen Aktivität





# Entwicklung und Evaluation eines Bewegungsmesssystems zur Analyse der physischen Aktivität

## Zusammenfassung

Die genaue Analyse des Aktivitätsverhaltens ist sehr bedeutsam für ein besseres Verständnis von Bewegung und Gesundheit am Arbeitsplatz sowie für die Entwicklung von effektiven Programmen zur Aktivitätsförderung. Derzeit existiert jedoch kein allgemein anerkanntes Verfahren zur objektiven und differenzierten Aktivitätsanalyse. Daher wurde in der vorliegenden Arbeit das mobile CUELA-Activity-System zur genauen Quantifizierung des Aktivitätsverhaltens entwickelt. Über den kombinierten Einsatz von Beschleunigungs- und Winkelgeschwindigkeitssensoren erfasst das Messsystem die Bewegungen des Rumpfes, der Beine und des Vorzugsarmes. Die miniaturisierten Sensoren werden mit elastischen und atmungsaktiven Bändern unter der Kleidung angebracht. Die Messdaten werden in einer tragbaren Speichereinheit aufgezeichnet und anschließend mit der zugehörigen Software ausgewertet. Die Software identifiziert Körperhaltungen und Tätigkeiten und bestimmt die Bewegungsintensität für einzelne Körperregionen sowie den gesamten Körper. Die Angaben zu Aktivitätsart und Bewegungsintensität sowie vorab erfasste Personendaten werden genutzt, um den Energieumsatz mit Hilfe eines Vorhersagemodells abzuschätzen. Zudem liefert die Software Statistiken zu Art, Intensität, Dauer und Frequenz von Aktivitäten. Dieses Modell zur Energieumsatzbestimmung wurde stufenweise in zwei Studien entwickelt. Anschließend wurde es in einer dritten Studie anhand einer unabhängigen Stichprobe validiert. Als Referenzmessung des Energieumsatzes kam jeweils mobile Spirometrie zum Einsatz. In einer vierten Studie wurde die automatische Aktivitätserkennung durch simultane Videoaufzeichnungen überprüft. Die Validierungsstudien zeigten, dass das Messsystem sehr genau die ausgeübte Aktivität erkennt (Fehlerquote: 1 %) und eine valide Abschätzung des Energieumsatzes liefert (mittlere Abweichung: 2,2 %). Mit dem CUELA-Activity-System steht zukünftig ein Messsystem zur Verfügung, das sich für eine genaue Aktivitätsanalyse eignet. Das System liefert differenzierte Informationen zum Bewegungsverhalten von Personen.

# **Development and evaluation of a movement measurement system for the analysis of physical activity**

## **Abstract**

Precise analysis of activity behaviour is very important for a better understanding of movement and health at the workplace, and for the development of effective programmes for promoting activity. At the present time however, no generally recognized method exists for the objective and differentiated analysis of activity. For this reason, the CUELA activity system was developed in the present study for the precise quantification of the activity behaviour. The measurement system records movements of the torso, legs and dominant arm by a combination of acceleration and angular velocity sensors. The miniature sensors are attached beneath the clothing by means of elastic and breathable strips. The measured data are recorded in a memory unit worn by the subject, and subsequently evaluated by means of the associated software. The software identifies body postures and tasks, and measures the intensity of movement, both for individual body regions and for the whole body. The activity type and intensity of movement and the personal data recorded beforehand are used to estimate the energy expenditure by means of a prediction model. The software also generates statistics on the type, intensity, duration and frequency of activity. This model for measuring the energy expenditure was developed in stages in two studies. It was then validated in a third study on an independent random sample. Mobile spirometry was used in each case for reference measurement of the energy expenditure. In a fourth study, the automatic activity detection was verified by means of simultaneous video recordings. The validation studies show that the measurement system detects the physical activity being performed with a high degree of accuracy (1% error rate) and delivers a valid estimation of the energy expenditure (mean deviation 2.2%). The CUELA activity system will thus serve in the future as a measurement system which is suitable for precise analysis of physical activity. The system delivers differentiated information on the movement behaviour of persons.

# Développement et évaluation d'un système de capture de mouvements pour l'analyse de l'activité physique

## Résumé

L'analyse précise de l'activité est très importante car elle permet de mieux comprendre les relations entre les mouvements et la santé au poste de travail ainsi que de développer des programmes efficaces de stimulation de l'activité. Cependant, il n'existe actuellement aucune méthode reconnue communément d'analyse objective et différenciée de l'activité. C'est pourquoi le système portatif CUELA Activity a été développé dans le cadre de ce travail de recherche pour permettre une quantification précise de l'activité. Grâce à la mise en œuvre combinée de capteurs d'accélération et de vitesse angulaire, ce système capte les mouvements du tronc, des jambes et du bras dont la personne se sert habituellement. Les capteurs miniaturisés sont fixés sous les vêtements à l'aide de bandes élastiques qui laissent respirer la peau. Les données de mesure sont enregistrées dans une unité de mémoire portative, puis évaluées avec le logiciel associé. Ce logiciel identifie les positions et les activités de la personne, et détermine l'intensité des mouvements pour les différentes régions corporelles ainsi que l'ensemble du corps. Les informations concernant le type d'activité et l'intensité des mouvements ainsi que des données relatives à la personne, saisies au préalable, sont utilisées pour estimer la dépense énergétique à l'aide d'un modèle. En outre, le logiciel fournit des statistiques concernant le type, l'intensité, la durée et la fréquence d'activités. Ce modèle pour la détermination de la dépense énergétique a été développé par étapes lors de deux études. Il a ensuite été validé sur un échantillon indépendant lors d'une troisième étude. Lors de chaque étude, des spiromètres portatifs ont été utilisés pour mesurer la valeur de référence de la dépense énergétique. Lors d'une quatrième étude, l'identification automatique de l'activité a été vérifiée grâce à des enregistrements vidéo effectués simultanément. Les études de validation ont montré que le système de capture identifie avec une très grande précision l'activité (taux d'erreurs : 1 %) et fournit une estimation valide de la dépense énergétique (écart moyen : 2,2 %). Le système CUELA Activity est un système de capture de mouvements qui permettra de réaliser une analyse précise de l'activité physique. Il fournit des informations différenciées sur les mouvements effectués par des personnes.

# Desarrollo y evaluación de un sistema de medición de movimiento para analizar la actividad física

## Resumen

El análisis preciso del comportamiento de actividad es muy significativo para comprender mejor el movimiento y la salud en el puesto de trabajo, así como para el desarrollo de programas efectivos que fomenten la actividad. Sin embargo, hoy día aún no existe ningún procedimiento reconocido general para analizar la actividad de forma objetiva y diferenciada. Por ello, el trabajo anterior se desarrolló el CUELA-Activity-System móvil para cuantificar con precisión el comportamiento de actividad. Mediante el uso combinado de sensores de aceleración y velocidad angular, el sistema de medición registra los movimientos del torso, las piernas y el brazo preferente. Los sensores miniaturizados se colocan debajo de la ropa mediante cintas elásticas y transpirables. Los datos de medición se indican en la unidad de memoria móvil y a continuación se evalúa con el software correspondiente. El software identifica posturas y actividades y determina la intensidad de los movimientos para cada una de las regiones del cuerpo, así como para todo el cuerpo. Los datos relativos al tipo de actividad y a la intensidad del movimiento, así como los datos personales registrados previamente se utilizan para estimar el volumen de energía con ayuda de un modelo de previsión. Además, el software proporciona estadísticas sobre el tipo, la intensidad, la duración y la frecuencia de actividades. Este modelo para determinar el volumen de energía fue desarrollado continuamente en dos estudios. Luego fue válido en un tercer estudio basado en una prueba aleatoria independiente. Como modo de medición de referencia del volumen de energía también se empleó la espirometría móvil respectiva. En un cuarto estudio se comprobó la detección de actividad automática mediante grabaciones de vídeo simultáneas. Los estudios de validación demostraron que el sistema de medición detecta con mucha precisión la actividad realizada (cuota de error: 1 %) y proporciona una estimación válida del volumen de energía (divergencia media: 2,2 %). Con el CUELA-Activity-System está disponible en el futuro un sistema de medición ideal para analizar con precisión la actividad. El sistema proporciona información diferenciada relativa al comportamiento de movimiento de las personas.

# Inhalt

<b>1</b>	<b>Einleitung .....</b>	<b>11</b>
1.1	Problem .....	11
1.2	Zielsetzung .....	12
1.3	Vorgehen .....	12
<b>2</b>	<b>Erfassung physischer Aktivität .....</b>	<b>13</b>
2.1	Relevanz.....	13
2.2	Verfahren zur Aktivitätsanalyse .....	14
2.2.1	Messung im Labor .....	15
2.2.2	Beobachtung .....	16
2.2.3	Befragung .....	16
2.2.4	Messung physiologischer Parameter .....	18
2.2.4.1	Doubly Labeled Water .....	18
2.2.4.2	Herzfrequenz .....	18
2.2.5	Messung mit einfachen Bewegungssensoren .....	20
2.2.5.1	Schrittzähler.....	20
2.2.5.2	Beschleunigungssensoren .....	21
2.2.5.3	Weitere Bewegungssensoren.....	22
2.2.6	Kombinierte Systeme und Multi-Sensor-Systeme .....	23
2.2.6.1	Kombination von physiologischen und Bewegungssensoren.....	23
2.2.6.2	Einsatz von Bewegungssensoren an verschiedenen Körperpositionen (Multi-Sensor-Systeme).....	25
2.2.7	Zusammenfassende Betrachtung.....	29
<b>3</b>	<b>Übergeordneter Methodenteil .....</b>	<b>33</b>
3.1	Das CUELA-Activity-System zur Aktivitätsanalyse .....	33
3.1.1	Hintergrund: Das CUELA-System .....	33
3.1.1.1	Datenerfassung mit CUELA .....	34
3.1.1.2	Datenauswertung mit der WIDAAN-Software.....	36
3.1.1.3	Entwicklungsperspektive .....	40
3.1.2	Entwicklung des CUELA-Activity-Systems .....	41
3.1.2.1	Hardware .....	41
3.1.2.2	Systemanbringung .....	44
3.1.2.3	Bestimmung der Aktivitätsintensität.....	46
3.1.2.4	Automatische Aktivitätserkennung .....	49
3.1.2.5	Abschätzung des Energieumsatzes .....	52

3.2	Referenzmessungen des Energieumsatzes .....	53
3.2.1	Mobile Spirometrie.....	53
3.2.2	Herzfrequenzbasierte Energieumsatzbestimmung .....	54
3.2.3	Aktivitätssensor AiperMotion .....	56
3.3	Methodenvergleich .....	56
<b>4</b>	<b>Empirischer Teil .....</b>	<b>59</b>
4.1	Vorstudie zur Energieumsatzbestimmung mit dem CUELA-Activity-System .....	59
4.1.1	Methode .....	59
4.1.1.1	Versuchspersonen.....	59
4.1.1.2	Aktivitätsprotokoll.....	60
4.1.1.3	Messungen .....	61
4.1.1.4	Datenverarbeitung .....	62
4.1.2	Ergebnisse .....	63
4.1.2.1	Vorhersageentwicklung .....	63
4.1.2.2	Vorhersageüberprüfung.....	65
4.1.3	Diskussion .....	65
4.1.3.1	Vorhersageentwicklung .....	65
4.1.3.2	Vorhersageüberprüfung.....	66
4.1.4	Schlussfolgerungen .....	66
4.2	Kalibrierung der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems .....	67
4.2.1	Methode .....	68
4.2.1.1	Versuchspersonen.....	68
4.2.1.2	Aktivitätsprotokoll.....	68
4.2.1.3	Messungen .....	70
4.2.1.4	Datenverarbeitung .....	70
4.2.2	Ergebnisse .....	71
4.2.3	Diskussion .....	75
4.2.4	Schlussfolgerungen .....	76
4.3	Validierung der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems .....	77
4.3.1	Methode .....	78
4.3.1.1	Versuchspersonen.....	78
4.3.1.2	Aktivitätsprotokoll.....	78
4.3.1.3	Messungen .....	79
4.3.1.4	Datenverarbeitung .....	80

4.3.2	Ergebnisse .....	82
4.3.2.1	Deskriptive Ergebnisdarstellung .....	82
4.3.2.2	Vorhersagegüte der untersuchten Methoden .....	85
4.3.2.3	Vergleich der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems mit mobiler Spiroergometrie .....	86
4.3.2.4	Vergleich der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems mit herkömmlichen Verfahren im Feld .....	89
4.3.3	Diskussion .....	92
4.4	Überprüfung der automatischen Aktivitätserkennung des CUELA-Activity-Systems .....	95
4.4.1	Methode.....	95
4.4.1.1	Datenerfassung .....	95
4.4.1.2	Datenverarbeitung .....	95
4.4.2	Ergebnisse.....	96
4.4.3	Diskussion .....	97
4.5	Übergreifende Diskussion .....	99
<b>5</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick .....</b>	<b>101</b>
<b>6</b>	<b>Literatur .....</b>	<b>103</b>
<b>Anhang</b>	<b>.....</b>	<b>113</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>.....</b>	<b>117</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>.....</b>	<b>119</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>.....</b>	<b>120</b>

## Danksagung

Mit der Fertigstellung der Dissertationsschrift möchte ich mich bei denjenigen bedanken, die mich auf dem Weg dorthin begleitet und unterstützt haben.

Ich danke meinem Doktorvater Professor Dr. *Jens Kleinert* für seine Bereitschaft, sich auf das Thema einzulassen sowie für seinen Rat und die anregenden Diskussionen, die zum Gelingen der Arbeit beigetragen haben. Mein besonderer Dank gilt Dr. *Rolf Ellegast*, der durch seine fachliche Unterstützung und konstruktive Kritik den Fortgang des Dissertationsprojektes gefördert hat. Bei Privatdozent Dr. *Ulrich Glitsch* möchte ich mich für die bereitwillige Übernahme des Zweitgutachtens und die wertvollen Hinweise bedanken.

Für die vielen hilfreichen Anregungen sowie die fachliche und technische Unterstützung bedanke ich mich herzlich bei meinen Kolleginnen und Kollegen im Referat Ergonomie/Arbeitswissenschaft des IFA: *Mark Brütting, Dirk Ditchen, Ingo Hermanns, Dr. Ulrike Hoehne-Hückstädt, Rainer Lietz, Markus Post, Nastaran Raffler* und *Christoph Schiefer*.

Für die Unterstützung bei der Datenerhebung danke ich *Sebastian Kneifel*.

Ein großes Dankeschön geht zudem an alle Personen, die sich zur Teilnahme an den Untersuchungen bereit erklärt haben und somit maßgeblich an dieser Arbeit mitgewirkt haben.

Meinen Eltern und meinem Freund *Sascha* danke ich für ihre jahrelange Unterstützung und ihren motivierenden Zuspruch.

Abschließend möchte ich noch einen besonderen Dank an *Lena Schneider* aussprechen, ohne deren Initiative die Arbeit in dieser Weise nicht zustande gekommen wäre.

*Britta Weber*

# 1 Einleitung

## 1.1 Problem

Die Relevanz des Bewegungsmangels als Risikofaktor für eine ganze Reihe von chronischen Krankheiten wie auch das Potenzial von körperlicher Aktivität als vielfältige Gesundheitsressource ist in der wissenschaftlichen Literatur gut belegt, z. B. [1]. Der Förderung von gesundheitswirksamer Bewegung kommt nicht nur aus Gründen der individuellen Lebensqualität und Gesundheit, sondern auch aus volkswirtschaftlicher Sicht eine große Bedeutung zu. In der internationalen Public-Health-Diskussion hat sich im letzten Jahrzehnt ein umfassendes Konzept von „gesundheitsfördernder körperlicher Aktivität“ (health enhancing physical activity) durchgesetzt, das neben den freizeitbezogenen Bewegungsaktivitäten – zu denen in der Regel auch der Sport gezählt wird – die alltägliche körperliche Aktivität im Kontext von Berufs- und Hausarbeit sowie zur Überwindung von Wegen (wie Rad fahren oder Treppen steigen) gleichgewichtig mit einbezieht.

Die Dosis-Wirkungs-Beziehung zwischen der Aktivität im Alltag und der Erhaltung oder Verbesserung des funktionalen Gesundheitszustandes ist bislang jedoch nicht hinreichend bekannt. Um den komplexen Zusammenhang zwischen körperlicher Bewegung und ihrer Gesundheitswirksamkeit genauer zu analysieren, müssen Art und Ausmaß der alltäglichen Aktivität in der Bevölkerung objektiv und reliabel erhoben werden. Das Grundproblem bei der Quantifizierung körperlicher Aktivität liegt in dem Fehlen einer allgemein anerkannten Erfassungsmethode [2].

In der Vergangenheit wurde körperliche Aktivität im Alltag in Abhängigkeit vom jeweiligen Forschungsziel anhand unterschiedlicher Verfahren untersucht. In erster Linie kamen Befragungsmethoden zum Einsatz, die sich durch Ökonomie und hohe Praktikabilität selbst bei großen Stichproben auszeichnen. Sie können allerdings nicht alle im menschlichen Bewegungsalltag vorkommenden Aktivitäten abdecken und sind in hohem Maße abhängig vom individuellen Erinnerungsvermögen und von subjektiven Einschätzungen. Zur objektiven Analyse der alltäglichen körperlichen Aktivität ist daher ein elektronisches Messinstrument erforderlich, auf dessen Grundlage eine Weiterentwicklung der Befragungstechniken vorgenommen werden kann.

Es wurden bereits elektronisch arbeitende Messsysteme zur objektiven Erfassung körperlicher Aktivität entwickelt und auf ihre Anwendbarkeit hin geprüft. Zahlreich sind insbesondere die Bemühungen zur Entwicklung von Messsystemen, die mit Bewegungssensoren arbeiten. Bewegungssensoren eignen sich aufgrund ihrer geringen Größe für eine relativ rückwirkungsfreie Aktivitätserfassung. Zur Anwendung kommen meist Ein-Sensor-Systeme, deren Differenzierungsfähigkeit jedoch begrenzt ist. Detailliertere Informationen zum Aktivitätsverhalten liefern Messsysteme, die mit mehreren Sensoren arbeiten. Die großflächige Verwendung eines derartigen Messinstruments ist jedoch in der Gesundheitsforschung bisher nicht dokumentiert.

In der Arbeitswissenschaft findet ein Messsystem regelmäßigen Einsatz zur Bewegungs- und Belastungsanalyse an Arbeitsplätzen. Das vom Institut für Arbeitsschutz der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung (IFA) entwickelte CUELA-Messsystem (Computerunterstützte Erfassung und Langzeitanalyse von Belastungen auf das Muskel-Skelett-System) erfasst mithilfe verschiedener Sensoren Oberkörper- und Beinhaltungen sowie Fußdruckverteilungen und wertet diese Daten automatisiert nach arbeitswissenschaftlichen und biomechanischen Verfahren aus. Das CUELA-System bietet eine gute Ausgangsbasis für die Weiterentwicklung bzw. Modifikation in Richtung eines Aktivitätsmessinstruments. Über die

Verwendung miniaturisierter Bewegungssensoren ist eine bezüglich des apparativen Aufwands reduzierte Variante des Originalsystems denkbar. Durch Anpassungen in der Software könnte die automatische Auswertung um weitere relevante Aspekte der physischen Aktivität ergänzt werden. Die Modifikation eines bestehenden Systems, wie dem CUELA-System, hat generell den Vorteil, dass auf bereits vorhandene und in der Praxis bewährte Komponenten der Messtechnik und der Datenauswertung zurückgegriffen werden kann.

## **1.2 Zielsetzung**

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Entwicklung und Evaluierung eines Aktivitätsmesssystems. Zu diesem Zweck soll das CUELA-System derart modifiziert werden, dass es für die Erfassung und Auswertung körperlicher Aktivität im Alltag eingesetzt werden kann. Es soll getestet werden, ob mithilfe von Beschleunigungsaufnehmern und Winkelgeschwindigkeitssensoren Bewegungsmessdaten generiert werden können, die eine Nutzung der bestehenden CUELA-Auswertungssoftware ermöglichen. Außerdem soll eine Weiterentwicklung des Datenauswertungsprogramms erfolgen. Zum einen soll die bestehende Aktivitätserkennung um zusätzliche Körperhaltungen und Tätigkeiten erweitert werden. Zum anderen soll ein Modell zur Bestimmung des Energieumsatzes entwickelt und kalibriert werden. Im Anschluss an die Entwicklung sollen die neuen Funktionen einer Validierung unterzogen werden.

## **1.3 Vorgehen**

Der theoretische Teil soll dem Leser einen Überblick über den aktuellen Kenntnis- und Forschungsstand auf dem Gebiet der Erfassung physischer Aktivität verschaffen. Zunächst wird geklärt, welchen Stellenwert körperliche Aktivität in der Gesundheitsforschung einnimmt und warum es überhaupt zweckmäßig erscheint, sie zu quantifizieren. In einem allgemeinen Überblick werden die verschiedenen zur Aktivitätsanalyse zur Verfügung stehenden Verfahren vorgestellt und diskutiert. Besondere Aufmerksamkeit wird hierbei den auf Bewegungssensoren basierenden Instrumenten gewidmet.

Im übergeordneten Methodenteil werden alle Messsysteme und Verfahren vorgestellt, die im empirischen Teil zum Einsatz gekommen sind. Ausgehend von einer kurzen Vorstellung des originalen CUELA-Systems wird zunächst die Entwicklung des CUELA-Activity-Systems beschrieben. Es wird sowohl auf die Modifikationen in der Hardware als auch in der Software eingegangen. Im Anschluss werden die eingesetzten Referenzmessungen des Energieumsatzes sowie das zur Validierung verwendete Verfahren zum Methodenvergleich erläutert.

Der empirische Teil umfasst insgesamt vier Studien, wobei sich die ersten drei Studien mit der Kalibrierung und Validierung der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems beschäftigen und in der vierten Studie die automatische Aktivitätserkennung des Systems mittels simultaner Videoaufzeichnung überprüft wird.

Unter Einbeziehung der Untersuchungsergebnisse erfolgen eine abschließende Bewertung des Messsystems sowie der Ausblick auf dessen zukünftige Einsatzmöglichkeiten im Rahmen der Arbeitswissenschaft und Gesundheitsforschung.

## 2 Erfassung physischer Aktivität

### 2.1 Relevanz

In vielen Lebensbereichen, wie im Haushalt, bei der Arbeit oder dem Zurücklegen von Wegstrecken, hat sich die Notwendigkeit, körperlich aktiv zu sein, in den vergangenen Jahrzehnten ständig verringert. Ein höherer Lebensstandard und der weit verbreitete Einsatz von Arbeitserleichterungen haben zu einem überwiegend sitzenden Lebensstil in den Industrienationen geführt. In diesem Zusammenhang haben sich bereits die Begriffe „sedentary lifestyle“ und „sedentary workstyle“ ausgebildet [3]. Die Zunahme des Bewegungsmangels in den letzten 50 Jahren resultiert vor allem aus deutlichen Rückgängen der berufsbezogenen, transportbezogenen und haushaltsbezogenen Aktivität [4]. So verbringen z. B. 60 % der Erwerbstätigen in Deutschland – das entspricht 22,5 Mio. Menschen – ihren Arbeitsalltag überwiegend im Sitzen [5].

Die durch Bewegungsmangel und monotone Bewegungsabläufe gekennzeichneten Lebensgewohnheiten scheinen in engem Zusammenhang mit der ständig wachsenden Zahl chronischer Krankheiten zu stehen [6 bis 8]. Ein körperlich inaktiver Lebensstil gilt als wesentlicher verhaltensbezogener Risikofaktor, mit dem eine Vielzahl von Gesundheitsgefährdungen einhergeht. Hierzu zählen Erkrankungen des Herz-Kreislauf-Systems, Diabetes, Übergewicht, Bluthochdruck, Osteoporose, Rückenbeschwerden und auch psychische Störungen [3; 7 bis 9].

Regelmäßige physische Aktivität wirkt nicht nur den genannten Risiken entgegen, sie fördert zugleich die körperliche Fitness sowie das physische und mentale Wohlbefinden und damit auch die allgemeine Leistungsfähigkeit. Zudem stellt sie einen wichtigen Aspekt bei rehabilitativen Maßnahmen zur Wiederherstellung der Gesundheit dar. Bewegung und körperliche Aktivität wirken sich aber nicht nur entscheidend auf die individuelle Lebensqualität aus, sondern besitzen auch eine wirtschaftliche Dimension. Vorliegende Studien betonen die Krankheitskosten verursachenden Aspekte eines inaktiven Lebensstils. Bewegungsmangel wird inzwischen für 20 bis 25 % der jährlichen Krankheitskosten in Deutschland [10] und bis zu 10 % aller Todesfälle in Europa verantwortlich gemacht [11]. Zudem lenken die aktuelle demografische Entwicklung und die steigende Zahl von Arbeitsunfähigen in den Industrienationen mehr denn je die Aufmerksamkeit der Regierungen auf das Problem der Krankheiten des Bewegungsapparates [12].

Aufgrund der Stellung als zentraler Einflussfaktor in der Prävention und Behandlung von Krankheiten kommt der genauen und verlässlichen Quantifizierung des Bewegungsausmaßes eine große Bedeutung zu [13]. Es scheint offensichtlich, dass körperlich aktivere Menschen ein geringeres Risiko für bestimmte Krankheiten aufweisen als solche, die sich weniger bewegen und viel sitzen. Jedoch weiß man bislang wenig darüber, welche Komponenten körperlicher Aktivität welche Gesundheitseffekte besitzen, warum manche Personen aktiver sind als andere oder wie sich Fördermaßnahmen tatsächlich auf das Aktivitätsverhalten auswirken. Um hier die zugrunde liegenden Mechanismen genauer untersuchen zu können, muss physische Aktivität quantifiziert werden. *Bauman* et al. [13] betonen die Notwendigkeit der Aktivitätserfassung für folgende Einsatzbereiche in der Gesundheitsforschung:

- epidemiologische Studien zum besseren Verständnis der Wechselbeziehung zwischen physischer Aktivität und der physischen und mentalen Gesundheit,
- Monitoring von Aktivitätsleveln innerhalb einer Population bzw. zwischen verschiedenen Populationen,

- Untersuchung von Zusammenhängen und Determinanten physischer Aktivität und Klärung der Frage, warum bestimmte Personen oder Gruppen aktiver sind als andere,
- Quantifizierung der Wirksamkeit und Effektivität von Gesundheitsförderprogrammen und Interventionsmaßnahmen zur Aktivitätsförderung,
- Bereitstellung einer eindeutigen Beweislage, um die Notwendigkeit für umfassendere Maßnahmen der Gesundheitsförderung herauszustellen.

Aufgrund der unbestritten hohen Gesundheitsbedeutung von körperlicher Aktivität und der insgesamt geringen Aktivitätsrate in der Bevölkerung [7], stellt Bewegungsförderung eine zentrale gesellschaftliche Herausforderung dar. Neben speziell ausgeübtem gesundheitsorientiertem Fitnesstraining rückt hier verstärkt die Ausschöpfung des Bewegungspotenzials im Alltag in den Fokus. Insbesondere bietet sich die Durchführung von Aktivierungsmaßnahmen im Rahmen der betrieblichen Gesundheitsförderung an, denn am Arbeitsplatz kann eine große Personengruppe erreicht werden, die hier zudem einen Großteil des Tages verbringt. Die vielfach belegten positiven Auswirkungen zeigen sich bereits bei einer geringen zusätzlichen Aktivierung (1 000 kcal/Woche) und verweisen sowohl auf physiologische als auch auf psychosoziale Effekte [14]. Hieraus ergibt sich die besondere Notwendigkeit eines Instrumentariums, mit dem die Wirksamkeit derartiger Fördermaßnahmen analysiert werden kann.

Gerade im Zusammenhang mit Bewegungsmangel kommt auch dem Energiebedarf – der häufig im Missverhältnis zur Energiezufuhr steht – ein erhöhter Stellenwert zu. Vor diesem Hintergrund sollte eine umfassende Analyse des Aktivitätsverhaltens auch die Bestimmung von Energieumsätzen beinhalten.

## 2.2 Verfahren zur Aktivitätsanalyse

Die verschiedenen Verfahren, die zur Analyse physischer Aktivität zur Verfügung stehen, variieren in hohem Maße hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit in der epidemiologischen Forschung, in der klinischen Praxis, in Interventionsstudien und der personengebundenen Erfassung. Große Probleme bei der Messung körperlicher Aktivität rühren daher, dass es sich um eine komplexe Verhaltensweise handelt, für die es bislang keine allgemein anerkannte Erfassungsmethode gibt [2]. Allein für die Erfassung der aktuellen körperlich-sportlichen Aktivität nennen *Bouchard* et al. [15] beispielsweise über 50 verschiedene Techniken. Sie machen die Auswahl des einzusetzenden Verfahrens von folgenden Faktoren abhängig:

- dem jeweiligen Untersuchungsziel,
- der Größe und demografischen Charakteristik der zu untersuchenden Population,
- der Angemessenheit in Bezug auf Kosten und Zeit für Datenerhebung und Datenauswertung,
- der Anwendbarkeit im Hinblick auf die Akzeptanz bei den Versuchspersonen,
- der Eignung hinsichtlich der Rückwirkungsfreiheit auf das Aktivitätsverhalten sowie
- der Reliabilität und Validität des Messinstruments.

Ebenso wichtig ist die Überlegung, welche Dimensionen der physischen Aktivität überhaupt erfasst werden sollen und welche Messmethoden dafür geeignet sind [16]. Gemeint sind die Beschreibungsdimensionen Art, Intensität, Dauer und Häufigkeit der körperlichen Aktivität.

Bei den verfügbaren Verfahren zur Erfassung von körperlicher Aktivität kann man zwischen direkten und indirekten Messverfahren unterscheiden [17]. Zu den direkten Verfahren gehören Verhaltensbeobachtungen, Tagebuchaufzeichnungen, Befragungsmethoden und die objektive Registrierung von Körperbewegungen durch elektronische oder mechanische Instrumente. Die indirekten Verfahren basieren auf der Tatsache, dass bei der Ausübung körperlicher Aktivität Energie verbraucht wird und hierbei entsprechende physiologische Prozesse ablaufen. Demnach erfolgt die Abschätzung des Aktivitätsniveaus entweder durch Bestimmung der Energiezufuhr (z. B. Ernährungsprotokolle) oder durch Abschätzung des Energieverbrauchs (z. B. Erfassung des Sauerstoffverbrauchs, der Herz- oder Atemfrequenz).

### 2.2.1 Messung im Labor

Die Laborverfahren eignen sich nicht zur Aktivitätserfassung in Untersuchungen mit großen Stichprobenumfängen. Sie dienen jedoch der Validierung geeigneter Feldmethoden und der exakten Ermittlung des Energieumsatzes bei spezifischen Aktivitäten. Hierbei kann zwischen physiologischen Methoden zur Energieumsatzbestimmung und biomechanischen Verfahren zur Bewegungsanalyse unterschieden werden [6].

Der Energieumsatz eines Individuums kann über die direkte oder indirekte Messung der Wärmeproduktion (Kalorimetrie) bestimmt werden. Dabei wird davon ausgegangen, dass die gesamte Energie, die im Körper durch Oxidation der Nährstoffe entsteht, letztendlich zu Wärme umgewandelt wird. Bei der direkten Kalorimetrie hält sich die Person in einer wärmeisolierten Kammer auf, sodass Temperaturdifferenzen direkt gemessen werden können. Die Methode ist sehr exakt, aber mit einem hohen messtechnischen Aufwand verbunden. Bei der indirekten Kalorimetrie werden Sauerstoffverbrauch und Kohlendioxidproduktion in der Atemluft gemessen, um hieraus die Wärmeproduktion zu berechnen. Die Atemgase werden entweder in einer Respirationkammer oder mittels stationärer oder tragbarer Instrumente (Atemhauben, Gesichtsmasken oder Nasenclip und Mundstück) gemessen (hierzu ausführlich [6; 18]). Über die zugehörige Software liefern die Systeme sowohl Verlaufs- als auch Gesamtwerte. Die mobilen Geräte können zwar außerhalb des Labors eingesetzt werden, stellen aber aufgrund der Apparatur, ihres Gewichts (1 bis 3 kg) und ihrer Handhabung eine Behinderung im Alltag dar [19]. Um die Atemgasanalyse nicht zu verfälschen, darf der Proband z. B. während der Messung nicht sprechen.

Eine weitere Möglichkeit, auf den Energieumsatz zu schließen, ist die Bestimmung des Energiegehalts der zugeführten Nahrung. Dabei kann die Nahrungsenergie relativ präzise mit einem Verbrennungskalorimeter im Labor (oder wesentlich ungenauer über Aufzeichnungen der Probanden) ermittelt werden. Unbedingte Voraussetzung für diese Methode ist eine ausgeglichene Energiebilanz bei den Untersuchungsteilnehmern. Kritisch zu sehen ist, dass hierbei eine hundertprozentige Nahrungsverwertung angenommen wird.

Der Energieumsatz kann auch biomechanisch über Kinematografie oder die Bewegungsanalyse mittels Kraftmessplatten abgeschätzt werden [6]. Beide Verfahren erlauben Rückschlüsse auf Ortsveränderungen und Beschleunigungen des Körpers bzw. einzelner Körpersegmente, worüber dann die aufgewendete Energie ermittelt wird. Wird beispielsweise eine sich bewegende Person mit einer Hochgeschwindigkeitskamera gefilmt, kann bei bekannter Masse der Körpersegmente die Energiemenge geschätzt werden, die zur Ausübung der Bewegung erforderlich ist (hierzu ausführlich [20]). Aus gemessenen Kraft-Zeit-Verläufen von Bewegungen kann die geleistete mechanische Arbeit abgeleitet und ebenfalls zur Abschätzung energetischer Kosten genutzt werden. *Sun* und *Hill* bauten eine Kraftmessplatte in einen Raumkalorimeter ein und fanden hohe Korrelationen zwischen gemessenem und geschätztem Energieverbrauch während Gehen und Treppe steigen [21].

Das gängigste Laborverfahren stellt jedoch die indirekte Kalorimetrie dar. *Andre* und *Wolf* geben für die portablen Systeme zur Atemgasanalyse zusammenfassend eine Messungenauigkeit von 5 bis 10 % an [19].

### 2.2.2 Beobachtung

Versuchspersonen können direkt oder indirekt (z. B. anhand eines Videos) beobachtet werden. Ein direkter Beobachter muss gleichzeitig eine Vielzahl von Informationen wahrnehmen und aufzeichnen. Gerade bei langen Beobachtungszeiträumen können Fehler durch nachlassende Konzentration entstehen. Die indirekte Beobachtung bietet den Vorteil, dass eine Aufnahme beliebig oft wiederholt und von verschiedenen Beobachtern beurteilt werden kann, was zu einer höheren Objektivität beiträgt. Zudem können längere Zeiträume im Zeitraffer betrachtet werden [2].

Ein genereller Vorzug von Beobachtungen besteht darin, dass man nicht auf das Erinnerungsvermögen und die Selbsteinschätzungen der Probanden angewiesen ist und diese während der Messung nicht durch Geräte behindert. Dennoch sind Beobachtungen nicht praktikabel für groß angelegte epidemiologische Studien, da sie zeit- und kostenaufwendig sind. Zudem ist von Rückwirkungen auf das Verhalten der Versuchsperson auszugehen, da der Beobachter in die Privatsphäre der Versuchsperson eindringt. Beobachtungen eignen sich für Studien mit geringer Stichprobengröße – besonders für junge Kinder, bei denen andere Methoden ungeeignet sind – oder zur Validierung von Fragebogenerhebungen [9; 22].

### 2.2.3 Befragung

Die Befragung ist das am häufigsten eingesetzte Instrument in der epidemiologischen Forschung [2; 9]. Sie kann als persönliches oder telefonisches Interview oder mittels eines eigenständig auszufüllenden Fragebogens durchgeführt werden. Die existierenden Befragungsinstrumente zur Aktivitätserfassung unterscheiden sich

- in ihren Referenzzeiträumen (z. B. gestriger Tag, letzte Woche, vergangenes Jahr oder das ganze Leben),
- in Bezug auf Komplexität und inhaltliche Detailliertheit (von „One-Question-Questionnaires“ bis hin zu Instrumenten mit mehr als 100 Einzelfragen) sowie
- hinsichtlich der berücksichtigten Lebensbereiche (z. B. Berufs- oder Freizeitaktivität).

Detaillierte Befragungsinstrumente mit längeren Bezugszeiträumen geben ausführliche quantitative und qualitative Auskünfte zur ausgeübten Aktivität mit dem Nachteil des zeitlichen Aufwandes für Auswerter und Teilnehmer. Bei Befragungen mit wenigen einfachen Fragen ist der Kosten- und Zeitaufwand niedriger, sie liefern jedoch nur geringe Differenzierungsmöglichkeiten der gewonnenen Informationen [2]. Sehr kurze Referenzzeiträume gibt es bei sog. Bewegungstagebüchern (oder Aktivitätsprotokollen). Hierbei müssen die Probanden in regelmäßigen Zeitabständen (z. B. alle 15, 30 oder 60 Minuten) Angaben zur ausgeübten körperlichen Aktivität machen. Entweder wird die (dominierende) Tätigkeit frei eingetragen oder es muss eine Aktivität aus einer Liste ausgewählt werden. Bei einigen Instrumenten wird zusätzlich noch die jeweilige Intensität abgefragt (z. B. leicht, moderat, hoch). Ausführliche Beschreibungen und Beurteilungen von Befragungsinstrumente zur Aktivitätserfassung findet man beispielsweise bei *Bauman* et al. [13], *Montoye* et al. [6], *Woll* [2] oder für Jugendliche bei *Corder* et al. [22].

Allgemein zeichnet sich die Befragungsmethode durch hohe Durchführungsökonomie und Praktikabilität aus, weshalb sie bei großen Stichproben häufig die einzige anwendbare

Methode darstellt [17]. Zudem sind aufgrund des zurückliegenden Referenzzeitraumes bei einmaligen Befragungen keine Rückwirkungen auf das Aktivitätsverhalten der Probanden möglich.

Schwierigkeiten hinsichtlich der Reliabilität von Befragungen ergeben sich durch saisonale Einflüsse oder wenn sich individuelle Gewohnheiten häufig mit der Zeit ändern [9; 13]. Befragungsinventare haben häufig einen starken Fokus auf die Teilnahme am organisierten Sport oder die Ausübung sportlichen Trainings. Daher eignen sie sich eher für Männer und junge Erwachsene, da Frauen und ältere Menschen üblicherweise seltener an derartigen Aktivitäten teilhaben [9]. Zudem wird die Aktivität von Frauen unterbewertet, wenn Haushaltstätigkeiten gar nicht oder nicht in vollem Umfang erfasst werden [6]. *Shepard* hält es für ein generelles Problem, wenn Tätigkeiten ausgeübt werden, die gar nicht in der Liste der abgefragten Aktivitäten aufgeführt sind [23].

Das größte Defizit der Befragungstechniken besteht jedoch darin, dass sich die Untersuchungsteilnehmer nicht notwendigerweise exakt an ausgeführte Aktivitäten und relevante Details erinnern und dass die Angaben durch Meinungen und Empfindungen von Probanden und Untersuchern beeinflusst werden [6; 22]. Zahlreiche Studien ergaben, dass Befragte zur Überschätzung von Dauer und Intensität der ausgeübten Aktivität tendieren; so wurde z. B. die Dauer sitzender Tätigkeiten immer wieder unterschätzt, während die für körperliche Betätigung in Anspruch genommene Zeit überbewertet wurde. Dies konnte sowohl für Erwachsene (z. B. [24 bis 28]) als auch für Jugendliche und Kinder (z. B. [28 bis 30]) belegt werden. *Slootmaker* et al. [28] fanden beispielsweise große Unterschiede zwischen selbstberichteter und über Accelerometer gemessener Aktivität: Erwachsene überschätzten die wöchentlich (moderat und intensiv) ausgeübte Tätigkeit um ca. 4,5 h, während Jugendliche im Mittel sogar 13 h zu viel angaben. *Klesges* et al. stellten fest, dass Männer im Gegensatz zu Frauen eher dazu neigen, die aktiv verbrachte Zeit überzubewerten und Übergewichtige ihren Aktivitätsgrad im Vergleich zu Normalgewichtigen eher unterschätzen [26].

Die Genauigkeit von Bewegungstagebüchern hängt maßgeblich davon ab, wie lang die einzelnen Aufzeichnungsintervalle sind und ob die Einträge zeitnah erfolgen. Das genaue und vollständige Führen eines Bewegungstagebuchs erfordert ein hohes Engagement seitens der Testpersonen. Selbst dann können Einträge vergessen oder nicht korrekt gemacht werden [6]. Hinzu kommen das mögliche Auftreten von Ermüdungseffekten sowie Rückwirkungen auf das Aktivitätsverhalten. Zu Verhaltensänderungen kommt es nach *Woll* [2] sowohl unbewusst durch die Aufmerksamkeitslenkung auf die alltägliche Aktivität als auch bewusst, um beispielsweise die Aufzeichnungen zu vereinfachen. *Anderson* et al. [31] verglichen Tagebuchaufzeichnungen mit accelerometerbasierter Bewegungserfassung bei Jugendlichen und fanden deutliche Überschätzungen der selbstberichteten Aktivität, insbesondere bei hohen Bewegungsintensitäten. Derartige Überschätzungen werden auch für Erwachsene berichtet [25].

Es ist somit nicht verwunderlich, dass auch beim Vergleich von mittels Selbstbericht abgeschätztem und objektiv gemessenem Energieumsatz keine zufriedenstellenden Übereinstimmungen berichtet werden. *Irwin* et al. fanden z. B. mittlere Überschätzungen von 30,6 %, wobei die Überschätzungen sowohl mit dem Alter als auch mit einem höheren Körperfettanteil zunahm [25]. In einer Untersuchung mit Kindern lag der abgeschätzte Energieumsatz im Mittel sogar um 78 % höher als die gemessene Referenz [32].

Anwendbarkeit und Eignung der verschiedenen Befragungsmethoden hängen im Wesentlichen von der Stichprobengröße und dem jeweiligen Untersuchungsziel ab: Die Methoden der Selbsteinschätzung werden dann als probat angesehen, wenn es um Momentaufnahmen des Aktivitätslevels von Populationen geht [13]. So eignet sich die Befragung nur bedingt, um das Aktivitätsverhalten einzelner Personen genau zu bestimmen. Auf Gruppenniveau hingegen gleichen sich Unter- und Überschätzungen häufig aus und man erhält gute Näherungen.

Dennoch eignen sich Selbstangaben nicht für Studien, die präzise Angaben des Energieumsatzes erfordern [33]. Für Einzelfallanalysen oder kleine Stichproben sind die genauesten Ergebnisse von tätigkeitsbegleitenden Aktivitätsprotokollen zu erwarten. Wenn im Rahmen der Interventionsforschung die Wirksamkeit von Programmen zur Aktivitätsförderung evaluiert werden soll, fordern *Bauman* et al. [13] den Einsatz genauerer und umfangreicherer Methoden. Um die Validität von Selbsteinschätzungen zu erhöhen, schlagen *McMurray* et al. [30] vor, objektive Verfahren zur Unterstützung heranzuziehen.

Insgesamt weiß man bei Selbsteinschätzungen zur physischen Aktivität bislang wenig darüber, wie Personen diese codieren und auf welche Aspekte (z. B. Dauer, Intensität und Kontext) sie dabei achten, wie diese gespeichert und wieder abgerufen werden [2; 9]. Des Weiteren ist unklar, was wie genau abrufbar ist und wie eine optimale Abrufstrategie aussehen müsste. *Ainsworth* et al. [9] berichten von Studien, die gezeigt haben, dass intensive körperliche Anstrengungen sowie strukturiertes Training und sportliche Betätigung genauer erinnert werden als moderate Aktivitäten, wie Gehen, Gartenarbeit oder Hausarbeitstätigkeiten. Daher werden objektive und möglichst genaue Verfahren benötigt, anhand derer die Fragebogentechniken weiterentwickelt und validiert werden können.

## 2.2.4 Messung physiologischer Parameter

### 2.2.4.1 Doubly Labeled Water

Die „Doubly isotopically labeled water“ (DLW)-Methode ist ein relativ neues Verfahren zur langfristigen Messung des Energieumsatzes. Die Testpersonen trinken hierbei Wasser, das mit den beiden stabilen Isotopen Deuterium ( $^2\text{H}$ ) und schwerem Sauerstoff ( $^{18}\text{O}$ ) angereichert ist. Da der Sauerstoff sowohl als Kohlendioxid ( $\text{CO}_2$ ) als auch als Wasser ( $\text{H}_2\text{O}$ ), der Wasserstoff hingegen nur als Wasser ausgeschieden wird, kann aus der unterschiedlichen Verschwindensrate der beiden Isotope auf die  $\text{CO}_2$ -Bildung geschlossen werden. Darüber wird dann die langfristige  $\text{O}_2$ -Aufnahme und somit der Energieumsatz durch körperliche Aktivität berechnet [6; 9; 18].

In Validierungsstudien mit indirekter Kalorimetrie hat sich die DLW-Methode als relativ genau herausgestellt. In der Literatur werden mittlere Fehlerraten von ca. 5 % berichtet [6; 9; 19; 34]. Als Vorteile dieser Technik nennen *Montoye* et al. [6], dass sowohl die Belastung für die Probanden als auch die Rückwirkung auf deren Aktivitätsverhalten ziemlich gering ist und sich die Anwendung für alle Altersgruppen gleichermaßen eignet. Die Nachteile liegen zum einen in den hohen Kosten (ca. 1 000 € pro Person) und der sich daraus ergebenden Untauglichkeit für große Stichprobenumfänge. Zum anderen erhält man keine Auskunft über Art, Intensität, Häufigkeit und Dauer einzelner Aktivitäten. Der Energieverbrauch wird über einen Zeitraum von ca. vier bis 21 Tagen gemessen. Verbrauchsspitzen in kurzen Perioden können daher nicht identifiziert werden. Detaillierte Informationen über bestimmte körperliche Aktivitäten, z. B. über sportliche Aktivität im Vergleich zur Arbeitsaktivität, sind mit dieser Methode nicht messbar [2].

### 2.2.4.2 Herzfrequenz

Die Messung der Herzfrequenz (HF) bietet die kontinuierliche Aufzeichnung eines physiologischen Prozesses, der potentiell die Frequenz, Dauer und Intensität physischer Aktivität widerspiegelt, ohne dass dabei die Versuchsperson in ihrer Aktivität eingeschränkt oder behindert wird [35]. Mithilfe von HF-Aufzeichnungen kann beispielsweise die Zeit ermittelt werden, die in verschiedenen Intensitätsstufen verbracht wird (z. B. Anzahl der Minuten oberhalb der Ruhe-HF oder einer anderen Grenze). Meistens wird jedoch eine Abschätzung

des Energieumsatzes vorgenommen: Labormessungen auf Laufband und Fahrradergometer ergaben, dass das HF-Niveau und die O<sub>2</sub>-Aufnahme (VO<sub>2</sub>) eine lineare Beziehung in annähernd allen Belastungsbereichen aufweisen [9]. Ist diese Beziehung bekannt, kann über die Aktivitäts-HF ( $HF_{Akt}$ ) und das kalorische Äquivalent<sup>1</sup> der Energieumsatz indirekt bestimmt werden. Zur Umsatzabschätzung mittels Herzfrequenz wird daher üblicherweise eine individuelle HF-VO<sub>2</sub>-Regressionsgleichung im Labor ermittelt, anhand derer im Feld aufgenommene HF-Werte dann in O<sub>2</sub>- bzw. Energieverbrauch umgewandelt werden. Auch die Hersteller von HF-Monitoren haben in ihren Geräten Berechnungen zur Konvertierung von Herzfrequenzen in Energieumsatz hinterlegt (z. B. Polar<sup>2</sup>).

Bei der Energieumsatzbestimmung über die Herzfrequenz sind jedoch mögliche Fehlerquellen zu beachten: Hohe Umgebungstemperatur und Luftfeuchtigkeit beispielsweise lassen die Herzfrequenz ansteigen, ohne dass eine vermehrte Sauerstoffaufnahme notwendig wird. Bei Verrichtung von statischer Muskularbeit kommt es ebenfalls zu einem unverhältnismäßigen Anstieg der Herzfrequenz gegenüber der O<sub>2</sub>-Aufnahme. Die Herzfrequenz ist bei gleichem Sauerstoffverbrauch für Armaktivitäten höher als für Aktivitäten, bei denen nur die Beine oder Beine und Arme involviert sind. Bei vergleichbaren Tätigkeiten weisen Männer gegenüber Frauen prinzipiell eine geringere Herzfrequenz auf. Dasselbe gilt für Trainierte gegenüber Untrainierten. Als weitere Störgrößen der HF-VO<sub>2</sub>-Beziehung gelten Alter, Gewicht, Flüssigkeitshaushalt, Körpertemperatur, Tageszeit, Müdigkeit, emotionaler Zustand, Körperposition, Sauerstoffgehalt der Luft (Höhenlage), Nahrungszufuhr, Koffein, Nikotin, vorangegangene Aktivitäten und involvierte Muskelmasse [6; 9; 34 bis 39].

Das größte Problem bei diesem Verfahren besteht allerdings in der Nicht-Linearität der HF-VO<sub>2</sub>-Beziehung bei sitzenden und anderen niedrig intensiven Tätigkeiten, da hier die o. g. Faktoren die größten Schwankungen verursachen [36 bis 38; 40]. *Freedson* und *Miller* [36] grenzen den Bereich des linearen Zusammenhangs auf 110 bis 150 Schläge pro Minute (bpm) ein. Somit kommt es zu umso größeren Abschätzungsfehlern je weniger aktiv die untersuchte Person ist. Vor dem Hintergrund des „sedentary lifestyle“ bzw. „sedentary workstyle“ stellt dies eine besondere Einschränkung dar. Um die Abschätzungsgenauigkeit zu erhöhen, bedient man sich der sog. HF-Flex-Methode [40]. Hierbei wird ein HF-Flex-Punkt bestimmt, der die HF-VO<sub>2</sub>-Beziehung in einen Ruhe- und einen Belastungsbereich unterteilt. Oberhalb des Flex-Punktes findet die unter Belastung erstellte Regressionsgleichung Anwendung. Unterhalb wird entweder eine fixe O<sub>2</sub>-Aufnahme (Abschätzung oder Messung) oder eine gesonderte, unter Ruhebedingungen ermittelte Regressionsgleichung herangezogen. Der HF-Flex-Punkt wird über den Mittelwert der mittleren Herzfrequenz in Ruhe (Sitzen, Liegen, Stehen) und der mittleren Herzfrequenz bei moderater Belastung bestimmt.

Der verbesserten Genauigkeit bei dieser Methode steht jedoch ein erhöhter Messaufwand zur Bestimmung der zusätzlichen Parameter gegenüber. Um auch mit geringerem Aufwand herzfrequenzbasierte Energieumsatzabschätzungen vornehmen zu können, wurden Verfahren entwickelt, bei denen keine individuelle Kalibrierung notwendig ist, z. B. über die prozentuale HF-Reserve [35] oder die HF-Variabilität [41]. Sowohl für Erwachsene als auch für Kinder konnten mithilfe der HF-Flex-Methode bislang gute Abschätzungen des Energieumsatzes vorgenommen werden. Vergleiche mit indirekter Kalorimetrie oder DLW ergaben moderate bis hohe Korrelationen ( $R = 0,54$  bis  $0,98$ ) und mittlere Abweichungen auf Gruppenniveau von  $\pm 10$  %, wobei jedoch individuelle Abweichungen von  $-36,2$  bis  $73,5$  % berichtet werden [37]. Auch *Strath et al.* [35] fanden für ihr %HF<sub>Reserve</sub>-Verfahren ohne individuelle

<sup>1</sup> Das kalorische Äquivalent (Energie-Äquivalent des Sauerstoffs) bezeichnet diejenige Energiemenge, die bei der Verbrennung von 1 l O<sub>2</sub> im Organismus freigesetzt wird. Das kalorische Äquivalent mitteleuropäischer Kost beträgt durchschnittlich 20,2 kJ pro Liter O<sub>2</sub>.

<sup>2</sup> Polar Electro Oy, Kempele, Finnland

Kalibration einen hohen Zusammenhang ( $R = 0,87$ ) mit der Kriteriumsmessung des Energieumsatzes.

Zu den Nachteilen des HF-Monitorings gehört, dass die eingesetzten Brustgurte von den Probanden als einengend empfunden werden können, da sie so angebracht werden müssen, dass ständiger Hautkontakt besteht. Die elektrodenbasierte HF-Aufzeichnung ist als Alternative nur bedingt geeignet, da die Elektroden schwieriger anzubringen sind, die Haut ggf. vorbehandelt werden muss und mit Irritationen zu rechnen ist [19]. Ein großes Problem beim HF-Monitoring stellt zudem die Störanfälligkeit durch elektrische oder magnetische Strahlung dar, sodass immer wieder falsche oder gar keine Messwerte aufgezeichnet werden [6; 37].

## 2.2.5 Messung mit einfachen Bewegungssensoren

### 2.2.5.1 Schrittzähler

Die ersten Schrittzähler (Pedometer) wurden bereits vor über 100 Jahren eingesetzt. Ihre Ursprünge gehen vermutlich auf *Leonardo da Vinci* (1452 bis 1519) zurück [6]. Ein Pedometer ist ein einfacher mechanischer oder elektronischer Bewegungsmesser, der auf vertikale Beschleunigungen des Körpers reagiert. Er wird meistens am Hosensbund, bei manchen Geräten auch am Bein, Arm oder Schuh, befestigt und registriert die Anzahl der Schritte beim Gehen und Laufen. Bei einigen Schrittzählern kann die Schrittlänge eingestellt werden, sodass neben den gezählten Schritten auch die Streckenlänge ermittelt wird. Schrittzähler, bei denen das Gewicht eingegeben werden kann, liefern eine Abschätzung des Energieverbrauchs für den zurückgelegten Weg. In der Gesundheitsforschung häufig eingesetzte Schrittzähler sind beispielsweise die Geräte der Fa. ACCUSPLIT<sup>3</sup> oder der Yamax Digi-Walker<sup>4</sup>.

Ein klarer Vorteil von Schrittzählern sind die geringen Kosten (ab ca. 10 bis 20 € bis zu 250 €). Sie spiegeln jedoch nur Bewegungen wider, die Ortsveränderungen des Körpers in vertikale Richtung aufweisen, wie Gehen, Rennen oder Springen. Aktivitäten ohne nennenswerte Beschleunigung in der vertikalen Achse – beispielsweise Rad fahren, Inline skaten oder Rudern – werden nicht erfasst, was zwangsläufig zu einer Unterschätzung der ausgeübten körperlichen Aktivität führt [6]. Zudem liefern Pedometer keine Angaben zur Intensität, Dauer und Frequenz physischer Aktivität [19]. Für Gehgeschwindigkeiten oberhalb von ca. 4,5 km/h haben sich viele Geräte als relativ valide bezüglich des Schrittezählens herausgestellt; bei langsameren Geschwindigkeiten wurden jedoch regelmäßig Unterschätzungen beobachtet [22; 36; 42 bis 44]. Auch Entfernungen werden nur ungenau gemessen, wenn sie nicht in konstantem Tempo zurückgelegt werden, da die Schrittlänge mit der Geschwindigkeit variiert [2]. Bei Abschätzungen des Energieverbrauches kommt es zu teilweise erheblichen Abweichungen, weil nicht zwischen verschiedenen Aktivitätstypen und -intensitäten unterschieden werden kann. Selbst für Gehen werden Fehlerraten von  $\pm 30\%$  berichtet [19]. Zudem kommt es selbst bei Schrittmessern desselben Typs zu erheblichen Abweichungen, da die verwendeten mechanischen Federn unterschiedliche Spannungen aufweisen und somit keine übereinstimmende Sensibilität besitzen [6].

Schrittzähler eignen sich für Studien, in denen das Gesamtvolumen von Geh-Aktivitäten von Interesse ist. *Corder et al.* [22] empfehlen als Output ausschließlich Schritte pro Tag zu

---

<sup>3</sup> ACCUSPLIT, Livermore, USA

<sup>4</sup> YAMASA TOKEI KEIKI Co., Ltd, Tokio, Japan

verwenden, da hieraus abgeleitete Vorhersagen wie Distanz oder Energieverbrauch mit unakzeptabel hohen Fehlern behaftet seien.

### 2.2.5.2 Beschleunigungssensoren

Eine genauere Alternative zu Schrittzählern stellt die objektive Aktivitätserfassung mittels Beschleunigungssensoren (Accelerometer) dar. Accelerometer messen Beschleunigungen, indem die auf eine Testmasse wirkende Trägheitskraft bestimmt wird. Die wirkende Kraft ist dabei proportional zur Beschleunigung und kann beispielsweise über den piezoresistiven Effekt oder die Kapazitätsänderung von Kondensatoren gemessen werden.

Die accelerometerbasierte Aktivitätsmessung beruht auf der Annahme, dass die Intensität menschlicher Bewegung linear mit dem aktivitätsinduzierten Energieumsatz zusammenhängt. Bereits vor über 30 Jahren fanden *Reswick et al.* [45] bei Messungen mit einem am Kopf befestigten Accelerometer heraus, dass beim Gehen die über die Zeit integrierten absoluten vertikalen Beschleunigungswerte mit der simultan erfassten O<sub>2</sub>-Aufnahme korrelierten. Dieser Zusammenhang liegt auch den heute erhältlichen Aktivitätssensoren zugrunde. Sie bestehen in der Regel aus einem ein- oder dreiaxialen Beschleunigungssensor, der meist an der Hüfte (als ungefähre Repräsentation des Körperschwerpunkts) befestigt wird. Vertreter der hüftgetragenen Variante sind Caltrac<sup>5</sup>, MTI Actigraph<sup>6</sup>, RT3 Activity Recorder<sup>7</sup> oder AiperMotion 320 (vgl. Abschnitt 3.2.3). Es gibt aber auch Geräte, die am Handgelenk getragen werden (z. B. Actiwatch<sup>8</sup>).

Um aus den gemessenen Beschleunigungen die Aktivitätsintensität zu bestimmen, wird – soweit bekannt – immer ähnlich verfahren: Die Rohsignale werden zunächst durch einen Hochpassfilter gefiltert und die resultierenden Absolutwerte anschließend auf verschiedene Weise gemittelt [46; 47]. Die so ermittelten Werte werden entweder geräteintern in Energieumsätze konvertiert oder als einheitenlose „Activity Counts“ ausgegeben und können extern weiterverarbeitet werden. Sowohl den internen als auch den externen Berechnungen liegen Ergebnisse von Kalibrierungsstudien zugrunde, in denen mittels linearer Regressionsmodelle Gleichungen zur Konvertierung von Activity Counts in Energieumsätze ermittelt wurden. Häufig werden in die Modelle auch personenspezifische Charakteristika wie Alter, Geschlecht und/oder Körpermaße miteinbezogen. Außer zur Energieumsatzbestimmung werden diese Instrumente auch genutzt, um zu ermitteln, wie viel Zeit ein Proband in verschiedenen Intensitätskategorien (niedrig/moderat/hoch) verbracht hat.

Die Vorteile dieser Messgeräte liegen in ihrer Objektivität, der einfachen Anwendung, der sozialen Akzeptanz, der geringen apparativen Belastung für die Testpersonen und der damit einhergehenden Nutzbarkeit in Felduntersuchungen. Damit das Aktivitätsverhalten möglichst lange aufgezeichnet werden kann, werden die Activity Counts jedoch in der Regel minutenweise gespeichert, was ihre Verwendbarkeit zur präzisen Energieumsatzbestimmung für ein breites Spektrum an Aktivitätsarten und -intensitäten einschränkt [48]. Zudem erfassen die Ein-Sensor-Systeme nur punktuell die Bewegung desjenigen Körperteils, an dem sie angebracht sind. Somit sind bestimmte Aktivitätstypen nicht oder nur schwer voneinander unterscheidbar (z. B. Sitzen und Stehen bei einem an der Hüfte getragenen Sensor) und Bewegungen anderer Körpersegmente werden gar nicht registriert (beispielsweise Armaktivität bei einem an der Hüfte getragenen Sensor).

---

<sup>5</sup> Muscel Dynamics Fitness Network, Torrance, USA

<sup>6</sup> MTI Health Service, Inc., Fort Walton Beach, USA; früher „CSA ActiGraph“

<sup>7</sup> Stayhealthy, Inc., Monrovia, USA

<sup>8</sup> Philips Respironics, Pittsburgh, USA

Nach diesem Prinzip arbeitende Aktivitätsmonitore wurden bereits in einer Vielzahl verschiedener Anwendungsbereiche getestet. Sie wurden eingesetzt im Labor und im Feld zur Untersuchung des Aktivitätsverhaltens von Gesunden, Personen mit verschiedenen chronischen Krankheiten, unterschiedlichen Altersgruppen etc. Die Geräte wurden validiert gegen indirekte Kalorimetrie, DLW, HF-Aufzeichnung, Beobachtung und Befragung. Obwohl die Ergebnisse nicht immer einheitlich waren, kann man als gemeinsamen Konsens festhalten, dass die Instrumente sich zwar eignen, um zwischen unterschiedlichen Aktivitätsleveln sowohl von verschiedenen Personen als auch einer Person im Verlauf der Zeit zu differenzieren; eine präzise Abschätzung des Energieumsatzes ist jedoch nicht möglich [6; 48 bis 52]. Problematisch ist hier vor allem der Mangel an Sensitivität bei niedrig intensiven Tätigkeiten, die den Alltag der „free living sedentary individuals“ dominieren [49].

*Welk et al.* [53] untersuchten drei verschiedene Aktivitätsmonitore und fanden konsistent hohe Unterschätzungen (42 bis 67 %) des Energieumsatzes während verschiedener Alltags-tätigkeiten im Feld, wohingegen der Fehler im Labor bei Gehen und Rennen auf dem Laufband niedriger ausfiel (1 bis 36 %).

Die Ungenauigkeiten in der Energieumsatzabschätzung sind z. B. darauf zurückzuführen, dass ein an der Hüfte fixierter Sensor keine Bewegung der oberen Extremitäten erfasst und die zusätzlichen Energiekosten von Treppe steigen nicht reflektieren kann. Hinzu kommt, dass der Zusammenhang zwischen Bewegungsintensität und Energieumsatz in hohem Maße von der Art der Aktivität abhängt. So tendieren beispielsweise Vorhersagegleichungen, die nur auf der Basis von Fortbewegungsaktivitäten (z. B. Gehen und Laufen bei unterschiedlichen Geschwindigkeiten) entwickelt wurden, dazu, den Energieumsatz von anderen Alltagsaktivitäten zu unterschätzen. Daher schlussfolgert *Welk* [52], es sei unwahrscheinlich, dass mithilfe einer einzigen Formel alle denkbaren Aktivitäten abgedeckt werden könnten, und fordert somit alternative Strategien, die eine präzisere Abschätzung des Energieumsatzes über eine große Bandbreite von Tätigkeiten ermöglichen.

Folglich liefern diese Geräte nur eine grobe Abschätzung für das Ausmaß körperlicher Aktivität. Eine Auskunft über die Art der ausgeführten Tätigkeiten ist nur begrenzt möglich. Im Rahmen der Untersuchung des Zusammenhangs zwischen körperlicher Aktivität und deren Gesundheitswirkung erachten *Mathie et al.* [54] es jedoch als hilfreich, wenn diejenigen Aktivitäten, für die Energie benötigt wurde, auch identifiziert werden. Sie entwickelten einen Klassifizierungsalgorithmus für einen an der Hüfte befestigten 3D-Beschleunigungssensor zur Unterscheidung zwischen Liegen, Sitzen, Stehen, Gehen, Stürzen und Haltungswechseln. In einer Überprüfung unter kontrollierten Bedingungen fanden sie zwar insgesamt eine hohe Klassifizierungsgenauigkeit (97 %); sie berichten jedoch von großen Schwierigkeiten bei der Unterscheidung zwischen Sitzen und Stehen [55]. Diese Differenzierung scheint mit nur einem Sensor schwer realisierbar.

### **2.2.5.3 Weitere Bewegungssensoren**

Neben Beschleunigungssensoren gibt es noch weitere Sensortypen, die zur Bewegungsanalyse eingesetzt werden können:

Zur Bestimmung von Körperwinkeln können elektrische Drehpotentiometer (Elektrogoniometer) eingesetzt werden. Ändert sich der Winkel zwischen den beiden Hebelarmen des Goniometers, erfährt die in der Drehachse befindliche Potentiometerspindel eine messbare Widerstandsänderung. Drehpotentiometer können Gelenkwinkel in einer Ebene erfassen, beispielsweise am Knie-, Hüft- oder Ellbogengelenk. Die Anbringung und Ausrichtung der Goniometerachse auf die Gelenkachse sowie der Goniometerarme auf die Körperteillängsachsen ist jedoch nur mit begrenzter Genauigkeit möglich. Zudem können bei Bewegung relative Verschiebungen auftreten [56]. Grundsätzlich können mithilfe von Drehpotentio-

metern Gelenkwinkel und somit Körperhaltungen relativ präzise detektiert werden. Zudem stehen Winkel-Zeit-Verläufe der betrachteten Gelenke im dynamischen Fall zur Verfügung. Aufgrund ihrer Größe eignen sie sich jedoch nicht für den Einsatz zur rückwirkungsfreien Aktivitätserfassung über längere Zeiträume [57].

Im Gegensatz zu den Goniometern, die Winkel im körperfesten Bezugssystem messen, erfassen Inklinometer (Neigungssensoren) die absolute Orientierung in Bezug zum Erdbeschleunigungsfeld. Prinzipiell funktionieren sie wie Widerstandspotentiometer. Die Oberfläche eines flüssigen Widerstandselements (z. B. Quecksilber) richtet sich entsprechend der Erdanziehungskraft aus. Die Vorteile von Inklinometern liegen in der geringen Größe, niedrigen Kosten und hoher Messgenauigkeit. Ungünstig ist der relativ kleine Messbereich von Inklinometern (häufig  $< 30^\circ$ ). Infolge ihrer Trägheit eignen sie sich vorzugsweise für quasi-statische Messungen und nur bedingt für die Analyse dynamischer Aktivitäten.

Gyroskope (Drehratensensoren) messen die Winkelgeschwindigkeit von Rotationen um mindestens eine Achse. Als Messprinzip nutzen sie beispielsweise den Coriolis-Effekt aus. Durch Integration der gemessenen Winkelgeschwindigkeit kann auf die Lage von mit Gyroskopen versehenen Körpersegmenten geschlossen werden. Jedoch führen Messfehler zu wachsenden Ungenauigkeiten bei der Bestimmung der Orientierung [58]. Zur Kompensation können zusätzlich Inklinometer eingesetzt werden, wie dies z. B. beim CUELA-Messsystem gehandhabt wird (vgl. Abschnitt 3.1.1.1).

Über Drucksensoren, die in Schuheinlegesohlen eingearbeitet sind, können während körperlicher Aktivität auftretende Druckverteilungen gemessen werden. Bei Kenntnis der Fläche der belasteten Drucksensoren kann auf die Bodenreaktionskräfte geschlossen werden. Es können sowohl zeitliche als auch örtliche Verläufe wiedergegeben werden. Die mittels Druckmesssohlen erfassten Daten eignen sich besonders zur Untersuchung des menschlichen Gangs. Im CUELA-Messsystem werden sie eingesetzt, um bei bekanntem Probandengewicht über die ermittelten Bodenreaktionskräfte Lastgewichtshandhabungen zu erkennen.

## **2.2.6 Kombinierte Systeme und Multi-Sensor-Systeme**

Um gegen die Einschränkungen von Ein-Sensor-Systemen anzugehen, werden zwei verschiedene Strategien verfolgt: die Kombination von Bewegungssensoren mit physiologischen Sensoren an einer Körperposition und die Anordnung mehrerer Bewegungssensoren am Körper (Multi-Sensor-Systeme).

### **2.2.6.1 Kombination von physiologischen und Bewegungssensoren**

Ein schwaches Signal von einem Accelerometer kann z. B. bedeuten, dass sich die Person in Ruhe befindet, oder aber dass Bewegung in einem vom Sensor entfernten Körperteil stattfindet. Ein moderates Beschleunigungssignal kann entweder körperliche Aktivität anzeigen oder die Fortbewegung in einem Fahrzeug auf unebenem Untergrund. Durch Hinzuziehen eines zusätzlichen physiologischen Parameters, wie z. B. der Herzfrequenz, können solche Situationen unterschieden werden.

Im Folgenden werden zwei häufig eingesetzte Single-site-Instrumente vorgestellt, die Bewegungsinformation mit physiologischen Daten kombinieren: das Actiheart<sup>9</sup> Device und das SenseWear-Pro-3<sup>10</sup>-Armband.

---

<sup>9</sup> CamNtech Ltd., Cambridge, Großbritannien

<sup>10</sup> BodyMedia Inc., Pittsburgh, USA

### Actiheart

Das Actiheart Device funktioniert über den kombinierten Einsatz von Herzfrequenz- und Beschleunigungsmessung. Das Gerät wird mithilfe von Klebeelektroden auf der Brust befestigt (siehe Abbildung 1). Insgesamt wiegt das Actiheart Device 10 g, besitzt eine interne Batterie sowie Speicherplatz für eine Dauer von mindestens zehn Tagen [19].



Abbildung 1:  
Actiheart Device  
(Quelle: www.camntech.com)

Um den Energieumsatz zu bestimmen, verwendet die zugehörige Software ein Modell, das eine differenzielle Gewichtung der Accelerometer- und Herzfrequenzdaten vornimmt (branched equation modelling). Zunächst wird mithilfe des Accelerometers die Aktivitätsintensität (PAI, Physical Activity Intensity) ermittelt. Anhand eines Schwellenwertes verzweigt das Modell und prüft in jedem Zweig wiederum die (Netto-)Herzfrequenz, sodass entsprechend der Eingangswerte immer die am besten angepasste Vorhersagegleichung für vier verschiedene Situationen herangezogen wird [59].

Verglichen mit indirekter Kalorimetrie als Referenzmethode fanden *Brage et al.* [60] gute Abschätzungen des Energieumsatzes für Ruhe, Gehen und Rennen ( $R^2 = 0,84$ ). Vergleichbare Ergebnisse fanden *Corder et al.* [61] in einer Studie bei Kindern ( $R^2 = 0,86$ ). *Barreira et al.* [62] berichten von niedrigeren Zusammenhängen für Gehen und Rennen auf dem Laufband bei verschiedenen Geschwindigkeiten ( $R^2 = 0,52$  bis  $0,64$ ), wobei das Actiheart Device den Energieumsatz tendenziell unterschätzte und diese Unterschätzungen mit zunehmendem Tempo größer wurden.

Als Vorteil des Actihearts sehen *Andre und Wolf* [19] die einfache Anwendung des Instruments; sie betonen jedoch die Problematik hinsichtlich der Benutzung von Klebeelektroden.

### SenseWear-Pro-3-Armband

Das SenseWear-Pro-3-Armband ist 85 mm x 54 mm x 20 mm groß, wiegt 85 g und wird am Oberarm getragen (Abbildung 2).



Abbildung 2:  
SenseWear-Pro-3-Armband  
(Quelle: www.bodymedia.com)

Das Gerät vereint vier verschiedene Sensoren; es misst Beschleunigungen (zweidimensional), Hauttemperatur, galvanische Hautreaktion und Wärmefluss. Die Software des Herstellers ermittelt neben der Schrittzahl und den Dauern in verschiedenen Intensitätsklassen auch

den Energieumsatz des Trägers nach einer proprietären Formel. Mit dem SenseWear-Armband sind bei minutenweiser Datenspeicherung Aufzeichnungen bis zu 5,5 Tagen möglich [48].

In Laboruntersuchungen stellten *Papazoglou et al.* [63] fest, dass das SenseWear-Armband den Ruheumsatz von Übergewichtigen deutlich unterschätzt (TE > 20 %, aber SE < 5 %), während es auf Fahrradergometer, Stepper und Laufband zu extremen Überschätzungen kam (SE: 19,2 bis 31,4 %). Für Normalgewichtige wird eine bessere Abschätzung des Ruheumsatzes berichtet (TE < 15 %). In einer Studie mit Kindern wurden zu hohe Umsatzwerte (SE: 16 bis 43 %) sowohl für ruhige als auch aktive Phasen gefunden [64].

*St-Onge et al.* [65] testeten das Armband in einer Felduntersuchung an Diabetikern und Übergewichtigen gegen die DLW-Methode und fanden eine durchschnittliche Unterschätzung des täglichen Energieumsatzes von 20 %.

*Jakicic et al.* [66] fanden heraus, dass der Energieumsatz bei stationärem Gehen, Radfahren und Steppen signifikant unterschätzt wird (SE: 14,9 bis 32,4 %), während es am Armergometer zu mittleren Überschätzungen von 21,7 % kam. Sie konnten eine deutliche Verbesserung der Energieumsatzbestimmung zeigen, als speziell für jede Aktivität entwickelte Gleichungen eingesetzt wurden. Dies verdeutlicht, dass ein verzweigtes Modell, das je nach Tätigkeit verschiedene Vorhersagegleichungen verwendet, für eine präzise Abschätzung unumgänglich ist. Mit einem Single-site-Ansatz ist dieses Vorgehen jedoch nur begrenzt umsetzbar, da die Differenzierungsmöglichkeiten zwischen verschiedenen Tätigkeiten gering sind.

#### **2.2.6.2 Einsatz von Bewegungssensoren an verschiedenen Körperpositionen (Multi-Sensor-Systeme)**

Für eine genaue Analyse des Bewegungsverhaltens bietet sich der Einsatz von Accelerometern an mehreren Körperpositionen an:

- Im statischen Fall kann bei bekannter Anbringungsorientierung die Lage von Körpersegmenten bezüglich der Gravitationsachse bestimmt werden. Bei Verwendung mehrerer Accelerometer können somit Körperhaltungen rekonstruiert werden.
- Im dynamischen Fall geben sie Auskunft über die Höhe von auftretenden Beschleunigungen der betrachteten Körpersegmente und somit über die Intensität der ausgeführten Bewegung.
- Zudem liefern an mehreren Körperpositionen angebrachte Sensoren Signale, die im Rahmen einer Mustererkennung zur automatischen Detektion verschiedener Tätigkeiten verwendet werden können.

Folglich wurden bereits einige Multi-Sensor-Systeme zur Aktivitätsanalyse entwickelt, deren wichtigste Vertreter nachstehend vorgestellt werden.

#### **IDEEA**

Das IDEEA (Intelligent Device for Energy Expenditure and Activity)<sup>11</sup> ist das einzige kommerzielle Multi-Sensor-System, das auch eine Abschätzung des Energieumsatzes vornimmt. Das System arbeitet mit fünf Sensoren<sup>12</sup>, die mithilfe von Klebeband an der Brust, an beiden

---

<sup>11</sup> MiniSun LLC, Fresno, USA

<sup>12</sup> Der Produktbeschreibung des Herstellers sowie den Veröffentlichungen zur Systemvalidierung ist keine weitere Spezifizierung entnehmbar.

Oberschenkeln sowie unter beiden Füßen angebracht werden (vgl. Abbildung 3). Der zugehörige Datenlogger wiegt ca. 200 g und wird am Hosensbund befestigt.

Die Auswertungssoftware erkennt automatisch Körperhaltungen (unterschiedliche Formen von *Sitzen*, *Liegen* und *Stehen*) und Fortbewegungsaktivitäten (*Gehen*, *Springen*, *Treppe hoch/runter gehen* und *Rennen*). Zhang et al. [67] überprüften die Aktivitätserkennung im Labor und fanden korrekte Klassifizierungen, die im Mittel über alle Personen ( $n = 76$ ) bei 94,1 bis 100 % lagen. In einer weiteren Studie wird jedoch von Schwierigkeiten bei der Unterscheidung zwischen *Gehen* und *Treppe hoch* bzw. *Treppe runter gehen* berichtet [68].



Abbildung 3:  
IDEEA  
(Quelle: [www.minisun.com](http://www.minisun.com))

In der IDEEA-Software sind Formeln zur Bestimmung des Energieumsatzes für die erkennbaren Tätigkeiten sowie des Ruheumsatzes hinterlegt. Diese Formeln stammen aus eigenen Messungen sowie aus entsprechenden Datenbanken [69]. Da das IDEEA-System sehr genau Art, Beginn, Dauer, Intensität und Häufigkeit von Tätigkeiten erfassen kann [67], scheint eine bessere Abschätzung im Gegensatz zu den Ein-Sensor-Systemen wahrscheinlich.

Verglichen mit direkter und indirekter Kalorimetrie wird eine sehr hohe Gesamtgenauigkeit (> 95 %) der Energieumsatzvorhersage mittels dieses Ansatzes berichtet [70]. Trotz des hohen Korrelationskoeffizienten von 0,96 wird aus dieser Studie kein Fehlermaß mitgeteilt. Es wird lediglich von Über- und Unterschätzungen von bis zu 10 % berichtet. Die aufgetretenen Überschätzungen des IDEEA begründen die Autoren damit, dass einige Probanden einen hohen Fitnesslevel hatten, was in den Vorhersageformeln nicht berücksichtigt wird. Die Unterschätzungen sind vermutlich darauf zurückzuführen, dass auch hier Armaktivitäten sowie andere zusätzliche Bewegungen während statischer Haltungen nicht erfasst werden.

Zudem bestand das Testprotokoll zur Validierung des IDEEA gegen indirekte Kalorimetrie nur aus statischen Körperhaltungen sowie *Gehen* und *Rennen* auf dem Laufband. Andere Alltagsaktivitäten wurden nicht untersucht; weitere Validierungsstudien zur Energieumsatzbestimmung des IDEEA sind nicht bekannt. Die Haupteinschränkung des IDEEA-Ansatzes besteht darin, dass – selbst wenn mehr Sensoren eingesetzt würden – es nicht möglich ist, alle denkbaren Tätigkeiten automatisch zu erkennen, um dann die passende Gleichung zur Energieumsatzvorhersage heranzuziehen. Außerdem kommt es zu Fehlern, da die verwendeten Umsatz Tabellen nur Durchschnittswerte enthalten, die nicht nach Alter, Geschlecht und Fitness differenzieren.

### Systeme zur automatischen Aktivitätserkennung

Zur Aktivitätsanalyse wurden auch Messsysteme entwickelt, die auf die automatische Identifikation von Körperhaltungen und Tätigkeiten ausgerichtet sind und keine Energieumsatzabschätzung vornehmen. Bei den meisten dieser Systeme wird zwar auch die Aktivitätsintensität bestimmt, die jedoch in der Regel zur Unterscheidung zwischen Statik und Dynamik genutzt wird. Die Systeme arbeiten mit mindestens einem und bis zu zwölf Beschleunigungsaufnehmern.

Beschleunigungssensoren wurden erstmals von *Veltink et al.* [71] zur Unterscheidung verschiedener Haltungen und Bewegungen eingesetzt. Sie befestigten einachsige Accelerometer am Rumpf und am Oberschenkel und zeichneten die Daten mit dem *Vitaport*<sup>13</sup>-Rekorder auf. Um zwischen Aktivität und Ruhe zu unterscheiden, wendeten sie einen Schwellenwert auf das gefilterte absolute Signal des Oberschenkelsensors (motility feature) an. Wurde keine Bewegung detektiert, waren die beiden Sensorsignale ausreichend, um zwischen den statischen Haltungen *Sitzen*, *Liegen* und *Stehen* zu differenzieren. Mittels Frequenzanalyse wurde geprüft, ob aufgetretene Bewegungen zyklischer Natur waren. Weitere Unterscheidungen wurden zu diesem Zeitpunkt noch nicht vorgenommen.

Weiterentwicklungen und Überarbeitungen hinsichtlich Sensoranzahl, deren Positionierung sowie der Datenauswertung [57; 72; 73] führten schließlich zu einem System, das unter dem Namen Activity-Monitor bekannt ist (Abbildung 4). Der Activity-Monitor wurde an der Erasmus-Universität in Rotterdam entwickelt und kann für etwa 10 000 \$ käuflich erworben werden.



Abbildung 4:  
Erweiterte Konfiguration des Activity-Monitors  
(Quelle: *Bussmann et al.* [74])

Die Standardkonfiguration des Activity-Monitors besteht aus drei Beschleunigungssensoren, die an den Außenseiten beider Oberschenkel sowie auf der Brust angebracht werden. Optional können weitere Sensoren z. B. am Handgelenk befestigt werden. Die Accelerometer werden an einen in einer Bauchtasche getragenen Datenlogger (mittlerweile *Vitaport 2*<sup>14</sup>) angeschlossen. Der Logger ist 9 cm x 15 cm x 4,5 cm groß, wiegt 700 g, besitzt acht Eingangskanäle und speichert die Daten auf Flash-Karte oder Festplatte (maximal 360 MB). Das System (Standardkonfiguration) erkennt verschiedene Formen von *Liegen*, *Stehen* und *Sitzen* sowie unterschiedlich schnelles *Gehen*, *Treppen steigen*, *Rad fahren* und *nicht-zyklische Bewegungen*.

In Studien zur Überprüfung der Klassifizierungsfähigkeit des Activity-Monitors mittels Videoanalyse ergaben sich Gesamtübereinstimmungen von 81 bis 93 % [74]. Dabei traten große Variationen im Übereinstimmungsgrad der verschiedenen Kategorien auf, obwohl diese in den meisten Fällen schon zusammengefasst wurden (z. B. Gehen: 67 bis 95 %, Treppe steigen: 24 bis 76 %, Fahrrad fahren: 51 bis 100 %).

Ein ähnliches Messsystem wurde von *Fahrenberg et al.* [75 bis 78] entwickelt, geprüft und modifiziert. Dieses System arbeitet mit vier bis sechs einachsigen Beschleunigungsaufnehmern. Fixiert an Brustbein, Handgelenk, Oberschenkel und Unterschenkel werden auch sie an einen *Vitaport-2*-Datenrekorder angeschlossen. Die zu detektierenden Aktivitäts-

<sup>13</sup> McRoberts, Den Haag, Niederlande

<sup>14</sup> Temec Instruments, Kerkrade, Niederlande

klassen sind in etwa mit denen des Activity-Monitors identisch. Bei einer Überprüfung der automatischen Aktivitätserkennung mit simultan durchgeführter Verhaltensbeobachtung fanden *Foerster et al.* [78] eine Fehleinstufung von 4,2 % für Aktivitäten, die im Labor nach einem strikten Protokoll durchgeführt wurden. Bei einer freien Messung unter natürlichen Bedingungen wurden hingegen 33,3 % der Aktivitäten falsch klassifiziert. Die größten Schwierigkeiten bereitete hierbei die Ähnlichkeit der Bewegungsmuster von *Gehen*, *Treppe hoch* und *Treppe runter gehen* sowie verschiedenen Formen des *Sitzens*. Durch Zusammenfassen der Aktivitätskategorien von neun auf fünf verbesserten sie die Fehlerquote auf 4,5 %.

Auch der DynaPort-ADL (Activities of Daily Living)-Monitor erfasst körperliche Aktivität über drei einachsige Beschleunigungssensoren und wertet diese automatisch mit einer zugehörigen Software aus. Er wurde 1995 von der Fa. McRoberts entwickelt. Zwei senkrecht zueinander stehende Sensoren werden zusammen mit dem Datenrekorder in einem Hüftgürtel getragen. Ein weiteres Accelerometer registriert die Bewegungen des linken Oberschenkels (vgl. Abbildung 5). Die aufgezeichneten Beschleunigungen werden in die fünf Kategorien *Liegen*, *Sitzen*, *Stehen*, *Fortbewegung* und *Schaukeln/Wippen* (eingeführt für das Monitoring von Kindern) eingeteilt. Optional können Unterklassen, wie *aufrecht Sitzen/ zurückgelehnt Sitzen* oder *Liegen auf dem Bauch/Rücken* bestimmt werden. Zudem werden Dauer und Häufigkeit der Aktivitäten berechnet.



Abbildung 5:  
DynaPort-ADL-Monitor  
(Quelle: [motionlab.klinikum.uni-muenster.de](http://motionlab.klinikum.uni-muenster.de))

*Uiterwaal et al.* [79] testeten den ADL-Monitor außerhalb des Labors an einer Versuchsperson in zwei verschiedenen Arbeitssituationen. Mithilfe von entsprechendem Videomaterial überprüften sie die automatische Klassifizierung (fünf Hauptkategorien) und fanden Übereinstimmungen von 86 bis 93 %. In einer Untersuchung an neun Kindern wurden Übereinstimmungsquoten zwischen 73 und 91 % gefunden [80].

Weitere Systeme, die vergleichbare Aktivitätskategorien (*Sitzen*, *Stehen*, *Liegen*, *Bewegen* bzw. *Gehen*) erkennen können, sind das AMMA (Ambulatory Monitoring of Motor Activities)-System [12; 81], der Physiolog [82] und das System von *Lyons et al.* [83]. Die Systeme unterscheiden sich von den bereits beschriebenen weniger in ihrer Messapparatur als vielmehr in der Vorgehensweise bei der Datenauswertung. Ebenso verhält es sich mit Beschleunigungsmesssystemen, die zusätzlich zu den Hauptkategorien noch spezifischer Aktivitätsklassen, wie z. B. verschiedene Haushaltstätigkeiten, zu detektieren versuchen. Die Systeme von *Mäntyjärvi et al.*, *Kern et al.* sowie *Sherill et al.* [84 bis 86] arbeiten zwar mit unterschiedlich vielen Sensoren (sechs bis 36 Aufzeichnungskanälen) und versuchen, andere Tätigkeiten zu erkennen, in der Hauptsache weichen sie jedoch bezüglich der aus den Beschleunigungssignalen generierten Merkmale und den zur Klassifizierung verwendeten Algorithmen voneinander ab. Daher wird an dieser Stelle auf den zusammenfassenden Überblick im Anhang (vgl. Tabelle A1, Seite 113) verwiesen.

Das einzige System, das sich hinsichtlich des Messaufbaus erwähnenswert von den anderen abhebt, ist das in Abbildung 6 dargestellte System von *Bao* und *Intille* [87]. Um eine mögliche Behinderung der Probanden durch Kabel zu umgehen, integrierten sie jeweils einen zweiachsigen Beschleunigungssensor zusammen mit einer Speicherkarte und vier AAA-Batterien zur Stromversorgung auf einem sog. „Hoarder-Board“ (vgl. Abbildung 6). Die Accelerometer sind dabei auf der Rückseite der abgebildeten Sensoreinheit angebracht. Vier dieser Einheiten werden mit elastischen Bandagen an den Extremitäten sowie eine Einheit am Gürtel befestigt. Jede der Sensoreinheiten wiegt etwa 120 g.

Da aufgrund des Verzichts auf Verkabelung keine elektronische Synchronisation stattfinden kann, ist jede Sensoreinheit mit unabhängigen Quarzuhren zur Zeitstempelung der Daten versehen. Diese Uhren werden zu Beginn der Datenaufzeichnung mit den Uhren der Probanden synchronisiert. Als problematisch ist anzusehen, dass die Untersucher eine Drift von ein bis drei Sekunden über 24 h zwischen den Uhren der Hoarder-Boards und denen der Testpersonen fanden. Zudem ist zu überlegen, ob nicht der durch das Wegfallen der Kabel erzielte Vorteil angesichts des Gewichts und der Größe der Sensoreinheiten wieder aufgehoben wird.



Abbildung 6:  
System von *Bao* und *Intille* [87]  
und eine zugehörige Sensoreinheit

Insgesamt werden für die genannten Messsysteme sehr unterschiedliche Klassifizierungsgenauigkeiten berichtet (vgl. Tabelle A1, Seite 113). Dass Erkennungsraten zwischen 46,8 und 100 % gefunden wurden, liegt jedoch nicht nur an der unterschiedlichen Leistungsfähigkeit der eingesetzten Algorithmen, sondern auch an den deutlichen Unterschieden in der Spezifität der zu identifizierenden Tätigkeiten sowie an Art (Natur oder Labor) und Umfang (Messdauer, Anzahl der Probanden) der zur Überprüfung herangezogenen Daten.

### 2.2.7 Zusammenfassende Betrachtung

Die vorgestellten Verfahren eignen sich in unterschiedlicher Weise zur Erfassung und Analyse der physischen Aktivität. Sie unterscheiden sich teilweise erheblich darin, in welcher Form sie die erfasste Aktivität wiedergeben. Während einige Verfahren beispielsweise Angaben zur Aktivitätsart und dem zeitlichem Verlauf machen, liefern andere summarische Werte zur Aktivitätsintensität oder zur Anzahl zurückgelegter Schritte. Am weitesten verbreitet ist die Angabe des Energieumsatzes als Maß für die ausgeübte physische Aktivität. Der Energieumsatz von Personen stellt eine wichtige Größe für viele Anwendungen in der Gesundheitsforschung dar (z. B. metabolische Störungen, Gewichtskontrolle, sportliche Leistung oder Änderungen der Körperzusammensetzung). Der tatsächliche totale Energieumsatz ist

schwer zu messen. Daher nehmen fast alle der vorgestellten Verfahren mehr oder weniger genaue Abschätzungen vor. Tabelle 1 gibt einen zusammenfassenden Überblick zur Güte der Energieumsatzabschätzung der verschiedenen Verfahren. Hinsichtlich der angegebenen Fehlerquoten gilt zu beachten, dass die Abweichungen zur jeweiligen Referenzmessung nur auf Gruppenniveau angegeben sind; die Höhe individueller oder tätigkeitsbezogener Abweichungen bleibt unberücksichtigt.

Tabelle 1:  
Vergleich verschiedener Verfahren zur Energieumsatzabschätzung,  
modifiziert nach *Andre* und *Wolf* [19]

Gerät/Verfahren	Ungefähre Kosten <sup>a</sup>	Fehler (Labor) <sup>b</sup>	Fehler (Feld) <sup>b</sup>
Doubly Labeled Water	1 060 €/Dosis	k. A.	≈ 5 %
Indirekte Kalorimetrie	15 000 bis 30 000 €	≈ 3 bis 10 %	k. A.
Mobile Spirometrie	15 000 bis 30 000 €	≈ 5 bis 10 %	k. A.
SenseWear Pro3	860 €	≈ 10 bis 30 % [63; 64; 66]	≈ 20 % [65]
Actiheart	2 400 €	≈ 5 bis 10 % [60 bis 62]	k. A.
IDEEA	3 400 €	≈ 5 bis 10 % [70]	k. A.
Polar	80 bis 500 €	≈ 16,9 bis 20 %	k. A.
RT3 TriTrac	350 bis 500 €	19 bis 28 %	42 bis 67 % [53]
Actiwatch	2 500 bis 3 000 €	14 %	k. A.
DigiWalker	15 bis 350 €	≈ 30 %	k. A.
Accusplit	15 bis 30 €	≈ 30 %	k. A.
Selbstbericht	niedrig	k. A.	≈ 30 %

<sup>a</sup> Die angegebenen Preise orientieren sich an Herstellerangaben (Homepage oder Anfrage) und beinhalten auch Software-Kosten (Ausnahme: DLW-Kosten übernommen von *Andre* und *Wolf* [19]).

<sup>b</sup> Falls nicht anders angegeben, wurden die Angaben zur Genauigkeit von *Andre* und *Wolf* [19] übernommen.

Zur genauen Energieumsatzbestimmung im Feld steht nur die DLW-Methode zur Verfügung, die jedoch keine Information zur zeitlichen Auflösung des Aktivitätsverhaltens liefert. Zudem ist sie aufgrund der Kosten nicht für größere Stichproben geeignet. Für eine günstigere, jedoch nur näherungsweise Abschätzung in breiter angelegten Studien kann man zwischen Schrittzählern und den einfachen Accelerometern wählen. Es herrscht ein genereller Konsens, dass die Single-site-Accelerometer valide Angaben zur Gesamtaktivität liefern, aber zur präzisen Bestimmung des Energieumsatzes, insbesondere unter nicht standardisierten Bedingungen, nicht geeignet sind [51]. Auch die Herzfrequenz eignet sich aufgrund der diversen Einflussfaktoren nur bedingt zur Abschätzung metabolischer Kosten. Genauere Angaben liefern kombinierte Systeme, wie das SenseWear-Armband oder Actiheart, die neben der Bewegung noch physiologische Parameter zur Umsatzbestimmung heranziehen. Der mittlere Fehler des SenseWear-Armbandes im Feld ist jedoch noch relativ hoch und für das Actiheart gar nicht bekannt.

Neben dem Energieumsatz ist in der Gesundheitsforschung häufig die Aktivitätsart von Interesse. Angaben zur Aktivitätsart können beispielsweise über die verschiedenen Formen des Selbstberichts ermittelt werden. Den niedrigen Kosten stehen jedoch mögliche Verzerrungen durch subjektive Einschätzungen und mangelnde Erinnerungsfähigkeit gegenüber, weshalb auch via Selbstbericht abgeschätzte Energieumsätze relativ ungenau sind. Objektive Angaben liefern die vorgestellten Multi-Sensor-Systeme zur Aktivitätserkennung, die sich allerdings hinsichtlich ihrer Klassifizierungsgenauigkeit unterscheiden (vgl. Tabelle A1, Seite 113). Mit Ausnahme des IDEEA nehmen diese Systeme keine Abschätzung des Energie-

umsatzes vor. Das IDEEA lieferte im Labor zwar gute Umsatzabschätzungen, aufgrund der Limitierungen des verwendeten Vorhersagemodells dürfte es in Feldanwendungen jedoch zu größeren Abweichungen kommen. Zudem ist für keines der Multi-Sensor-Systeme – außer für den DynaPort-ADL-Monitor, der hauptsächlich zur Ganganalyse verwendet wird – ein breit angelegter Einsatz in der Gesundheitsforschung dokumentiert.

Es existiert somit derzeit kein Verfahren, das im Feld zur genauen und objektiven Aktivitätsanalyse und Energieumsatzabschätzungen eingesetzt werden kann. Ein Messsystem, das sich zur differenzierten Erfassung und Analyse der physischen Aktivität, von Bewegungsabläufen und des Energieumsatzes in Felduntersuchungen eignet, sollte folgenden Anforderungen genügen:

- minimaler messtechnischer Aufwand mit möglichst geringer Rückwirkung,
- einfache Anwendung,
- hohe zeitliche Auflösung für eine exakte Analyse,
- Aufzeichnung ausreichend langer Zeitintervalle,
- detaillierte Aktivitätsanalyse mit folgenden Leistungsmerkmalen:
  - Identifizierung von Körperhaltungen und Tätigkeiten,
  - Bestimmung der Aktivitätsintensität,
  - Ermittlung von Dauern und Frequenzen einzelner Tätigkeiten,
  - Abschätzung des Energieumsatzes,
- Software zur Veranschaulichung und Weiterverarbeitung der erhobenen Daten.

Bewegungssensoren gelten derzeit als die praktikabelste Methode zum Langzeit-Monitoring physischer Aktivität, da sie objektive, reliable und differenzierte Angaben zum Bewegungsverhalten von Personen liefern [51; 88]. Mittels entsprechender Datenverarbeitung können aus den Sensordaten Informationen zur Art, Intensität, Dauer und Häufigkeit der ausgeübten Aktivität abgeleitet sowie der Energieumsatz abgeschätzt werden.

Aus diesem Grund wurde in der vorliegenden Arbeit ein auf Bewegungssensoren basierendes Messsystem entwickelt, das die oben genannten Anforderungen berücksichtigt. Im Folgenden wird die Entwicklung und Evaluierung des Messsystems beschrieben.



### 3 Übergeordneter Methodenteil

Das folgende Kapitel beschäftigt sich mit den Methoden, die im empirischen Teil (Kapitel 4) angewendet wurden. Neben der Entwicklung des zu evaluierenden Messsystems wird auf die zur Validierung herangezogenen Verfahren eingegangen.

#### 3.1 Das CUELA-Activity-System zur Aktivitätsanalyse

Da das entwickelte CUELA-Activity-System auf ein bestehendes Messsystem aufbaut, wird zunächst das Ausgangssystem vorgestellt. Basierend auf dieser Vorstellung werden die Veränderungen und Anpassungen beschrieben, die im Bereich der Datenerfassung und der Datenauswertung vorgenommen wurden.

##### 3.1.1 Hintergrund: Das CUELA-System

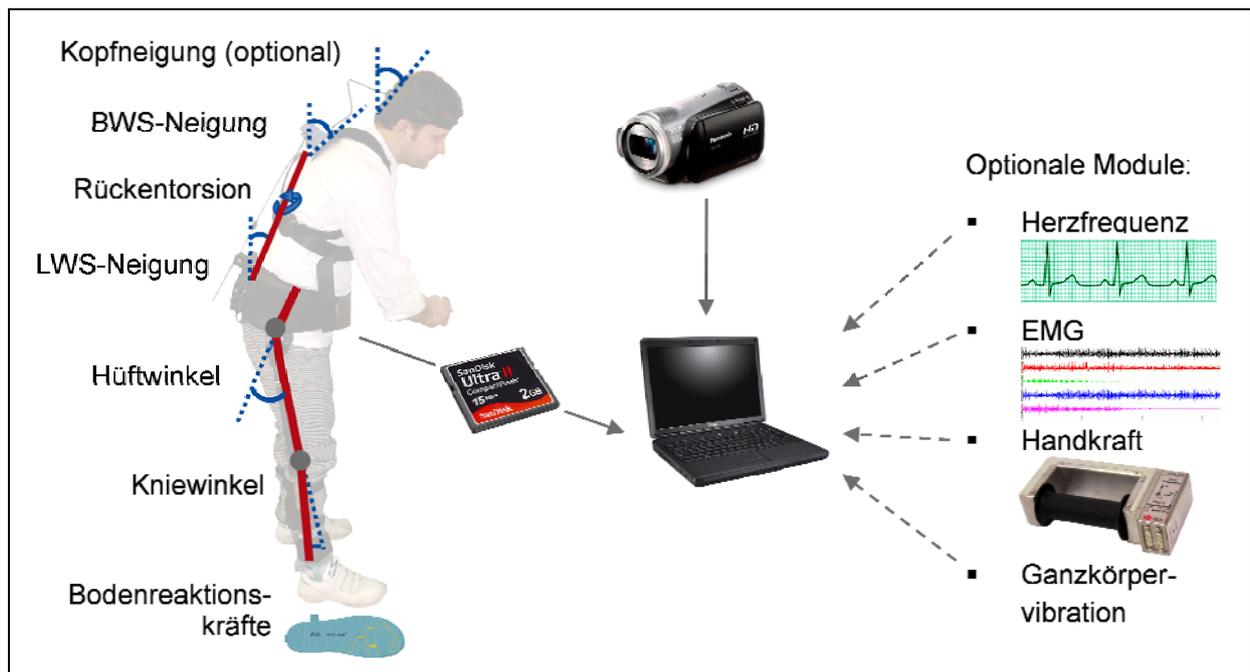
Das CUELA-System (Computerunterstützte Erfassung und Langzeitanalyse muskuloskelettaler Belastungen) ist ein mobiles Messsystem zur objektiven Erfassung von Belastungen auf das Muskel-Skelett-System. Das Messsystem wird seit 1994 am IFA entwickelt. In seiner Basisversion [89; 90] erfasst das System mithilfe verschiedener Sensoren die Bewegungen der Beine und des Oberkörpers sowie Fußdruckverteilungen. Das CUELA-System wird im Rahmen arbeitswissenschaftlicher Untersuchungen zur Belastungsanalyse am Arbeitsplatz eingesetzt. Mit dem Messsystem ist es möglich, die Unfallversicherungsträger im Rahmen der Prävention von Muskel-Skelett-Erkrankungen bei der Ermittlung beruflicher Gesundheitsgefährdungen zu unterstützen. Abbildung 7 zeigt das CUELA-System im Einsatz an verschiedenen Arbeitsplätzen.

Abbildung 7:  
Arbeitsplatzanalysen mit dem CUELA-System



Das CUELA-Messkonzept ist in Abbildung 8 dargestellt. Die Bewegungsdaten werden in einer tragbaren Speichereinheit auf einer handelsüblichen Flash-Karte abgelegt und anschließend am PC ausgelesen und mit der zugehörigen Software ausgewertet. Zusätzlich zur Messung wird ein Video aufgezeichnet, das anschließend synchron zu den Bewegungsdaten in die Software eingebunden wird. Optional können weitere Messdaten, wie Herzfrequenzen, EMG-Werte, Handkräfte oder Ganzkörpervibrationen integriert werden.

Abbildung 8:  
Messkonzept des CUELA-Systems, Abkürzungen siehe Seite 120



### 3.1.1.1 Datenerfassung mit CUELA

Abbildung 9 zeigt die Hardwarekomponenten des CUELA-Systems und deren Anbringung. Die gesamte Messtechnik wird über der Arbeitskleidung der Testperson angebracht und es werden Fußdruckmesssohlen in die Arbeitsschuhe eingelegt. Die Sensoren sind auf einem rucksackähnlichen Gestell, einem Hüftgurt und zwei Beinurten fest montiert. Dies ermöglicht eine einfache und schnelle Anbringung, die zugleich auf die individuelle Statur des Probanden angepasst werden kann.

Abbildung 9:  
Hardware des CUELA-Systems



Nachstehend werden die einzelnen Komponenten in ihrer Funktion kurz erläutert:

- Winkelsensoren für Knie und Hüfte

Die Winkelmessung an Knie und Hüfte erfolgt mittels Drehpotentiometern, die direkt neben den Gelenken in Verlängerung der Drehachsen angebracht werden. Es werden

die Flexionswinkel in der Sagittalebene erfasst. Die Fixierung erfolgt durch Kunststoffschalen an einem Hüftgurt und an den Knien. Die elastische Verbindung zwischen den Hüft- und Kniesensoren wird durch einstellbare Elastikbänder längs der Oberschenkel hergestellt.

- Winkelerfassung der Wirbelsäule

Die Bewegung des Oberkörpers wird anhand von Gyroskopen und Inklinometern sowie eines digitalen Drehpotentiometers in drei Dimensionen ermittelt. Die Messung erfolgt im Bereich der Lendenwirbelsäule (LWS) und der Brustwirbelsäule (BWS).

Zur Winkelbestimmung von Flexion und Extension sowie der Lateralflexion des Oberkörpers wird eine Kombination aus Gyroskopen und Inklinometern verwendet. Die Gyroskope detektieren die Winkelgeschwindigkeit, mit der der Oberkörper nach vorne oder hinten bzw. zur Seite geneigt wird. Um aus der erfassten Winkelgeschwindigkeit die reine Winkelinformation zu erhalten, muss das Messsignal integriert werden. Bei der Messwertdigitalisierung entstehen jedoch kleine Fehler, die sich durch die Integration immer weiter fortpflanzen, sodass sich eine nicht unerhebliche Nullpunktdrift ergibt. Zur Kompensation dieses Verhaltens werden zusätzlich Inklinometer eingesetzt, deren Ausgangsspannung direkt proportional zum eingestellten Neigungswinkel in Bezug auf das Gravitationsfeld ist. Die Inklinometer wiederum haben den Nachteil, dass sie sich nur bedingt zur genauen Erfassung dynamischer Bewegungen eignen. Daher wird hier ein Verfahren zur Mischung beider Ausgangssignale angewendet, bei dem sowohl das numerisch integrierte Gyroskopsignal als auch das Inklinometersignal anteilmäßig in das Gesamtsignal einfließen. Die Kombination dieser Sensoren erlaubt eine präzise Erfassung von Winkeländerungen bis zu 300°/s und gewährleistet ebenso eine hinreichende Langzeitgenauigkeit über mehrere Stunden.

Die Torsion des Oberkörpers wird über einen kontaktlos arbeitenden Winkelsensor gemessen. Die BWS-Sensoreinheit enthält einen inkrementalen Drehgeber, der über eine biegsame und in Längsrichtung bewegliche Welle mit der LWS-Einheit verbunden ist. Über die Verdrehung der Welle wird die Wirbelsäulentorsion bestimmt.

- Fußdruckmesssohlen

Über die Messsohlen<sup>15</sup> wird die Druckverteilung unter den Füßen erfasst. In die Sohlen sind jeweils 24 Hydrozellen mit piezoresistiver Drucksensorik eingearbeitet. Über die gemessenen Druckverteilungen können Bodenreaktionskräfte bestimmt werden. Mittels biomechanischer Modelle kann somit auf Lastgewichtshandhabungen geschlossen werden.

- Datenspeichereinheit (Datenlogger)

Bei der Datenspeichereinheit handelt es sich um ein Mikrokontrollersystem, das die analogen Sensorsignale einliest, digitalisiert und auf einer Speicherkarte ablegt. Die Abtastfrequenz ist einstellbar und beträgt im Normalfall 50 Hz. Der Datenlogger ist in der Lage, bis zu 96 Kanäle mit einer Auflösung von 10 Bit zu erfassen. Parallel dazu werden die Druckwerte der Messsohlen verarbeitet. Damit ergibt sich bei einer Standard-Sensor-Konfiguration aus Bewegungserfassung und einem Paar Messsohlen ein Speicherbedarf von 22 MB/h, d. h. auf eine 1-GB-Flash-Karte können Messdaten über eine Dauer von 48 h aufgezeichnet werden. Aufgrund des geringen Energieverbrauchs kann das System mit einem handelsüblichen Lithium-Ionen-Akku (2 800 mA/h) bis zu 9 h betrieben werden. Der Datenlogger wiegt 500 g; das Gehäuse besteht aus Aluminium und misst 7,9 cm x 14,3 cm x 4,3 cm.

---

<sup>15</sup> Fa. Paromed Medizintechnik, Neubeuern

Neben dem Standard-Aufzeichnungsmodus kann der Datenlogger auch online betrieben werden. Via serieller Schnittstelle oder Bluetooth-Verbindung werden alle Daten direkt an den Computer weitergeleitet und mit der CUELA-Software in Echtzeit visualisiert. Dadurch lassen sich zu Beginn einer Messung die Funktionsfähigkeit der Sensorik und deren korrekte Anbringung in einfacher Weise überprüfen. Dieser Betriebsmodus kann auch eingesetzt werden, um ein visuelles Feedback bei ungünstigen Körperhaltungen zu geben.

Neben der Basisversion werden verschiedene Varianten des CUELA-Systems für spezielle Anwendungen eingesetzt. So ist beispielsweise das CUELA-Ganzkörper-System [91; 92] eine Erweiterung des Basissystems um die 3D-Bewegungserfassung der oberen Extremitäten und des Kopfes. Beim CUELA-Sitz-System [93] handelt es sich um eine adaptierte Variante zur Erfassung von Körperbewegungen bei sitzenden Tätigkeiten. Einen Überblick der derzeitigen CUELA-Messsysteme und deren Einsatzgebieten geben *Ellegast et al.* [94].

### 3.1.1.2 Datenauswertung mit der WIDAAN-Software

Die mit dem CUELA-System aufgezeichneten Bewegungsdaten werden mit der zugehörigen Auswertungssoftware WIDAAN (Winkel-Daten-Analyse) weiterverarbeitet und dargestellt. Nach der Berechnung der Körperwinkel und der gehandhabten Lastgewichte aus den aufgezeichneten Rohdaten der Winkelsensoren und Fußdrucksohlen lassen sich die Daten veranschaulichen und in vielfacher Weise auswerten. Das WIDAAN-Programm in seiner jetzigen Version ist das Ergebnis eines über zehnjährigen Entwicklungsprozesses.

Abbildung 10 zeigt die Benutzeroberfläche der WIDAAN-Software. Die Messdaten können zu jedem beliebigen Zeitpunkt der Messung dargestellt werden. Im linken oberen Frame (Sensoren-Frame) werden alle in der Messdatei vorhandenen Sensoren angezeigt und können einzeln oder in benutzerdefinierten Gruppen angewählt werden. Die ausgewählten Datenströme werden im unteren Graphen-Frame gegen eine im Zoomfaktor verstellbare Zeitachse dargestellt.

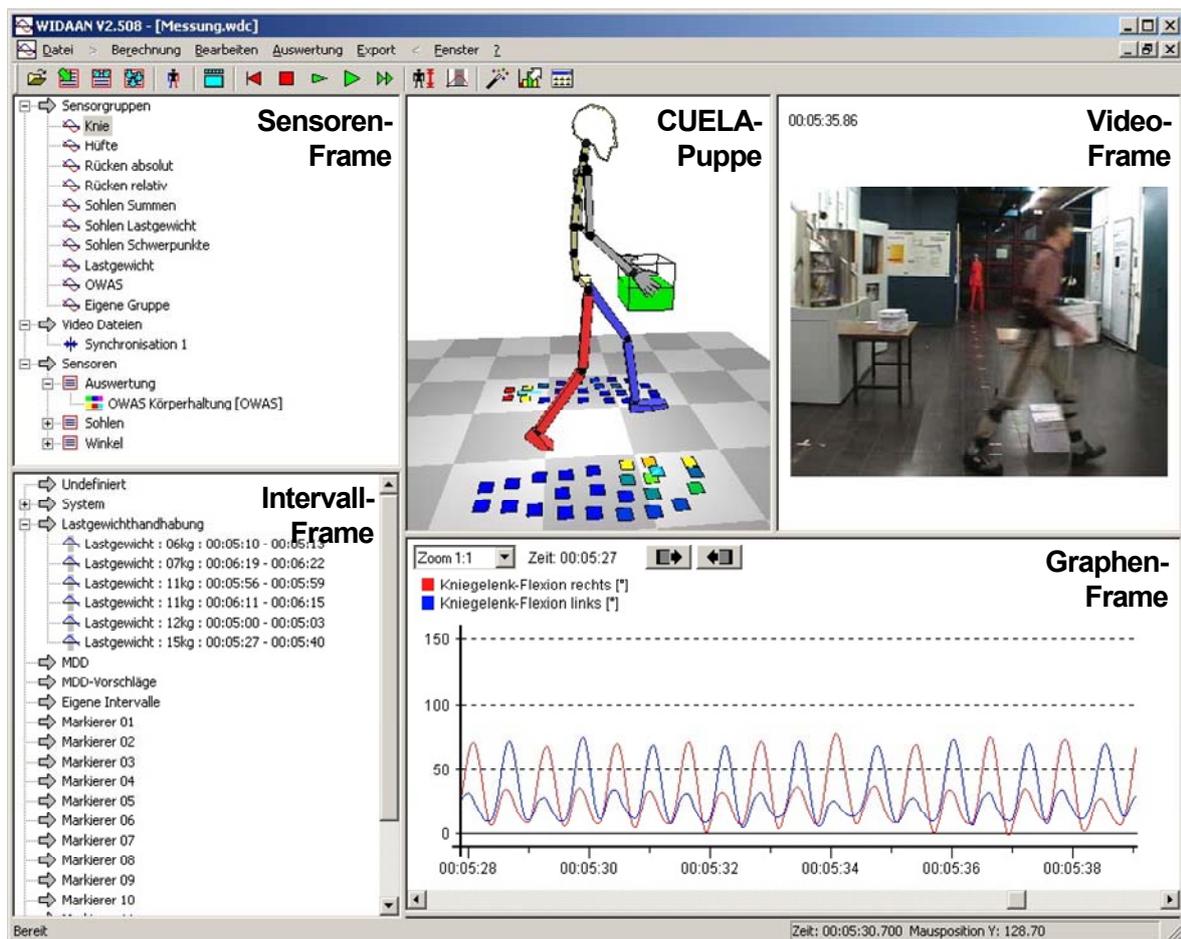
Im Sensoren-Frame kann man auch auf die Synchronisierungspunkte der eingebundenen Videodateien zugreifen. Das Video selbst wird im Video-Frame angezeigt. Zusätzlich wird die Körperhaltung zum aktuellen Zeitpunkt der Messung in Form der animierten CUELA-Puppe dargestellt. Die Puppe ist eine dreidimensionale Umsetzung der einzelnen Sensoren des CUELA-Messsystems und dient zur reinen Visualisierung der vorhandenen Messwerte und Bewegungsdaten. Die Animation erhebt nicht den Anspruch auf eine exakte Mensch-Nachbildung. Trotz der recht groben Darstellung ist sie eine große Hilfe, sowohl bei der schnellen Einordnung von Körperhaltungen und Bewegungen als auch beim Erkennen von Messfehlern.

Um bestimmte Arbeitssituationen hervorzuheben oder auszuwerten, können beliebige Tätigkeiten oder Situationen markiert werden. Von WIDAAN werden zudem Intervalle mit Lasthandhabungen und extremer Rumpfbeugehaltung („MDD“<sup>16</sup>-Situationen) automatisch markiert. Markierte Messbereiche werden zur Auswahl im Intervall-Frame angezeigt.

---

<sup>16</sup> MDD (Mainz-Dortmunder-Dosismodell) ist ein retrospektives Verfahren zur Abschätzung der Bandscheibenkompressionskräfte bei Lasthandhabungen. Es kommt besonders bei Feststellungsverfahren zur Berufskrankheit BK 2108 (Bandscheibenbedingte Erkrankungen der Lendenwirbelsäule durch Heben oder Tragen schwerer Lasten oder Arbeiten in extremer Rumpfbeugehaltung) zur Anwendung.

Abbildung 10:  
Benutzeroberfläche der WIDAAN-Software



Unter den angesprochenen Funktionen zur Veranschaulichung und Auswertung der Messung sind im Hinblick auf das Ziel der vorliegenden Arbeit die Möglichkeiten zur automatischen Erkennung von Körperhaltungen sowie zur Erstellung umfangreicher Statistiken hervorzuheben. Diese Funktionen sollen im Folgenden ausführlicher beschrieben werden.

#### *Automatische Haltungsanalyse nach der OWAS-Methode*

Das Beobachtungsverfahren OWAS wurde ursprünglich im finnischen Stahlwerk OVAKO entwickelt (*OWAS = OVAKO Working Posture Analysing System*). Bei dieser Methode handelt es sich um ein international angewandtes arbeitswissenschaftliches Verfahren, mit dem Arbeitshaltungen nach einfachen Kriterien klassifiziert und bezüglich ihrer Gesundheitsgefährdung beurteilt werden können [95]. Dabei werden die Haltungen des Oberkörpers (ggf. mit Kopf), der Beine und Arme sowie gehandhabte Lasten bzw. aufgebrauchte Kräfte zunächst getrennt voneinander klassifiziert und anschließend in Beziehung gesetzt. Die verschiedenen OWAS-Haltungen sind in Tabelle 2 (siehe Seite 38) aufgeführt.

In bestimmten Intervallen (meist 30 s) wird eine „Augenblicksbeobachtung“ der Arbeitshaltung gemacht. Zur Beurteilung und ggf. notwendigen Anweisung zur Umgestaltung der Tätigkeit erfolgt eine Einteilung in vier Belastungsgruppen (Maßnahmenklassen).

Die WIDAAN-Software ist in der Lage, die OWAS-Körperhaltungen selbsttätig zu erkennen. Aus den Winkeldaten und den über die Bodenreaktionskräfte bestimmten Lastgewichtshandhabungen erfolgt eine vollkommen automatische Klassifizierung nach dem OWAS-Verfahren. Die OWAS-Auswertung kann im Graphen-Frame des WIDAAN-Fensters betrachtet werden. Bei einer Messung mit dem Standard-CUELA-System werden die eingeteilten

Maßnahmenklassen, die gehandhabten Lastgewichte sowie die Bein- und Rückenhaltungen farblich codiert (Abbildung 11). Bei Einsatz des Ganzkörper-Systems können zusätzlich noch die Kopf- und Armhaltungen angezeigt werden.

Tabelle 2:  
Körperhaltungskategorien nach der OWAS-Methode, modifiziert nach *Stoffert* [95]

Kategorie	Ausprägung
Kopf	frei / nach vorne/hinten gebeugt / zur Seite gebeugt/gedreht
Gewicht oder Kraftbedarf	< 10 kg / ≥ 10 kg und < 20 kg / ≥ 20 kg
Beine	Sitzen (Beine unter Gesäßhöhe/Beine und Gesäß auf gleicher Ebene) / Stehen beidbeinig (Beine gerade/gebeugt) / Stehen einbeinig (Standbein gerade/gebeugt) / Knien einbeinig/beidbeinig / Gehen / Liegen
Arme	unter Schulterhöhe / ein Arm/beide Arme über Schulterhöhe
Rücken	Gerade / gebeugt / gedreht oder zur Seite geneigt / gebeugt und gedreht oder gebeugt und zur Seite geneigt

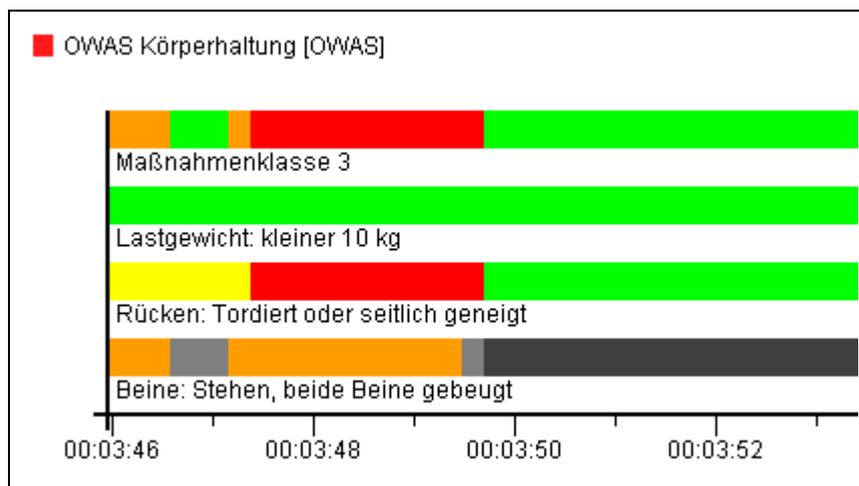


Abbildung 11:  
OWAS-Farbcode  
in WIDAAN

### Erstellung von Statistiken

Im Rahmen der Messauswertung erstellt WIDAAN eine Reihe von Standard-Statistiken für beliebige Datenkanäle. Die Ergebnisse werden als Diagramme im jpg-Format sowie als csv-Dateien ausgegeben. Außerdem wird eine html-Seite erzeugt, in der alle Diagramme eingebunden sind.

Die Häufigkeit der auszuwertenden Ereignisse wird sowohl in Bezug auf den gesamten Messzeitraum (in %) als auch absolut (in min) angegeben. Eingenommene Körperhaltungen können in Form von Piktogrammen veranschaulicht werden. In Abbildung 12 sind exemplarisch die Dauern der Oberkörperhaltungen bei einer Messung in Minuten dargestellt.

Beispiele für die zugehörigen Übersichten der OWAS-Analyse zeigt Abbildung 13. Im Balkendiagramm (links) wird die Gesamtdauer der Rücken- und Beinhaltungen, der Lastgewichtshandhabungen und der entsprechenden Maßnahmenklassen angegeben. Das rechte Diagramm liefert Informationen darüber, wie oft und für wie lange bestimmte Ereignisse auftraten.

Abbildung 12:  
Beispiele für Piktogramme von Oberkörperhaltungen

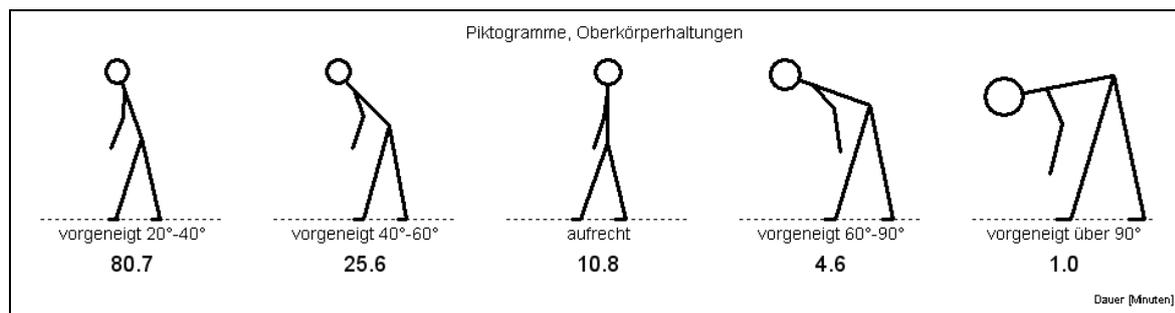
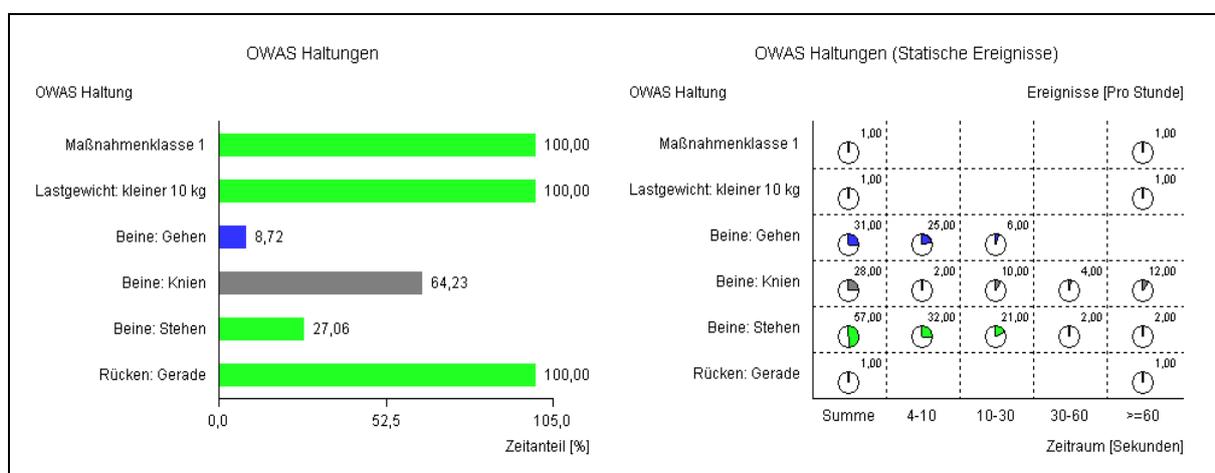


Abbildung 13:  
Beispieldiagramme für die OWAS-Statistik



Alle gemessenen und daraus berechneten Körperwinkel können zur Erstellung von Winkelstatistiken herangezogen werden. Im Folgenden werden beispielhaft Diagramme dargestellt, die zur prozentualen Auswertung des relativen Rückenwinkels Rückenkrümmung nach vorne erstellt wurden.

Das Winkelstufendiagramm (vgl. Abbildung 14 links) stellt die Häufigkeitsverteilung der vorgekommenen Winkel in Abhängigkeit von wählbaren Winkelstufen (6°, 10° oder 20°) dar. Beim Winkelklassendiagramm (vgl. Abbildung 14 rechts) wird die Verteilung der Winkel bewertet dargestellt. Der Farbverlauf von grün nach rot entspricht einer Haltung von annähernd neutral (günstig) nach extrem (ungünstig) in Abhängigkeit von der Gelenknullstellung und dem physiologischen Bewegungsraum. Die Stufen wurden in Anlehnung an Normen und Literaturquellen gewählt.

Im Winkelstatikdiagramm (vgl. Abbildung 15 links) werden die Haltungen nach Winkel und Dauer bewertet. Hierbei können sowohl kurze und lange statische Haltungen bei extremen Winkeln als auch lange statische Haltungen in der Nähe der Neutralstellung (evtl. Bewegungsmangel) als ungünstig betrachtet werden. In den Boxplotdiagrammen, die WIDAAN erstellt (vgl. Abbildung 15 rechts), wird das 5., 25., 50., 75. und 95. Perzentil angegeben. Boxplots können in WIDAAN auch zum Vergleich mehrerer Messungen erstellt werden.

Abbildung 14:  
Diagrammbeispiele Winkelstufen und Winkelklassen

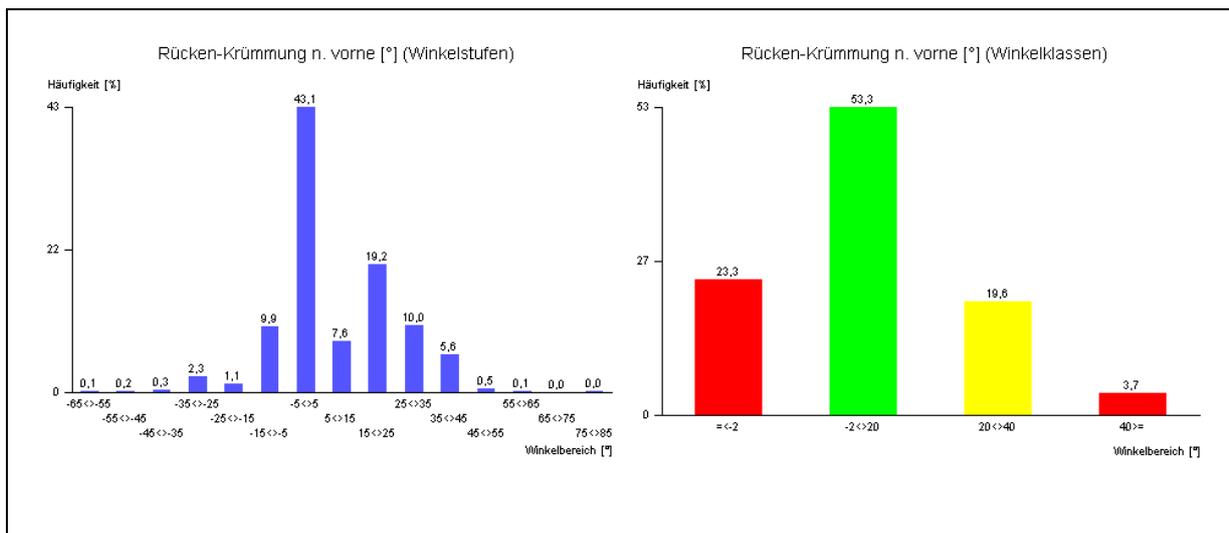
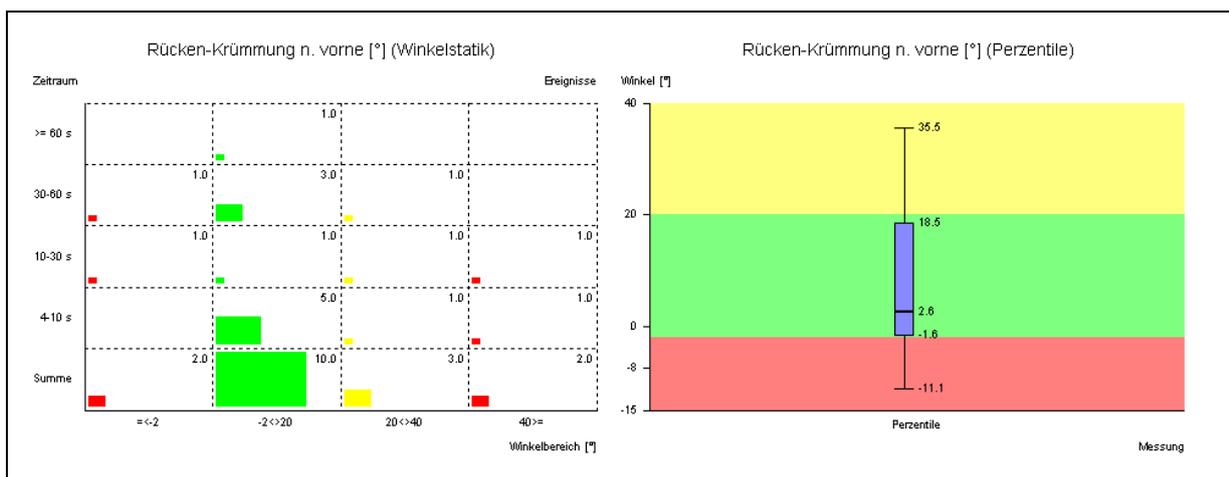


Abbildung 15:  
Diagrammbeispiele Winkelstatik und Boxplot



### 3.1.1.3 Entwicklungsperspektive

Für die Weiterentwicklung des CUELA-Systems wurden am IFA bereits verschiedene neue Sensorkonzepte entworfen. So wurde beispielsweise die mechanische Winkelsensorik (teilweise oder vollständig) durch kleine und flache Inertialsensoren ersetzt, um das System für den Einsatz an verschiedenen Sitzarbeitsplätzen zu optimieren [93; 96 bis 98]. Es wurden sowohl Sensoren entwickelt, die nur mit Accelerometern arbeiten, als auch solche, die eine Kombination aus Accelerometern und Gyroskopen verwenden.

Für Anwendungen mit wenig Dynamik ist es ausreichend, zur Winkelermittlung nur Beschleunigungssensoren heranzuziehen. Das Ausgangssignal eines Accelerometers drückt die Auslenkung seiner seismischen Masse durch die Erdanziehungskraft aus. Da die Vektorenlänge der gemessenen Beschleunigung im statischen Fall genau 1 beträgt, kann der Winkel zwischen diesem Vektor und der Erdbeschleunigungsachse über eine der Umkehrfunktionen der Winkelfunktionen ermittelt werden. Bei bekannter Anbringungsorientierung des Sensors kann folglich die Orientierung des Körperteils, an dem der Sensor angebracht ist, ermittelt werden. Durch den Einsatz mehrerer Accelerometer an verschiedenen Körpersegmenten können somit verschiedene Körperwinkel ermittelt werden.

Im dynamischen Fall kommt es jedoch zu einer Überlagerung von Gravitationsbeschleunigung und Linearbeschleunigungen, die bei menschlicher Bewegung in Form von Stößen beim Gehen oder generell bei translatorischen Bewegungen von Körpersegmenten auftreten. Eine Aufteilung des Ausgangssignals in Erdbeschleunigung und kinematische Komponenten ist im dynamischen Fall nicht möglich. Bestenfalls lässt sich durch Filterung oder komplexe mathematische Lösungsansätze der zur Lagebestimmung notwendige Anteil der Gravitationsbeschleunigung abschätzen. Die Bestimmung von exakten Körperwinkeln ist daher – besonders im hoch dynamischen Fall – nicht realisierbar. Je höher die Beschleunigungen werden, umso größer und unkalkulierbarer wird der Winkelfehler.

Zur genaueren Winkelbestimmung im dynamischen Fall eignen sich Winkelgeschwindigkeitssensoren (Gyroskope). Bedingt durch mögliche Integrationsfehler liefern Gyroskope jedoch kein langzeitstabiles Signal (vgl. Abschnitt 3.1.1.1).

Aus diesem Grund bietet sich zur Winkelbestimmung bei menschlicher Bewegung die Kombination von Accelerometern und Gyroskopen an: Die Accelerometer liefern verlässliche Winkel im statischen Fall und sorgen für die nötige Langzeit-Stabilität, während die Gyroskope genaue Winkel im bewegten Fall liefern.

Über den Einsatz dieser Sensorkombination scheint die Entwicklung einer Variante des CUELA-Systems umsetzbar, die den in Abschnitt 2.2.7 aufgestellten Anforderungen an ein Aktivitätsmesssystem entspricht.

### 3.1.2 Entwicklung des CUELA-Activity-Systems

#### 3.1.2.1 Hardware

Wie im vorangegangenen Abschnitt herausgestellt wurde, bietet sich der kombinierte Einsatz von Beschleunigungssensoren (Accelerometern) und Winkelgeschwindigkeitssensoren (Gyroskopen) zur genauen Erfassung von Körperhaltungen und Bewegungen in Feldsituationen an. Daher arbeitet das CUELA-Activity-System mit Sensoreinheiten, die jeweils mit einem 3D-Accelerometer<sup>17</sup> und einem 3D-Gyroskop<sup>18</sup> bestückt sind. Die Sensoreinheiten wurden eigens am IFA entwickelt und gefertigt. Abbildung 16 veranschaulicht die Größe dieser Sensoren.

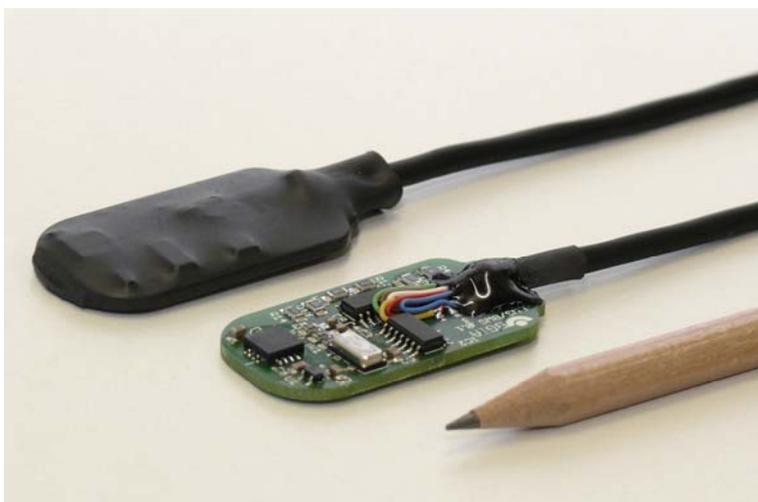


Abbildung 16:  
CUELA-Activity-Sensor  
mit und ohne Schutzhülle

<sup>17</sup> Model MMA 7260Q, Freescale Semiconductor, Inc., USA

<sup>18</sup> Model ENC-03R, Murata Manufacturing Company, Ltd., Japan

Pro Messsystem werden insgesamt sieben Sensoreinheiten eingesetzt. Deren Positionierung erfolgt gemäß Abbildung 17 am Rücken auf Höhe von Brust- und Lendenwirbelsäule, an der Vorderseite beider Ober- und Unterschenkel sowie am vorderen Oberarm des Vorzugsarmes. In Abbildung 17 sind ebenfalls die im Folgenden verwendeten Bezeichnungen der Körperachsen angegeben. Alle Sensoren werden an ein Adapterkästchen angeschlossen, das wiederum mit dem Datenlogger verbunden ist. Datenlogger und Adapterkästchen werden auf Hüfthöhe getragen (Abbildung 17).

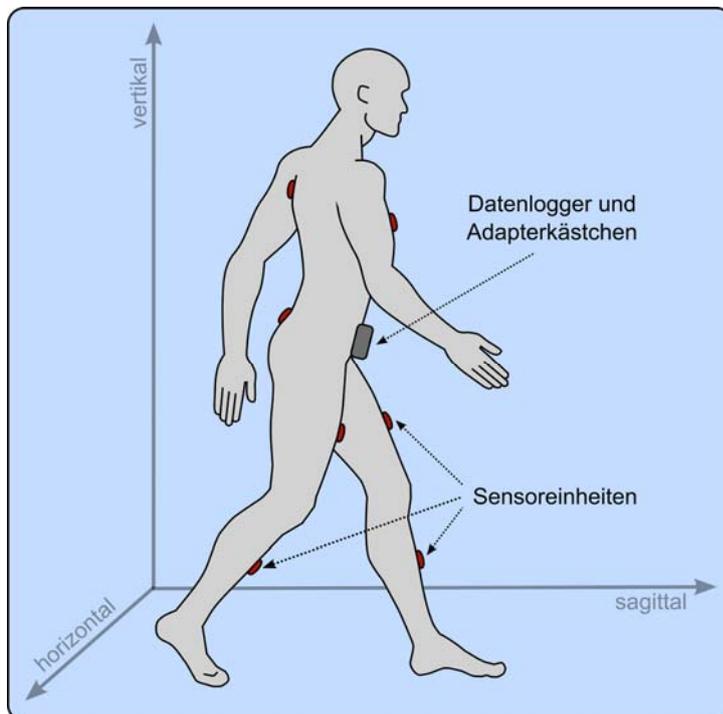


Abbildung 17:  
Positionierung der  
CUELA-Activity-Hardware

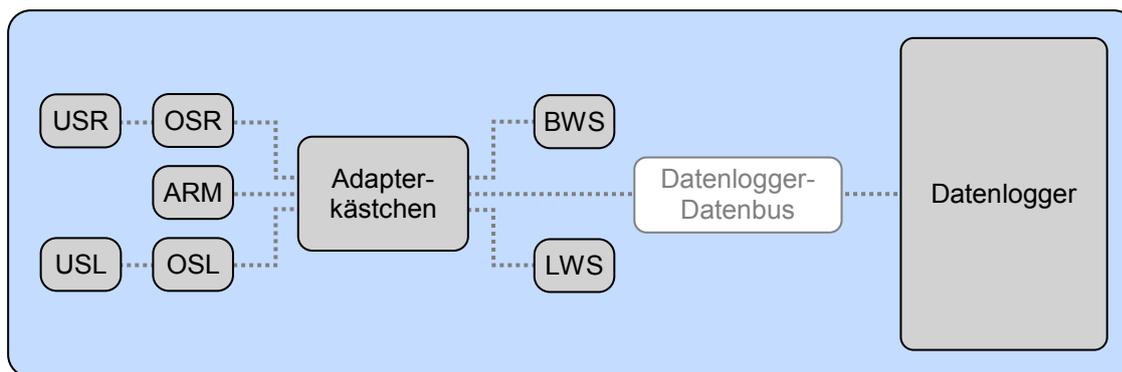
In Abbildung 18 ist die gesamte Hardware des CUELA-Activity-Systems zu sehen. Unten links sind die Rückensensoren sowie der Armsensor abgebildet; rechts davon befinden sich die Beinsensoren. Um hier Kabelstrecken und Steckverbindungen zu sparen, wurden jeweils die Ober- und Unterschenkelsensoren zu einer Beinastrecke mit je zwei Sensoreinheiten zusammengefasst. Oben im Bild sind das Adapterkästchen (links) und der Datenlogger (rechts) zu sehen. Zur Datenspeicherung wird der in Abschnitt 3.1.1.1 beschriebene Logger des Standard-CUELA-Systems verwendet.



Abbildung 18:  
Gesamte Hardware des  
CUELA-Activity-Systems

Einen schematischen Überblick zu den Hardwarekomponenten und deren Verbindungen gibt Abbildung 19. Die analogen Sensorsignale werden im Adapterkästchen durch ein Multiplexverfahren zusammengefasst und vom Datenlogger-Datenbus zur Datenspeichereinheit weitergeleitet. Das Adapterkästchen kann 24 Datenkanäle verarbeiten. Theoretisch können an einen CUELA-Datenlogger bis zu drei Adapterkästchen angeschlossen werden. Um jedoch den apparativen Aufwand so gering wie möglich zu halten, wurde bei der Wahl der Sensoranzahl bzw. der Anzahl der auszuwertenden Sensorkanäle darauf geachtet, dass man mit nur einem Kästchen – also 24 Eingangssignalen – auskommt. Es werden daher nicht alle Dimensionen der Accelerometer- bzw. Gyroskopsignale einer Sensoreinheit ausgewertet.

Abbildung 19:  
Hardwarekomponenten des CUELA-Activity-Systems



USR/OSR (USL/OSL) = Unter-/Oberschenkel rechts (links); BWS/LWS = Brust-/Lendenwirbelsäule).

Insgesamt wurde bei der Konzipierung des CUELA-Activity-Systems versucht, mit minimalem instrumentellem Aufwand eine möglichst detaillierte Bewegungsanalyse zu realisieren. Mit der neuen Hardware sollen möglichst alle Körperwinkel generiert werden, die auch das Originalsystem liefert, damit die existierenden Auswertungsverfahren weitgehend genutzt werden können. Zudem soll die Bestimmung der Aktivitätsintensität von relevanten Körpersegmenten möglich sein. Diese Anforderungen sowie die zu erwartenden (Haupt-)Bewegungsrichtungen der einzelnen Körperteile berücksichtigend, wurden folgende Abwägungen bei der Wahl der Sensorzahl, der Sensorpositionierung und der auszuwertenden Kanäle getroffen:

- Rückensensoren (2 Sensoren à 4 Kanäle = 8 Kanäle):  
In Anlehnung an das Ausgangssystem soll auch beim CUELA-Activity-System je ein Sensor am oberen Rücken und ein Sensor am unteren Rücken befestigt werden. Durch die Verwendung von zwei Sensoren kann neben der Oberkörperneigung auch die Rückenkrümmung erfasst werden. Bei den Rückensensoren werden die Beschleunigungssignale in alle drei Dimensionen ausgewertet, da hier sowohl mit Vor- und Rückneigungen als auch mit Seitwärtsneigungen gerechnet wird. Auch mit Verdrehungen um die vertikale Achse ist zu rechnen, diese können jedoch von Accelerometern nicht identifiziert werden, da diese nur die Orientierung bezüglich der Erdbeschleunigungsachse liefern. Hohe Dynamik wird nur bei der Vor- und Rückbewegung des Oberkörpers angenommen, somit wird zur Winkelbestimmung im bewegten Fall zusätzlich das Gyroskopsignal ausgewertet, das die Rotation um die Horizontalachse beschreibt.
- Beinsensoren (4 Sensoren à 3 Kanäle = 12 Kanäle):  
Um die Knie- und Hüftwinkel von linkem und rechtem Bein ermitteln zu können, müssen Sensoren an beiden Ober- und Unterschenkeln angebracht werden. Da sich die Beine (insbesondere bei Fortbewegung) hauptsächlich in der Sagittalebene bewegen, werden

nur Beschleunigungen in der Vertikal- und Sagittalachse sowie Winkeländerungen in der Sagittalebene (Rotation um die Horizontalachse) betrachtet (insgesamt 4 Beinsensoren à 3 Datenkanäle = 12 Kanäle).

- Armsensor (1 Sensor à 4 Kanäle):

Nach Abzug der erforderlichen Kanäle für Bein- und Rückensensoren bleiben für die Bewegungsanalyse der oberen Extremitäten noch vier Datenkanäle übrig. Angesichts der geringen Anzahl verfügbarer Auswertekanäle wird nur eine Sensoreinheit am Vorzugsarm eingesetzt. Aufgrund der vielen Freiheitsgrade im Schultergelenk ist eine genaue Lage- und Winkelbestimmungen des Armes mit nur wenigen Sensoren nicht möglich, weswegen beim Arm hauptsächlich die Bewegungsintensität von Interesse ist. Daher werden die Beschleunigungssignale in alle drei Achsen berücksichtigt sowie das Gyroskopsignal in der Sagittalebene, da diese bei Fortbewegung die Hauptbewegungsrichtung darstellt.

Die 24 Eingangssignale werden so zusammengefasst, dass nur noch drei Kanäle das Kästchen verlassen. Die ausgehenden Signale sind analog. Die Analog/Digital-Wandlung wird vom Datenlogger mit einer Auflösung 10 Bit vorgenommen.

### 3.1.2.2 Systemanbringung

Um die beschriebenen Systemkomponenten am Körper zu befestigen, musste eine adäquate Sensoranbringung realisiert werden. Um Messungenauigkeiten und Rückwirkungen auf das Bewegungsverhalten so gering wie möglich zu halten und den Komfort für die Probanden zu maximieren, wurden folgende Anforderungen berücksichtigt:

- 1) Die Sensoren müssen an der gewünschten Körperposition so befestigt werden, dass sie während körperlicher Aktivität nicht verrutschen.
- 2) Damit der Proband nicht permanent an die Messung erinnert wird, sollen die Sensoren unter der normalen Kleidung angebracht werden.
- 3) Die Sensoranbringung soll aus elastischem und atmungsaktivem Material gefertigt werden, sodass sie nicht in die Haut einschneidet oder zu übermäßigem Schwitzen führt.
- 4) Das System soll von verschiedenen Körperbautypen getragen werden können.
- 5) Der Proband darf durch die Verkabelung nicht in seiner Bewegungsfreiheit eingeschränkt werden.
- 6) Die Sensoren müssen leicht anzubringen sein, sodass die Testpersonen sie nach kurzer Einführung selbst anlegen können.

Diese Anforderungen befolgend wurde ein Anbringungssystem entwickelt, das jeweils aus einer Gürteltasche zur Unterbringung des Datenloggers und des Adapterkästchens sowie sieben Befestigungsbändern für die einzelnen Sensoren besteht. Die verschiedenen Bänder sind jeweils in drei Größen verfügbar (S, M und L).

Zur Unterbringung von Datenlogger und Sensorkästchen dient eine handelsübliche Gürteltasche (Abbildung 20). Diese Tasche ist die einzige Komponente des Messsystems, die oberhalb der Kleidung sichtbar ist.

Der BWS-Sensor wird mithilfe eines rucksackähnlichen Gurtes angebracht (Abbildung 21). Die Bänder wurden eigens aus einem elastischen Baumwollstoff angefertigt. Der Sensor befindet sich in einer kleinen aufgenähten Tasche, aus der er nicht herausrutschen kann. Die Gurte in den verschiedenen Größen sind so gefertigt, dass der Sensor jeweils auf Höhe der oberen Brustwirbelsäule (ca. Th1 bis Th3) sitzt.



Abbildung 20:  
Unterbringung von Datenlogger und  
Sensorkästchen in einer Gürteltasche



Abbildung 21:  
Anbringung des BWS-Sensors

Zur Befestigung des LWS-Sensors dient ein elastisches weiches Gummiband, an dem der Sensor mittels Klettelementen fixiert wird (Abbildung 22). Das Band wird so angebracht, dass der Sensor etwa auf Höhe des fünften Lendenwirbels (L5) am Rücken anliegt. Durch einen Klettverschluss ist die Länge des Bandes beliebig verstellbar.



Abbildung 22:  
Anbringung des LWS-Sensors

Zur Anbringung der Ober- und Unterschenkelsensoren (Abbildung 23) wurde auf Bänder zurückgegriffen, die normalerweise von Diabetikern zum Tragen von Insulinpumpen verwendet werden<sup>19</sup>. Die Bänder sind 15 cm breit und aus einem dehnbaren und atmungsaktiven Material. Da die Bänder in der erhältlichen Universalgröße bei Probanden mit geringem Beinumfang häufig rutschten, wurden neben der Originalgröße (L) noch zwei engere Größen (S und M) gefertigt. Auch hier wurden kleine Taschen aufgenäht, die den Sensor in der gewünschten Position fixieren. Um zu verhindern, dass der Sensor aus der Tasche herausrutscht, wurden zusätzlich kleine Druckknöpfe eingenäht. Damit das Verbindungskabel

---

<sup>19</sup> „Thigh Thing“ und „Leg Thing“ der Fa. Animas Corp., West Chester, USA

zwischen Ober- und Unterschenkelsensor nicht über das Knie verläuft (was als unangenehm empfunden wurde), wurden an den Unterschenkelbändern Laschen angenäht, die das Kabel an der Außenseite des Knies vorbeilenken.



Abbildung 23:  
Anbringung der Beinsensoren

Zur Anbringung des Armsensors wurden 9 cm breite Bänder aus demselben Material wie der BWS-Gurt gefertigt, die ebenfalls mit Sensortaschen versehen wurden (Abbildung 24). Das Kabel des Armsensors wird über eine Lasche am BWS-Gurt am Rücken entlang geführt.



Abbildung 24:  
Anbringung des Armsensors

### 3.1.2.3 Bestimmung der Aktivitätsintensität

Die Aktivitätsintensität gilt als ein Beschreibungsmerkmal der physischen Aktivität (vgl. Abschnitt 2.2). Über die Höhe der gemessenen Beschleunigungen sollen mit dem CUELA-Activity-System Aussagen zu diesem Merkmal vorgenommen werden. Die Aktivitätsintensität soll für jedes betrachtete Körpersegment in Form eines PAI-Indexes (PAI, Physical Activity Intensity) bestimmt werden. Die Berechnung der Aktivitätsintensität soll hierbei in Anlehnung an die Vorgehensweise der auf Beschleunigungsmessung basierenden Systeme geschehen, die in den Abschnitten 2.2.5.2 und 2.2.6.2 vorgestellt wurden. Den Berechnungen liegen folgende Annahmen zugrunde:

- 1) Körperliche Aktivität hat dann stattgefunden, wenn eine entsprechend ausgeprägte Änderung des Beschleunigungssignals über die Zeit zu verzeichnen ist.
- 2) Je größer die Abweichung von dem Wert ist, der im unbewegten Fall zu erwarten ist, umso intensiver ist die ausgeübte Bewegung.

Wenn die gemessenen Beschleunigungen bei den vorgestellten Systemen zur Bestimmung der Intensität genutzt wurden, wurde zunächst immer eine Hochpass-Filterung der Accelerometersignale vorgenommen. Die konstanten Anteile wurden so aus den betreffenden Kurven entfernt, und übrig blieb der alternierende – also der tatsächlich Bewegung repräsentierende – Teil des Signals. Zudem wurden stets nur die absoluten Beschleunigungswerte betrachtet. Negative Vorzeichen entfielen, weil entweder mit dem Betrag oder dem Quadrat der Beschleunigungen gerechnet wurde. Die gefilterten Signale wurden in unterschiedlicher Weise zur Intensitätsberechnung weiterverarbeitet:

- Integration der Werte über festgelegte Zeitintervalle, ggf. mit anschließender Addition von x-, y- und z-Richtung [46; 47; 54],
- Berechnung von Mittelwerten über bestimmte Intervalle: gleitender Mittelwert [73; 75] oder quadratischer Mittelwert (RMS; vgl. [86]) sowie
- Bestimmung von Streumaßen der über definierte Intervalle gemittelten Werte: mittlere absolute Abweichung (MAD; vgl. [82]), Standardabweichung (SD; [83]) oder Tiefpass-Filterung (mit Cut-Off-Frequenz 0,1 Hz; vgl. [57; 71]).

Eine vergleichbare Berechnung von sog. PAI-Werten soll auch mit den vom CUELA-Activity-System erhobenen Beschleunigungswerten erfolgen. Um eine differenzierte Intensitätsanalyse vornehmen zu können, sollen alle zur Verfügung stehenden Beschleunigungsdaten herangezogen werden. Bei den genannten Messsystemen – außer beim Activity-Monitor – wurde zur Intensitätsermittlung jeweils nur eine Sensorposition betrachtet. Entweder diente die Berechnung der Abgrenzung von Aktivität und Ruhe oder es wurde daraus auf die Gesamtaktivität bzw. den Energieumsatz geschlossen. *Patterson et al.* [99] schlagen jedoch für eine präzisere Bestimmung der Aktivitätsintensität den Einsatz mehrerer Accelerometer an verschiedenen Körperpositionen vor. Auch *Bussmann et al.* [73] sind der Ansicht, „*the simultaneous use at different locations of three or four accelerometer in our instrument may give more precise and reliable information regarding motility*“. Daher bestimmen sie mit dem Activity-Monitor die Aktivität für alle vier Sensorpositionen (zweimal Oberschenkel, zweimal Brustbein) sowie den Mittelwert über alle vier Signale als Gesamtaktivität. Eine Aktivitätsbestimmung für die Arme wurde bislang von keinem Messsystem, das mit mehreren Sensoren an verschiedenen Körperpositionen arbeitet, durchgeführt. Mit dem CUELA-Activity-System soll dies erstmals realisiert werden.

Zunächst sollen die Intensitäten getrennt für jedes mit Beschleunigungssensoren versehene Segment ermittelt werden. Diese können dann zusammengefasst werden: rechter Ober- und Unterschenkel können zu rechtem Bein, rechtes und linkes Bein zu unteren Extremitäten etc. zusammengefügt werden. Um dabei die Bedeutung der einzelnen Segmentaktivitäten für die Aktivität der Segmentgruppe zu berücksichtigen, scheint eine gewichtete Zusammenfassung sinnvoll. Man kann beispielsweise eine Gewichtung unter Einbeziehung der jeweiligen Segmentmassen vornehmen.

Aus diesen Überlegungen heraus wurde ein Vorgehen zur PAI-Bestimmung entwickelt, das bereits mit einem prototypischen Vorgänger des CUELA-Activity-Systems getestet wurde [100]. Die PAI-Bestimmung für jede Sensorposition kann in drei Schritte unterteilt werden:

- (1) Um alle drei Bewegungsrichtungen einzubeziehen, wird zunächst die Vektorlänge (VM, Vektor Magnitude) des 3D-Beschleunigungsvektors ( $a_x, a_y, a_z$ ) von jedem Segment zu jedem Zeitpunkt bestimmt:

$$VM_{Segment} = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$

Durch Quadrieren der Komponenten werden die Messwerte gleichgerichtet und liegen nun alle im positiven Bereich. Somit wird verhindert, dass sich Beschleunigungen in positive und negative Richtung gegenseitig aufheben.

- (2) Um den konstanten Anteil (Offset) des Signals zu entfernen, werden die Vektorlängen anschließend mit einer Cut-Off-Frequenz von 0,1 Hz hochpassgefiltert ( $HP_{filt}VM_{Segment}$ ). Dadurch bleibt nur der Signalteil übrig, der die tatsächliche Bewegung abbildet. Die Werte liegen im statischen Fall bei 0 g und im dynamischen Fall darüber.
- (3) Um die aktuelle Aktivitätsintensität eines Segments  $PAI_{Segment}$  zu ermitteln, wird für die hochpassgefilterten Vektorlängen ein gleitender quadratischer Mittelwert (RMS, Root Mean Square) über  $T = 150$  Messwerte berechnet, was bei einer Samplingrate von 50 Hz 3 s entspricht. Die Formel zur Bestimmung des PAI-Wertes eines Segments zum Zeitpunkt  $t$  lautet demnach wie folgt:

$$PAI_{Segment} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t-\frac{T}{2}}^{t+\frac{T}{2}} HP_{filt}VM_{Segment}(t)^2} \quad (2)$$

Der RMS hat gegenüber einer einfachen Mittelwertsbestimmung den Vorteil, dass durch das Quadrieren hohe Werte stärker gewichtet werden und somit eine bessere Abgrenzung von Aktivitäten mit unterschiedlich hohen Beschleunigungen möglich ist. Die Berechnung eines gleitenden RMS gewährleistet eine bessere Widerspiegelung der Originalkurve. Eine Intervalllänge von 3 s ist ausreichend kurz für Aktivitätsmessungen über mehrere Stunden und lang genug, um sehr kurze Aktivitätsspitzen zu nivellieren.

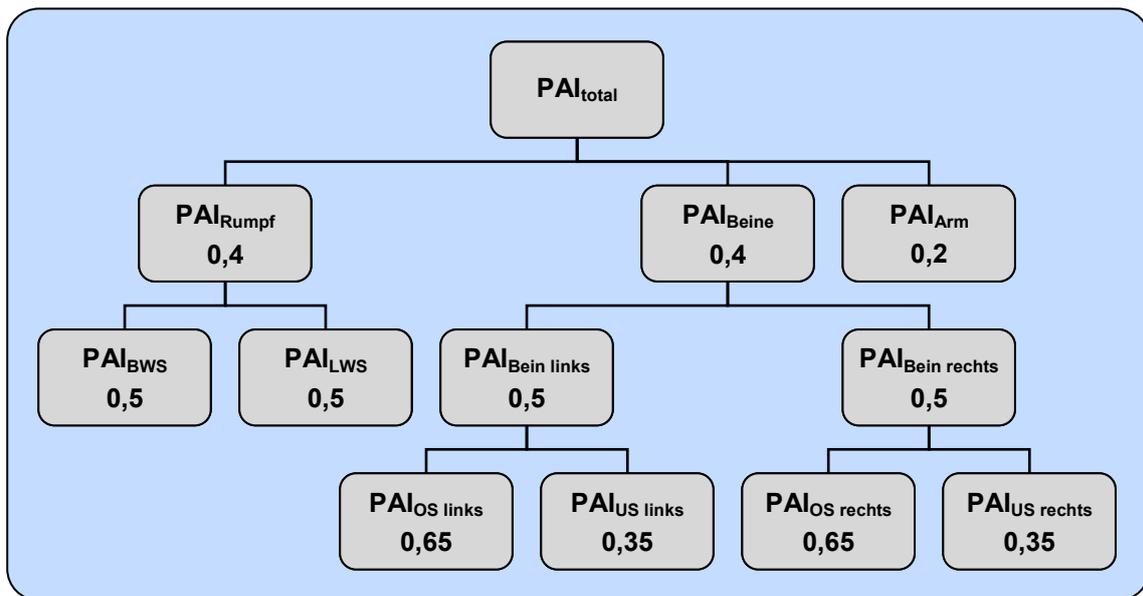
Bei  $PAI_{Segment}$  handelt es sich nach wie vor um einen Beschleunigungswert, der sich in Vielfachen von  $g$  angeben lässt.

Die so ermittelten Werte dienen als Maß für die Bewegungsintensität eines Segments zu jedem Messzeitpunkt. Die PAI-Werte werden zunächst für den Vorzugsarm, beide Ober- und Unterschenkel sowie den oberen und unteren Rücken bestimmt. Die Körperteilaktivitäten werden im Anschluss zu Rumpf-, Bein- und Gesamtaktivität zusammengefasst. Die Gewichtungen der Segmente bei ihrer Zusammenfassung sind in Abbildung 25 dargelegt. Die angegebenen Faktoren sind angelehnt an die Annahmen biomechanischer Modelle zur Segmentmassenverteilung (z. B. [101]).

Die nach diesem Prinzip vorgenommene Intensitätsbestimmung kann in mehrfacher Hinsicht nützlich für die Aktivitätsanalyse mit dem CUELA-Activity-System sein:

- Sie vermittelt einen Überblick zur Bewegungsintensität über den gesamten Messzeitraum – sowohl zur Gesamtaktivität als auch für einzelne Körperregionen.
- Sie soll als ein Parameter für die Energieumsatzabschätzung genutzt werden (vgl. Abschnitt 3.1.2.5).
- Sie kann als hilfreiches Merkmal bei der automatischen Identifizierung von Aktivitäten dienen.

Abbildung 25:  
Segmentgewichtung der PAI-Werte



### 3.1.2.4 Automatische Aktivitätserkennung

Die bestehende Aktivitätserkennung der WIDAAN-Software sollte so angepasst werden, dass zum einen die Funktionalität auch für die Sensorconfiguration des CUELA-Activity-Systems gegeben ist und zum anderen weitere Tätigkeiten aus dem menschlichen Bewegungsalltag identifiziert werden können (z. B. Treppen steigen oder Rad fahren).

Da der bestehende Algorithmus eingenommene Haltungen und ausgeübte Tätigkeiten vornehmlich auf der Basis von Körperwinkeln und Körperpunktkoordinaten bestimmt, mussten aus den Accelerometer- und Gyroskopsignalen zuerst Lagewinkel der Körpersegmente ermittelt werden. Aus beiden Signalen wurden zunächst getrennte Winkelbestimmungen vorgenommen. Der Sensorlagewinkel in der interessierenden Ebene wurde aus dem Accelerometersignal durch Arcustangenstransformation und aus dem Winkelgeschwindigkeitssignal durch einfache Integration berechnet. Über einen Trial-and-error-Ansatz wurde ein Mischfaktor für die Sensorfusion bestimmt<sup>20</sup>. Die nachstehende Formel zeigt exemplarisch die Berechnung eines Lagewinkels für die Sagittalebene (xy-Ebene):

$$\alpha_t = 0,8 * (\alpha_{t-1} + \omega_{z,t} * \Delta t) + 0,2 * \arctan\left(\frac{a_{x,t}}{a_{y,t}}\right) \quad (3)$$

Die hierüber bestimmten Segmentlagewinkel können von der bestehenden WIDAAN-Software genutzt werden, um die in Abschnitt 3.1.1.2 beschriebenen Funktionen der Datenauswertung zu nutzen.

Der existierende Aktivitätserkennungsalgorithmus wurde zum einen hinsichtlich der bereits erkennbaren Tätigkeiten modifiziert. Dies war hauptsächlich deswegen notwendig, da zur Erkennung vieler Tätigkeiten zusätzlich auch die Daten der Fußdrucksohlen erforderlich sind,

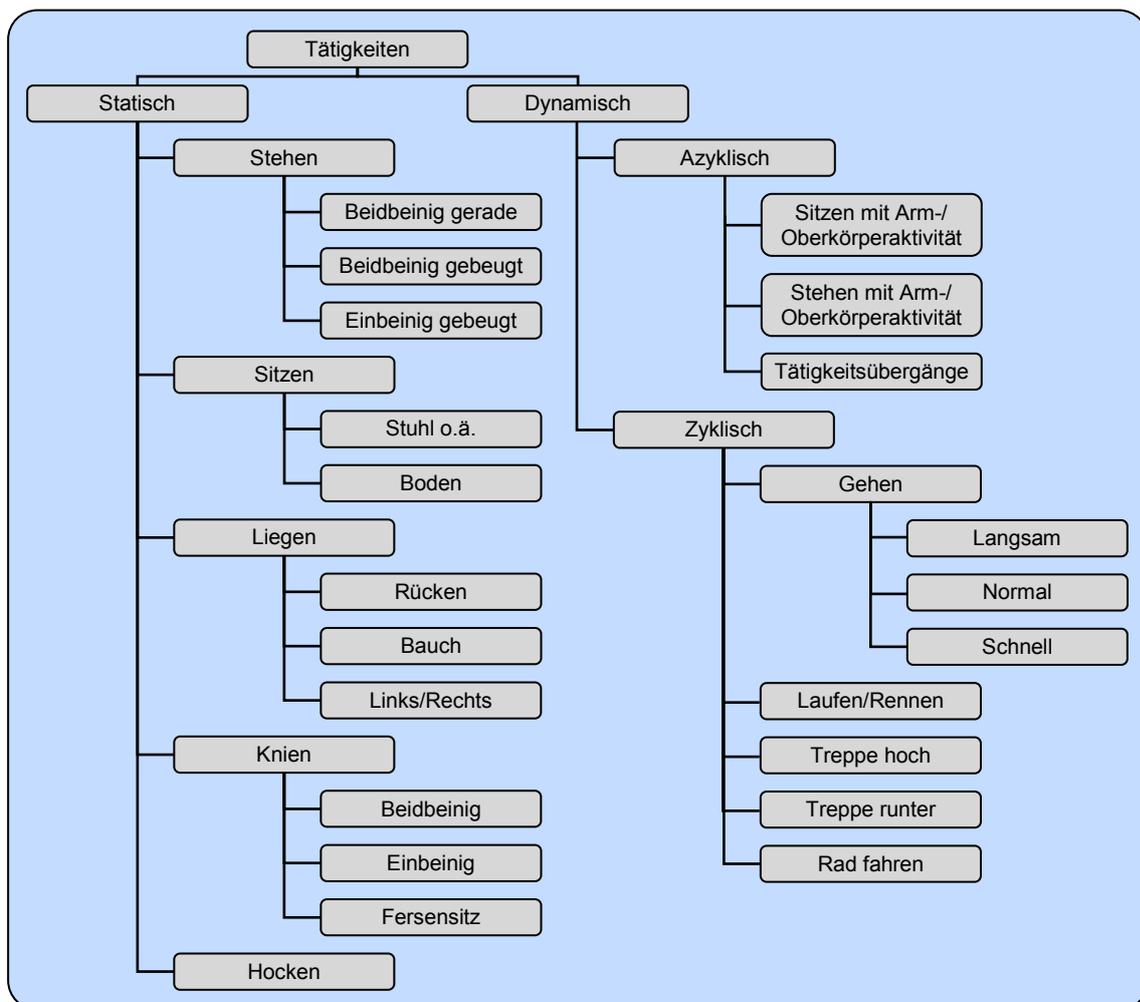
<sup>20</sup> Als Referenz diente hierbei ein Potentiometer aus dem originalen CUELA-System.

die das CUELA-Activity-System jedoch nicht liefert. Somit mussten für eine fehlerfreie Erkennung alternative Merkmale gefunden werden. Zudem mussten Merkmale identifiziert werden, anhand derer die geplante Erkennung zusätzlicher Aktivitäten realisiert werden kann. Als neu zu erkennende Tätigkeiten wurden *Sitzen/Stehen mit Arm-/Oberkörperaktivität*, *Treppe hoch/runter gehen*, *Gehen bei unterschiedlichen Geschwindigkeiten (langsam/normal/schnell)*, *Rennen* und *Rad fahren* festgelegt.

Anhand einer Reihe von Testmessungen wurde die Funktion des originalen Aktivitätserkennungsalgorithmus für das CUELA-Activity-System getestet, entsprechend den genannten Aspekten modifiziert, erneut getestet, wieder modifiziert usw., bis die Klassifizierungsleistung so gut schien, dass der angepasste Algorithmus einer Überprüfung unterzogen werden konnte. Die zugehörige Validierungsstudie ist in Abschnitt 4.4 beschrieben.

Abbildung 26 zeigt die vom CUELA-Activity-System identifizierbaren Körperhaltungen und Aktivitäten. Zusätzlich zu den angegebenen Beinhaltungen (Sitzen, Stehen etc.) wird auch eine Spezifizierung der Rückenhaltung vorgenommen (gerade, seitlich oder nach vorne geneigt, seitlich oder nach vorne gekrümmt).

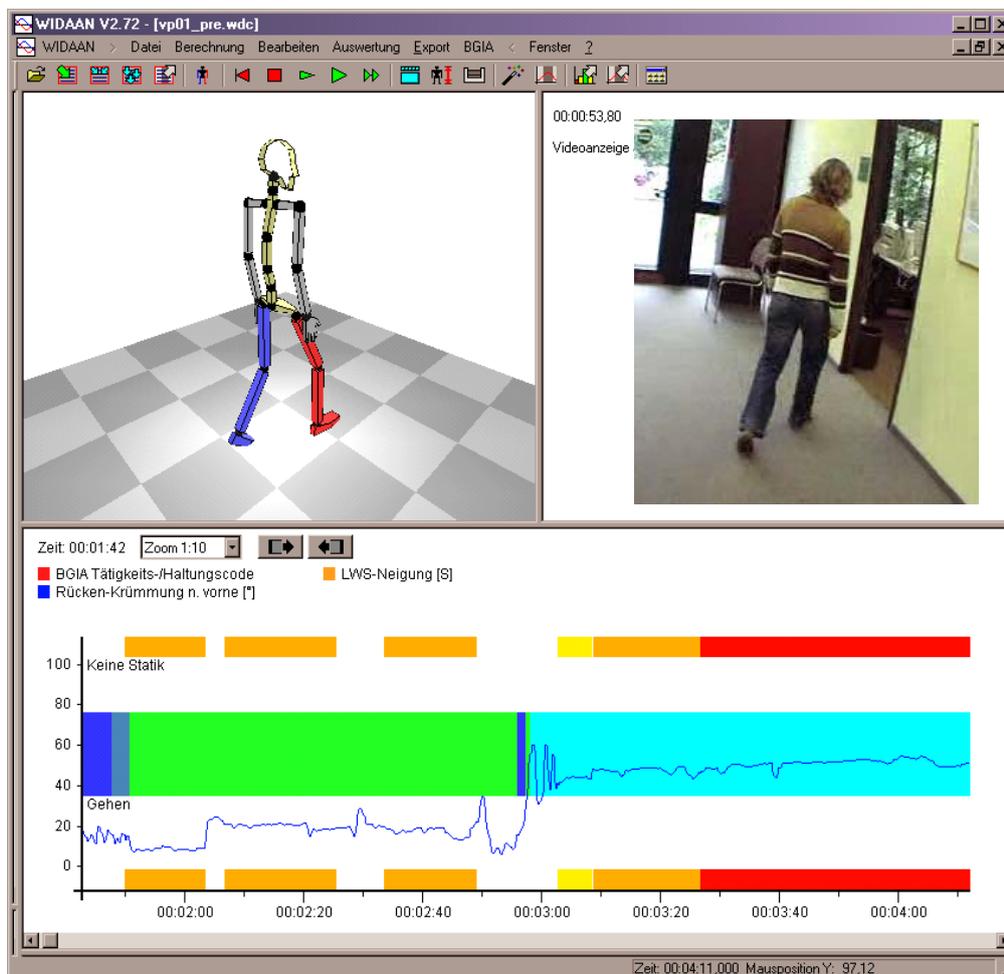
Abbildung 26:  
Vom CUELA-Activity-System identifizierbare Tätigkeiten



Die Winkel der untersuchten Körpersegmente erfahren darüber hinaus eine Auswertung hinsichtlich des Statikaspekts. Je nach Dauer der statischen Haltung wird eine farbcodierte Bewertung vorgenommen.

Der Screenshot in Abbildung 27 zeigt die Darstellung einer CUELA-Activity-Messung in WIDAAN. Neben der automatischen Aktivitätserkennung wurden in diesem Beispiel noch der Rückenkrümmungswinkel sowie die Statikauswertung der LWS-Neigung zur Anzeige im Graphen-Frame ausgewählt. Der Aktivitätstyp wird über einen Farbbalken in der Mitte des Frames dargestellt, wobei jede Tätigkeit durch eine andere Farbe codiert wird. Zum abgebildeten Messzeitpunkt (Schnittpunkt zwischen Zeitgraph und y-Achse) *geht* die Person (blaue Codierung), später im angezeigten Messzeitraum kommen noch *Stehen* (grüne Codierung) und *Sitzen* (türkise Codierung) vor. Die Art der Tätigkeit macht sich auch in der LWS-Statikauswertung (= Farbbalken oben und unten) bemerkbar: Beim *Gehen* ist die Lendenwirbelsäule in Bewegung, demnach wird aktuell „keine Statik“ (weiße Codierung) angezeigt. Beim *Stehen* kamen nur kurze statischehaltungen (bis 30 s = orange Codierung) im LWS-Bereich vor, wohingegen beim *Sitzen* auch längere statischehaltungen (> 60 s = rote Codierung) eingenommen wurden. Auch die Rückenkrümmung (blauer Winkelgraph) verläuft in Abhängigkeit der Tätigkeit: Während sie beim *Gehen* und *Stehen* eher klein war, zeigte sich eine deutlich stärkere Krümmung im *Sitzen*.

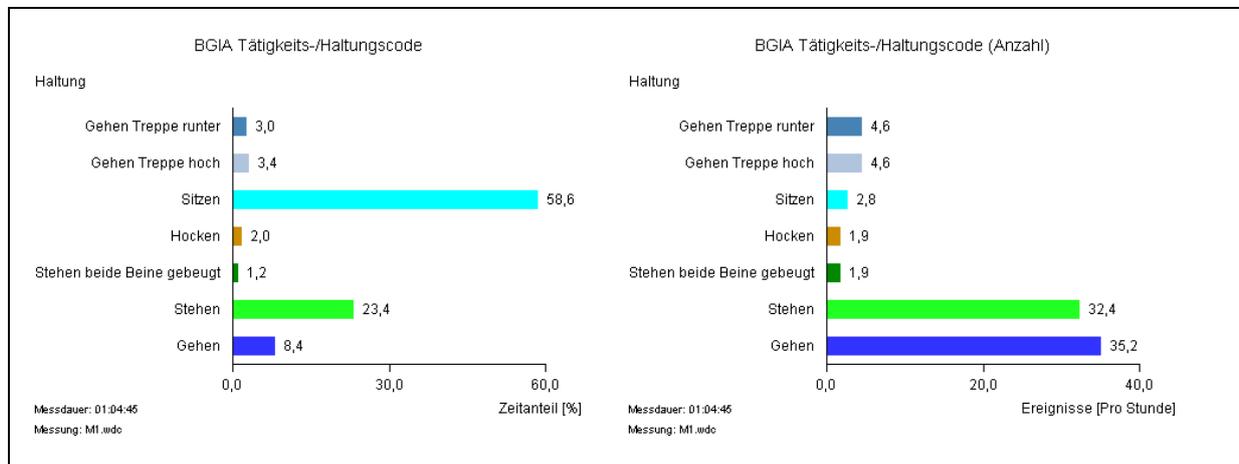
Abbildung 27:  
WIDAAN-Screenshot der Aktivitätsanalyse



In Abbildung 28 sind exemplarisch zwei Diagramme der WIDAAN-Statistik zur Auswertung der Aktivitätserkennung dargestellt. Das linke Diagramm zeigt den prozentualen Anteil der vorgekommenen Tätigkeiten an der gesamten Messung. Rechts ist die Anzahl der jeweiligen Tätigkeitsintervalle (Ereignisse) pro Stunde angegeben. Das Beispiel demonstriert, dass die untersuchte Person den größten Anteil der Messung im *Sitzen* verbracht hat. Die Anzahl

der Sitz-Ereignisse ist sehr gering, was bedeutet, dass die Person das Sitzen selten unterbrochen hat. Zwischen *Gehen*, *Treppen gehen* und *Stehen* wurde deutlich häufiger gewechselt.

Abbildung 28:  
Diagramme zum relativen Vorkommen von Tätigkeiten



### 3.1.2.5 Abschätzung des Energieumsatzes

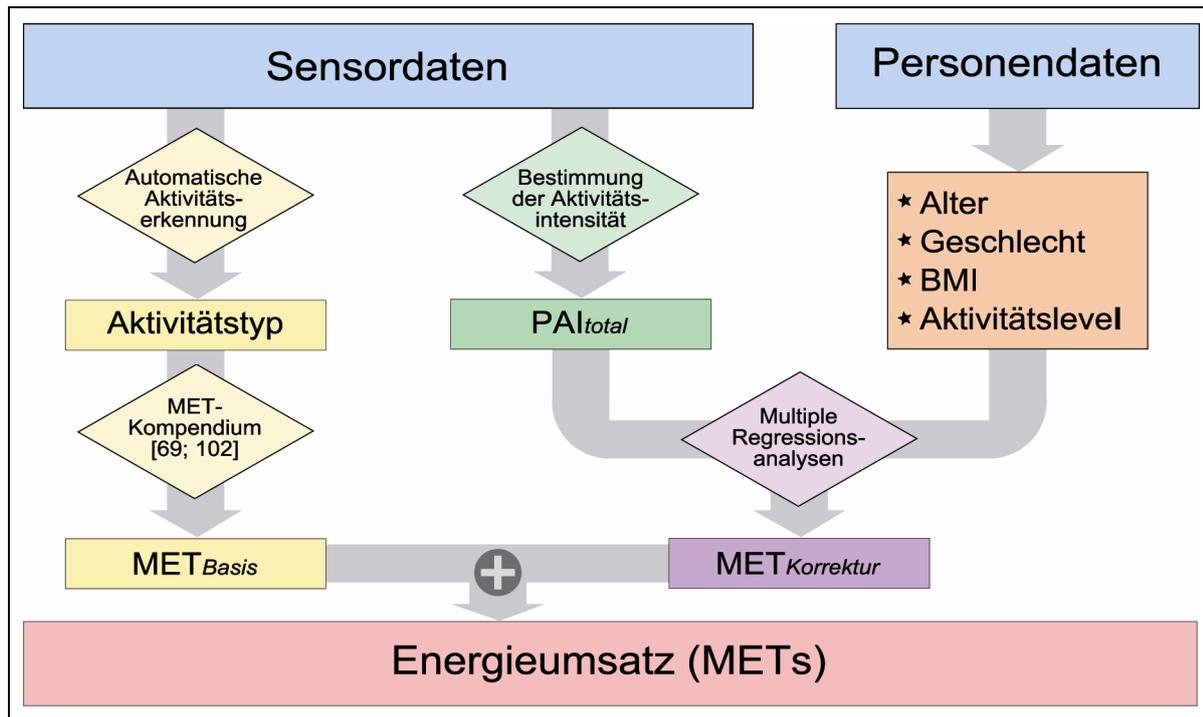
Gerade im Zusammenhang mit Bewegungsmangel kommt dem Energieumsatz – der häufig im Missverhältnis zur Energiezufuhr steht – ein besonderer Stellenwert zu. Prinzipiell werden zwei verschiedene Ansätze zur Bestimmung des Energieumsatzes mithilfe von Bewegungssensoren verwendet (vgl. Abschnitte 2.2.5 und 2.2.6):

- 1) Abschätzung des Energieumsatzes aus der Intensität physischer Aktivität (PAI),
- 2) Abschätzung des Energieumsatzes über die automatische Erkennung von verschiedenen Aktivitäten.

Um die genannten Schwächen bei der Energieumsatzbestimmung anderer Messsysteme zu beheben, wurde für das CUELA-Activity-System ein neuer Ansatz zur Vorhersage des Energieumsatzes entwickelt. Das Modell kombiniert die beiden vorgestellten Ansätze miteinander und berücksichtigt sowohl die Armaktivität als auch personenspezifische Charakteristika. Damit die Umsatzangaben unabhängig vom Körpergewicht betrachtet werden können, wird das Metabolische Äquivalent (MET) als Ausdruck des Energieumsatzes herangezogen. MET geben den Arbeitsumsatz im Vergleich zum Ruheumsatz an. Ein MET ist definiert als Energieumsatz während ruhigen Sitzens und entspricht etwa  $1 \text{ kcal} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{h}^{-1}$ .

Das in Abbildung 29 dargestellte Modell soll an dieser Stelle nur kurz skizziert werden. Eine genaue Beschreibung der zugehörigen Entwicklungsschritte findet sich in den Studien zur Kalibrierung und Überprüfung des Modells (vgl. Abschnitte 4.1, 4.2 und 4.3). Entsprechend dem automatisch erkannten Aktivitätstyp werden Basisumsätze aus dem MET-Kompendium von *Ainsworth et al.* [69; 102] bestimmt. Um mögliche Differenzen zwischen diesen Basis-MET und den tatsächlichen MET zu korrigieren, werden die gemessenen PAI-Werte sowie die Personenmerkmale Alter, Geschlecht, BMI und Aktivitätslevel in der Vorhersage berücksichtigt.

Abbildung 29:  
Modell zur Energieumsatzbestimmung mit dem CUELA-Activity-System



### 3.2 Referenzmessungen des Energieumsatzes

Um die Energieumsatzvorhersage des CUELA-Activity-Systems zu entwickeln und zu überprüfen, kamen zur Referenzbestimmung Atemgasanalysen (mobile Spirometrie) sowie Herzfrequenzmessungen zum Einsatz. Zudem dienten Energieumsatzabschätzungen über Herzfrequenz und einen kommerziell erhältlichen Aktivitätssensor zur Bewertung der Güte der CUELA-Vorhersage.

#### 3.2.1 Mobile Spirometrie

Die mobile Spirometrie ist ein Verfahren zur Bestimmung des Energieumsatzes über die indirekte Messung der Wärmeproduktion einer Person (indirekte Kalorimetrie, vgl. Abschnitt 2.2.1). Messgrößen sind hierbei der Sauerstoffverbrauch ( $\dot{V}O_2$ ) und die Kohlendioxidproduktion ( $\dot{V}CO_2$ ). Die indirekte Kalorimetrie gilt als „Goldstandard“ der Energieumsatzbestimmung im Feld [18] und eignet sich demnach für den Einsatz in Kalibrierungs- und Validierungsstudien.

Zur Bestimmung des Energieumsatzes über die respiratorischen Parameter  $\dot{V}O_2$  und  $\dot{V}CO_2$  kamen in den durchgeführten Studien zwei mobile Spirometer zum Einsatz, der K4b<sup>21</sup> und der MetaMax 3B<sup>22</sup>. Beide Systeme vollziehen die Atemgasanalyse nach dem gleichen Prinzip: Über einen Volumensensor sowie einen  $O_2$ - und einen  $CO_2$ -Sensor werden die erforderlichen Atemparameter erfasst. Der Volumensensor misst mit einem Flügelrad Atemfrequenz und Atemvolumen. Er ist aufgesteckt auf eine Atemmaske und verbunden mit der Datenspeichereinheit, in der die Gassensoren integriert sind. Eine Pumpe saugt eine Probe des

<sup>21</sup> COSMED S. r. l., Rom, Italien

<sup>22</sup> CORTEX Biophysik, Leipzig

Atemgases ab, die von den Gassensoren bezüglich ihrer Zusammensetzung analysiert wird. Abbildung 30 zeigt die Instrumentierung des MetaMax 3B.



Abbildung 30:  
MetaMax 3B

Beide eingesetzten Geräte arbeiten nach der „Breath-by-Breath“-Methode, d. h. die Messwerte werden atemzyklusweise erfasst und aufgezeichnet. Zum Auslesen, Veranschaulichen und Weiterverarbeiten der Daten stellen beide Hersteller eine entsprechende Software zur Verfügung, wobei die Analysesoftware des MetaMax 3B deutlich umfangreicher ist. Neben den Atemparametern liefern beide Systeme auch verschiedene Maßangaben des Energieumsatzes, wovon jeweils MET für die Auswertung herangezogen wurden.

Die Geräte wurden nach Herstellerangaben kalibriert. Vor jeder Messung wurden die Volumensensoren mit einer 3-l-Eichpumpe und die Gassensoren anhand der Umgebungsluft kalibriert. Alle 14 Tage bzw. nach einem Sensorwechsel wurde mittels Prüfgas (15,7 Vol.% O<sub>2</sub>; 5,91 Vol.% CO<sub>2</sub>; Rest N<sub>2</sub>) und Umgebungsluft eine Zweipunktkalibration zur Eichung der Geräte durchgeführt.

### 3.2.2 Herzfrequenzbasierte Energieumsatzbestimmung

Zur Messung der Herzfrequenz wurden in der Vorstudie (vgl. Abschnitt 4.1) Pulsuhren mit Aufzeichnungsfunktion (Polar Vantage NV) eingesetzt. In der Validierungsstudie wurde der zum MetaMax 3B optional einsetzbare Polar-Gurt genutzt. Um aus den gemessenen Herzfrequenzen den Energieumsatz zu bestimmen, wurde in beiden Studien das Verfahren von *Strath et al.* [35] verwendet. Hierbei wird über die Aktivitätsherzfrequenz ( $HF_{Akt}$ ) der Energieumsatz in MET bestimmt. Als weitere Vorhersageparameter werden die Ruheherzfrequenz ( $HF_{Ruhe}$ ), die maximale Herzfrequenz ( $HF_{max}$ ), die relative Sauerstoffaufnahme in Ruhe ( $\dot{V}O_{2Ruhe}$ ) sowie die maximale relative Sauerstoffaufnahme<sup>23</sup> ( $\dot{V}O_{2max}$ ) benötigt:

- Die  $HF_{Ruhe}$  wird üblicherweise morgens vor dem Aufstehen gemessen. Es ist jedoch problematisch, diesen Wert zu erhalten, falls die eigentliche Messung nicht über Nacht andauert. Bei HF-Aufzeichnungen, die auch inaktive Phasen beinhalten, kann die  $HF_{Ruhe}$  beispielsweise einfach über Mittelung der niedrigsten Frequenzen bestimmt werden [37]. In unseren Studien wurde die  $HF_{Ruhe}$  aus den fünf niedrigsten Werten der HF-Messung ermittelt.

<sup>23</sup> Die relative Sauerstoffaufnahme gibt die Sauerstoffaufnahme in Bezug auf das Körpergewicht an, was eine bessere Vergleichbarkeit ermöglicht. Im Folgenden ist mit „Sauerstoffaufnahme“ immer die körpergewichtsbezogene Angabe gemeint.

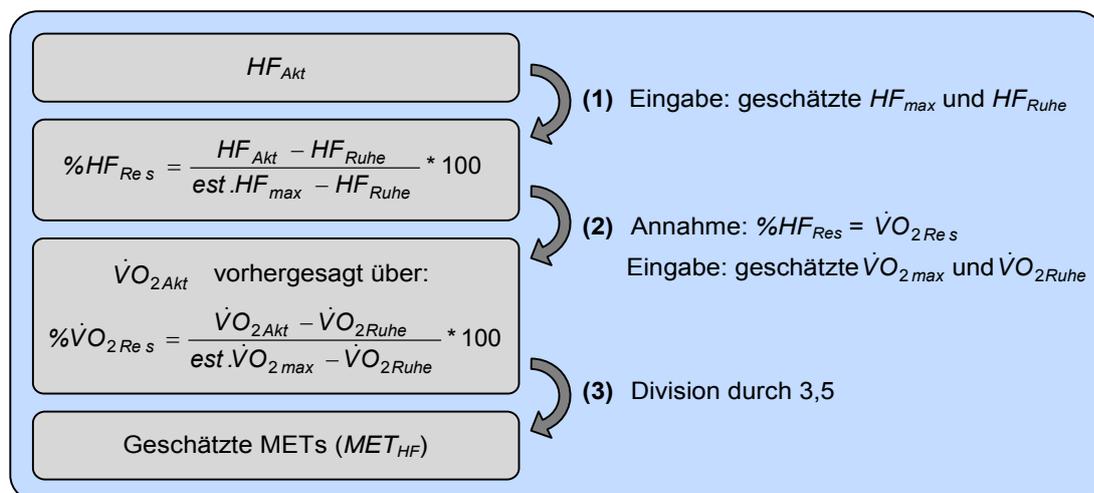
- Die  $HF_{max}$  kann entweder während eines Ausbelastungstests individuell bestimmt oder pauschal über die Formel „220 – Lebensalter“ [103] geschätzt werden. Da eine Maximaltestung aufwendig und nur für gesunde und trainierte Personen unbedenklich ist, wurde auf die Altersformel zurückgegriffen.
- Die  $\dot{V}O_2$  beträgt in Ruhe etwa  $3,5 \text{ ml}\dot{V}O_2 \text{ kg}^{-1} \text{ min}^{-1}$  (oder 1 MET).
- Die maximale  $\dot{V}O_2$  kann entweder direkt (z. B. über Atemgasanalyse) oder indirekt (z. B. über Herzfrequenzmessung) bestimmt werden, wobei jedoch immer ein Belastungstest (z. B. Ergometer-Stufentest) notwendig ist [104 bis 106]. Da eine derartige Testung aufwendig und in vielen Fällen nicht praktikabel ist, entwickelten *Jurca et al.* [107] eine Formel zur Vorhersage der  $\dot{V}O_{2max}$  ohne körperliche Testung<sup>24</sup>. Diese Formel wurde auch in unseren Studien eingesetzt. Sie berücksichtigt die Variablen Geschlecht (weiblich = 0 und männlich = 1), Alter (Jahre), BMI ( $\text{kg}/\text{m}^2$ ),  $HF_{Ruhe}$  (bpm) sowie den auf einer fünf-stufigen Skala bestimmten Aktivitätslevel, der gemäß *Jurca et al.* [107] in  $Punkte_{Akt}$  überführt wird (siehe Anhang B, Seite 115):

$$\dot{V}O_{2max} = 9,695 \text{ Geschl.} - 0,35 \text{ Alter} - 0,595 \text{ BMI} - 0,105 \text{ HF}_{Ruhe} + 3,5 \text{ Punkte}_{Akt} + 63,245 \quad (4)$$

Das in dieser Arbeit angewandte Verfahren zur herzfrequenzbasierten MET-Abschätzung ist in Abbildung 31 schematisch dargestellt.

Abbildung 31:

Herzfrequenzbasierte MET-Abschätzung, modifiziert nach *Strath et al.* [35]



<sup>24</sup> Anhand der Daten von drei großen Studien ( $n = 1\,863$ ,  $n = 46\,190$  und  $n = 1\,706$ ), in denen die  $\dot{V}O_{2max}$  mittels maximaler oder submaximaler Belastungstests ermittelt worden war, entwickelten *Jurca et al.* [107] eine Formel zur Fitnessvorhersage ohne körperliche Testung. Personenbezogene Merkmale, die als Einflussfaktoren auf die Fitness gelten und für alle Studienteilnehmer bekannt waren, dienten als unabhängige Variablen zur Vorhersage der  $\dot{V}O_{2max}$  über multiple lineare Regression. Sie ermittelten für jede Studienpopulation eine Gleichung, die die Parameter Geschlecht, Alter, BMI,  $HF_{Ruhe}$  und den über eine fünfstufige Skala bestimmten Aktivitätslevel einbezieht. In den drei Studien wurden verschiedene Skalen zur Einstufung des Aktivitätsniveaus eingesetzt (fünf, sieben bzw. acht Stufen). Die Kategorien der sieben- und achtstufigen Skalen wurden so zusammengesetzt, dass sie den Kategorien der fünfstufigen Skala entsprechen (genaue Beschreibung der Aktivitätskategorien, siehe Anhang). Die ermittelten Gleichungen wurden jeweils an den unabhängigen Stichproben der beiden anderen Studien getestet. Als endgültige Vorhersagegleichung wurde die Formel mit dem niedrigsten Standardfehler der Schätzung ( $SEE = 5,1 \text{ ml}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{min}^{-1}$ ) und der höchsten multiplen Korrelation ( $R = 0,81$ ) gewählt.

Zunächst wurde jeweils aus der gemessenen Herzfrequenz ( $HF_{Akt}$ ) unter Berücksichtigung von  $HF_{max}$  und  $HF_{Ruhe}$  die Herzfrequenzreserve in Prozent ( $\%HF_{Res}$ ) berechnet (1). Swain et al. [108; 109] konnten zeigen, dass die prozentuale Herzfrequenzreserve und die prozentuale Sauerstoffaufnahmereserve ( $\%\dot{V}O_{2Res}$ ) eng miteinander verbunden und numerisch ähnlich sind. Dieser Erkenntnis folgend wurde aus der  $\%\dot{V}O_{2Res}$  die absolute Sauerstoffaufnahme ( $\dot{V}O_{2Akt}$ ) abgeleitet (2), wobei  $\dot{V}O_{2max}$  über die oben beschriebene Non-exercise-Vorhersagegleichung von Jurca et al. [107]) ermittelt wurde. Durch Division durch 3,5 (3) ergibt sich der über die Herzfrequenz geschätzte Energieumsatz ( $MET_{HF}$ ).

### 3.2.3 Aktivitätssensor AiperMotion

Der Aktivitätssensor AiperMotion 320<sup>25</sup> misst das Bewegungsverhalten von Personen mittels eines 3D-Accelerometers. Der AiperMotion (Abbildung 32) ist 75 x 48 x 20 mm groß und wiegt 72 g. Er wird mit einer Tasche am Gürtel oder Hosenbund befestigt. Das Gerät ist im Handel für 299 € erhältlich.

Der AiperMotion ordnet die ausgeübte körperliche Aktivität den Klassen „Passiv“, „Aktiv“ (= Bewegung ohne Schritte), „Langsam gehen“, „Schnell gehen“ und „Sportlich aktiv“ zu. Als Auswertungsparameter liefert er die Zeiten je Aktivitätsklasse, den motorischen Kalorienverbrauch sowie zurückgelegte Schrittzahl und Entfernung. Hierzu werden die persönlichen Daten des Nutzers (Geschlecht, Alter, Gewicht, Größe, Schrittweiten) berücksichtigt.



Abbildung 32:  
Aktivitätssensor AiperMotion 320  
(Quelle: www.aipermotion.com)

Der AiperMotion zeigt auf seinem Display das Aktivitätsprofil der letzten sieben Tage an und kann insgesamt Aktivitätsdaten von 42 Tagen speichern. Via USB können die Daten ausgelesen und mit der zugehörigen Software AiperView 320 dargestellt werden.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde der AiperMotion in der Validierungsstudie (vgl. Abschnitt 4.3) eingesetzt. Er diente in dieser Studie als Repräsentant der einfachen Ein-Sensor-Systeme, die kommerziell zur Aktivitätsmessung und Energieumsatzbestimmung vertrieben werden.

## 3.3 Methodenvergleich

Beim Vergleich einer neuen Methode mit einer etablierten Referenzmethode wird in der Literatur häufig der Korrelationskoeffizient als Maß für die Übereinstimmung beider Methoden herangezogen. Der Korrelationskoeffizient gibt jedoch nur die Relation zwischen den Variablen und nicht ihre Übereinstimmung an [110; 111]. In Methodenvergleich-Studien hat sich zur Prüfung auf Übereinstimmung die Analyse mit sog. Bland-Altman-Diagrammen etabliert. Bei dieser grafischen Analyse werden die Differenzen beider Methoden dem Mittelwert des

<sup>25</sup> Fa. Aipermon, München

Wertepaars gegenübergestellt. In einem Bland-Altman-Diagramm werden die mittlere Differenz  $\bar{d}$  sowie die Übereinstimmungsgrenzen (Limits of Agreement) als horizontale Linie angegeben. Die Übereinstimmungsgrenzen sind definiert als die mittlere Differenz  $\pm 1,96$  Standardabweichungen ( $\bar{d} \pm 1,96\sigma_d$ ). Bei einer hinreichend symmetrischen Verteilung liegen 95 % der Werte in diesem Bereich. Falls die Abweichungen innerhalb dieser vor dem jeweiligen Forschungshintergrund akzeptabel sind, gelten die Methoden als untereinander austauschbar [110 bis 112]. Mithilfe von Bland-Altman-Plots können zudem systematische Abweichungen, Ausreißer sowie Abhängigkeiten der Varianz von der Größe der Messwerte beurteilt werden [113]. *Bland* und *Altman* [111; 114] sehen den Schlüssel zum Methodenvergleich darin, die Nichtübereinstimmung der einzelnen Messwertpaare zu quantifizieren: „*Agreement is not something which is present or absent, but something which must be quantified*“ ([111], S. 159).

Um sicherzustellen, dass die ermittelten Übereinstimmungsgrenzen über den gesamten Messbereich Gültigkeit haben, setzt die Bland-Altman-Analyse voraus, dass die Differenzen zwischen den Messmethoden keine systematischen Veränderungen aufweisen. Häufig steigt jedoch die Variabilität der Differenzen mit der Größenordnung der Messwerte an (Aufschluss hierüber gibt der oben beschriebene Differenz-Plot). Um für diesen Fall eine gleichförmigere Streuung der Daten zu erhalten, wird entweder eine logarithmische Transformation der Messwerte [111] oder die Verwendung prozentualer Differenzen [115; 116] vorgeschlagen. Da zur Interpretation von logarithmierten Daten eine Rücktransformation notwendig ist, werden in dieser Arbeit die direkt interpretierbaren prozentualen Differenzen verwendet.

*Bland* und *Altman* [111; 114] empfehlen die Verwendung von wiederholten Messungen für jede Versuchsperson, da auf diese Weise auch die Wiederholungsgenauigkeit (Reproduzierbarkeit) der Methoden in die Analyse eingebunden wird. Sie definieren die beobachtete Differenz eines Messwertpaares  $j$  für eine Versuchsperson  $i$  als Summe  $D_{ij}$  aus der mittleren Differenz  $B$  (Bias), dem zufälligen Effekt zwischen den Versuchspersonen  $I_i$  (Zeit-Methoden-Interaktion oder Heterogenität) sowie dem zufälligen Fehler innerhalb der Versuchspersonen  $X_{ij}$ :

$$D_{ij} = B + I_i + X_{ij} \quad (5)$$

Werden nur gemittelte Werte je Versuchsperson zur Analyse herangezogen, so hat dies zwar keinen Einfluss auf die Bestimmung des Bias, jedoch wird die Standardabweichung der Differenzen unterschätzt und somit die Übereinstimmungsgrenzen zu dicht gesetzt, da die Streuung innerhalb der Personen unberücksichtigt bleibt. Ebenso können sich zu enge Übereinstimmungsgrenzen ergeben, wenn jedes Messwertpaar behandelt wird, als stamme es von verschiedenen Individuen.

Folgende Vorgehensweise zur Ermittlung der Übereinstimmungsgrenzen [111; 114] berücksichtigt sowohl die tatsächliche Datenstruktur als auch den Aspekt, dass sich die zu erfassende Größe im Zeitverlauf ändert, so wie dies beim Energieumsatz in Abhängigkeit von der ausgeübten Tätigkeit der Fall ist:

Die Varianz  $\sigma^2_d$  einer einzelnen Differenz  $D_{ij}$  ergibt sich aus der Summe der Varianz der Differenzen innerhalb einer Versuchsperson  $\sigma^2_{d\omega}$  und der Varianz der Differenzen zwischen den Versuchspersonen  $\sigma^2_{dI}$ :

$$\sigma^2_d = \sigma^2_{dI} + \sigma^2_{d\omega} \quad (6)$$

Beide Varianzkomponenten können mithilfe der Einweg-Varianzanalyse (ANOVA) abgeschätzt werden. Durch Ziehen der Wurzel erhält man die Standardabweichung, über die dann die Übereinstimmungsgrenzen ermittelt werden können.

Bei der Berechnung des Bias und der Übereinstimmungsgrenzen aus einer konkreten Stichprobe handelt es sich um Schätzungen des wahren Wertes in der entsprechenden Grundgesamtheit. Die Ergebnisse unterliegen somit Zufallsschwankungen, für die Standardfehler und Konfidenzintervalle ermittelt werden sollten, um so dem Stichprobenumfang und der Schwankungsbreite der Differenzen Rechnung zu tragen [110]. Die Standardfehler  $\sigma$  der mittleren Abweichung und der Übereinstimmungsgrenzen ergeben sich aus den Gleichungen (7) und (8):

$$\sigma_{\bar{d}} = \sqrt{\frac{\sigma_d^2}{n}} \quad (7)$$

$$\sigma_{\bar{d} \pm 1.96\sigma} \approx \sqrt{\frac{3\sigma_d^2}{n}} \quad (8)$$

Das jeweils zugehörige Konfidenzintervall (CI, Confidence Interval) kann nun wie folgt ermittelt werden:

$$CI_{\bar{d}} = \pm t_{(95\%,n-1)} \cdot \sigma_{\bar{d}} \quad (9)$$

$$CI_{\bar{d} \pm 1.96\sigma} = \pm t_{(95\%,n-1)} \cdot \sigma_{\bar{d} \pm 1.96\sigma} \quad (10)$$

Für die 95-%-Konfidenzintervalle entspricht  $t$  dem kritischen Wert der t-Verteilung für  $n-1$  Freiheitsgrade bei einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 %. Es wird empfohlen, den einseitigen t-Wert zu verwenden, da getestet werden soll, ob die berechneten Übereinstimmungsgrenzen kleiner als oder genauso groß wie eine vordefinierte Fehlergrenze sind [117].

Das 95-%-Konfidenzintervall des Bias veranschaulicht das Ausmaß des systematischen Fehlers. Befindet sich die Nulllinie (Line of Equality) nicht in diesem Intervall, so liegt ein systematischer Fehler vor.

Der – in vielen Methodenvergleich-Studien häufig nicht berücksichtigte – Grundgedanke bei der Interpretation der Bland-Altman-Plots liegt im Vergleich der ermittelten Übereinstimmungsgrenzen mit einem zuvor festgelegten maximal akzeptablem Fehler (TE, Total Error) [112; 113; 116; 117]. Hierbei erachten es *Stöckl et al.* [117] als wesentlich, für diesen Vergleich die Konfidenzintervalle der Übereinstimmungsgrenzen heranzuziehen. Als Erweiterung des Bland-Altman-Konzeptes schlagen sie vor, zusätzlich zu untersuchen, ob die 95-%-Konfidenzintervalle des Bias innerhalb vorab bestimmter Grenzen für einen systematischen Fehler (SE, Systematic Error) liegen.

## 4 Empirischer Teil

In diesem Kapitel wird von vier Studien berichtet, die im Rahmen der Entwicklung und Überprüfung der speziellen Auswertefunktionen des CUELA-Activity-Systems durchgeführt wurden. Vor dem Hintergrund der Ergebnisse erfolgt abschließend ein Vergleich mit bisherigen Verfahren der Energieumsatzabschätzung bzw. der Aktivitätserkennung.

### 4.1 Vorstudie zur Energieumsatzbestimmung mit dem CUELA-Activity-System

In einer kleinen Vorstudie sollte getestet werden, ob es möglich ist, mit den Bewegungsinformationen, die das CUELA-Activity-System liefert, eine Abschätzung des Energieumsatzes vorzunehmen. Hierzu wurde anhand der Daten einer ersten Studie mit vier Personen ein Modell zur Energieumsatzvorhersage entwickelt. In einer zweiten Untersuchung wurde dieses Modell anhand einer unabhängigen Stichprobe ( $n = 4$ ) überprüft. Für die erste Studie stand leihweise ein Spiroergometer zur Verfügung, sodass zur Modellkalibrierung mit der indirekten Kalorimetrie der „Goldstandard“ der Energieumsatzbestimmung im Feld (siehe Abschnitt 3.2.1) eingesetzt wurde. Für die Überprüfungsstudie stand dieses Gerät leider nicht zur Verfügung, weshalb das entwickelte Modell mithilfe von Energieumsatzabschätzungen über Herzfrequenz getestet wurde.

Bei der Entwicklung des Modells wurde die Idee aufgegriffen, die Informationen, die das CUELA-Activity-System zur Art der Aktivität und zur Bewegungsintensität (PAI) liefert, kombiniert für die Vorhersage des Energieumsatzes zu nutzen. Zusätzlich sollte untersucht werden, inwieweit der Einfluss von personenbezogenen Charakteristika auf ein derartiges Modell auszumachen ist.

Bei der Überprüfung dieses ersten Ansatzes ging es darum, mit den verfügbaren Mitteln (Herzfrequenzmessung) die Tauglichkeit einer derartigen Vorhersage zu testen. Da weder der „Goldstandard“ als Referenz noch eine große Stichprobe zur Verfügung stand, war die begrenzte Aussagekraft dieser kleinen Untersuchung von vornherein bekannt.

#### 4.1.1 Methode

##### 4.1.1.1 Versuchspersonen

An beiden Studien nahmen jeweils vier gesunde Personen (je zwei Frauen und zwei Männer) teil. Die Charakteristika beider Stichproben sind in Tabelle 3 und Tabelle 4 aufgelistet. Neben Geschlecht, Alter und BMI sind zusätzlich der Aktivitätslevel, die Ruheherzfrequenz ( $HF_{\text{Ruhe}}$ ) sowie die kardiorespiratorische Fitness angegeben, da diese Parameter für die Ermittlung des Energieumsatzes via Herzfrequenz nach *Strath* et al. [35] benötigt werden (siehe Abschnitt 3.2.2). Der Aktivitätslevel wurde auf einer fünfstufigen Skala (nach [107]; siehe Abschnitt 3.2.2) von den Probanden selbst eingestuft. Die kardiorespiratorische Fitness wurde mithilfe der Non-exercise-Formel von *Jurca* et al. [107] zur Abschätzung der maximalen  $O_2$ -Aufnahme (est.  $\dot{V}O_{2\text{max}}$ ) bestimmt (siehe Abschnitt 3.2.2).

Im Vergleich zur Überprüfungsstichprobe sind die Personen aus der Entwicklungsstudie im Durchschnitt älter, haben einen etwas geringeren BMI sowie einen niedrigeren Ruhepuls und sind etwas unfitter. Der mittlere Aktivitätslevel ist in beiden Stichproben gleich.

Tabelle 3:  
Stichprobencharakteristika der Vorstudie zur Entwicklung der Energieumsatzvorhersage;  
VP = Versuchsperson

	VP01	VP02	VP03	VP04	Mittelwert
<b>Geschlecht</b>	männlich	weiblich	männlich	weiblich	-
<b>Alter in Jahren</b>	27	27	42	44	35
<b>BMI in kg/m<sup>2</sup></b>	20,90	21,38	25,47	22,27	22,50
<b>Aktivitätslevel [1 ... 5]</b>	4	5	1	3	3,25
<b>HF<sub>Ruhe</sub> in bpm</b>	66,4	60	50,8	51,6	57,2
<b>est. VO<sub>2</sub>max in ml·kg<sup>-1</sup>·min<sup>-1</sup></b>	50,26	45,36	37,77	32,9	41,58

Tabelle 4:  
Stichprobencharakteristika der Vorstudie zur Überprüfung der Energieumsatzvorhersage;  
VP = Versuchsperson

	VP01	VP02	VP03	VP04	Mittelwert
<b>Geschlecht</b>	männlich	weiblich	männlich	weiblich	-
<b>Alter in Jahren</b>	26	31	27	22	26,5
<b>BMI in kg/m<sup>2</sup></b>	24,05	22,20	26,31	20,96	23,38
<b>Aktivitätslevel [1 ... 5]</b>	4	5	3	1	3,25
<b>HF<sub>Ruhe</sub> in bpm</b>	73	58	63	77	67,75
<b>est. VO<sub>2</sub>max in ml·kg<sup>-1</sup>·min<sup>-1</sup></b>	48,02	43,72	47,39	36,09	43,82

#### 4.1.1.2 Aktivitätsprotokoll

Das Aktivitätsprotokoll war für beide Studien gleich. Es wurden Aktivitäten ausgewählt, die typischerweise an einem Büroarbeitsplatz vorkommen. Das Protokoll (siehe Tabelle 5) beinhaltete ruhiges Sitzen und Stehen, standardisierte Bürotätigkeiten im Sitzen und Stehen, unterschiedlich schnelles Gehen (4, 5 und 6 km/h) sowie Treppe hoch und runter gehen.

Tabelle 5:  
Aktivitätsprotokoll der Vorstudie zur Energieumsatzbestimmung

Nr.	Aktivität	Dauer in min	Bemerkung
1	Sitzen ruhig	5	
2	Sitzen dynamisch	6	standardisierte Bürotätigkeiten
3	Stehen ruhig	2	
4	Stehen dynamisch	4	standardisierte Bürotätigkeiten
5	Gehen langsam	3	200 m; 4 km/h
6	Gehen normal	3	250 m; 5km/h
7	Gehen schnell	3	300 m; 6 km/h
8	Treppe runter	1	88 Stufen; standardisiertes Tempo
9	Treppe hoch	1	88 Stufen; standardisiertes Tempo
Gesamtdauer (netto) in min		28	
<b>Gesamtdauer in min</b>		<b>≈ 33</b>	<b>(inkl. Ortswechsel)</b>

Bei den standardisierten Bürotätigkeiten mussten verschiedene Aufgaben am Schreibtisch (Lesen, Schreiben, Tippen, Akten abheften) und im Stehen (Ordner und CDs im Büroschrank sortieren, Telefonieren) erledigt werden. Um Dauer und Reihenfolge der Tätigkeiten bei allen

Personen gleich zu halten, wurde parallel ein Video vorgeführt. Vor der Messung wurde der gesamte Ablauf erläutert und das Video im Schnelldurchlauf abgespielt. Zusätzlich zum Video wurde die Messung von schriftlichen und mündlichen Anweisungen begleitet.

Um die Fortbewegungsgeschwindigkeit beim Gehen und Treppen steigen zu standardisieren, wurden die Probanden von einer Person begleitet, die mithilfe eines Taktgebers das Tempo vorgab. Beim Treppen steigen erhielt die Begleitperson über einen MP3-Player bei jeder Stufe einen Signalton. Die Gehstrecke war mit Markierungen in 5 m Abstand versehen. Der Begleiter erhielt bei den Geh-Intervallen immer dann ein Signal, wenn für die entsprechende Geschwindigkeit 5 m zurückgelegt sein sollten.

Bei der Festlegung der Protokollreihenfolge wurde darauf geachtet, dass bei jedem Aktivitätswechsel die Intensität zunahm oder zumindest gleich blieb. So sollte verhindert werden, dass die spirometrische Energieumsatzmessung für eine Tätigkeit durch vorangegangene höher intensive Aktivitäten beeinflusst wird. Durch die gewählte Abfolge konnten somit Regenerationspausen für die Probanden vermieden werden. Zudem konnten durch die sukzessive Intensitätssteigerung die Anpassungsphasen auf die nächsthöhere Intensitätsstufe verkürzt werden. Lediglich beim Wechsel von *schnellem Gehen* zu *Treppe runter* gab es eine Intensitätsabnahme. Da zwischen diesen Tätigkeitsintervallen ohnehin ein Aufzug benutzt werden musste, hatten die Versuchspersonen jedoch genügend Regenerationszeit.

Vor Beginn der letzten Tätigkeit „Treppe hoch“ wurden zwei Stockwerke des Gebäudes in etwas gesteigertem Tempo herauf- und heruntergegangen, um den Kreislauf vorab anzuregen. Auf diese Maßnahme wurde zurückgegriffen, da leider nicht mehr als vier Stockwerke zur Verfügung standen und die Belastungsdauer ansonsten zu kurz gewesen wäre, um in ein steady state der energiebereitstellenden Prozesse zu kommen.

#### 4.1.1.3 Messungen

Die Versuchspersonen absolvierten jeweils eine ca. 30-minütige Messung mit dem CUELA-Activity-System (vgl. Abschnitt 3.1). Die Messung erfolgte ohne Aufzeichnung eines Videos. In der Entwicklungsstudie trugen die Probanden bei der Ausübung des Aktivitätsprotokolls zeitgleich das mobile Spiroergometriesystem K4b<sup>2</sup> (siehe Abbildung 33).

Abbildung 33:  
Instrumentierung während der Kalibrierung in der Vorstudie



Funktionsweise und Handhabung des Geräts sind im übergeordneten Methodenteil erklärt (vgl. Abschnitt 3.2.1). Um hinterher die einzelnen Tätigkeitsintervalle identifizieren zu können, wurde die Marker-Funktion des K4b<sup>2</sup> genutzt. Über einen Taster am Datenlogger wurde jeweils zu Beginn und am Ende einer Tätigkeit ein Marker gesetzt, der anschließend synchron zu den Ergebnissen der Atemgasanalyse zur Identifizierung der Intervalle zur Verfügung stand.

In der Überprüfungsstudie wurde parallel zur CUELA-Activity-Messung die Herzfrequenz über Pulsuhren mit Aufzeichnungsfunktion erfasst (vgl. Abschnitt 3.2.1). Die Herzfrequenzen wurden in 5-s-Intervallen gespeichert.

#### 4.1.1.4 Datenverarbeitung

Die Datenauswertung wurde mithilfe der WIDAAN-Software, MS Excel 2003 und SPSS 15.0 durchgeführt.

##### *Vorhersageentwicklung*

Zunächst mussten die Daten des K4b<sup>2</sup> und die des CUELA-Activity-Systems synchronisiert werden. Da der K4b<sup>2</sup> die Messdaten atemzyklusweise aufzeichnet, werden die Rohdaten in ungleichmäßigen Abständen ausgegeben. Um die K4b<sup>2</sup>-Daten den CUELA-Daten gegenüberstellen zu können, mussten diese jedoch äquidistant sein. Die kleinstmögliche Mittelung, die die K4b<sup>2</sup>-Software hierzu anbietet, ist eine Mittelwertbildung über 20 s. In Excel wurden daher die K4b<sup>2</sup>- und die CUELA-Daten gemittelt über 20 s gegenübergestellt. Die relevanten Daten der mobilen Spiroergometrie waren der Energieverbrauch in MET ( $MET_{K4}$ ) und der Marker-Kanal sowie der Ganzkörper-PAI-Wert ( $PAI_{total}$ ) des CUELA-Activity-Systems. Um die Art der Aktivität in die Vorhersage einzubinden, wurden mithilfe von Nachschlagewerken [69; 102] Basis-MET-Werte für die vorkommenden Aktivitäten bestimmt. Diese waren:

- Sitzen: 1,0 MET
- Stehen: 1,2 MET
- Gehen: 3,5 MET
- Treppe runter: 3,0 MET
- Treppe hoch: 8,0 MET

Da über die automatische Aktivitätserkennung diese Werte bereits bekannt sind, ergibt sich der Wert, der über  $PAI_{total}$  vorhergesagt werden soll, aus der Differenz zwischen den gemessenen MET ( $MET_{K4}$ ) und den Basis-MET ( $MET_{Basis}$ ):

$$MET_{PAI} = MET_{K4} - MET_{Basis} \quad (11)$$

Anhand der gesetzten Marker wurden die einzelnen Tätigkeitsintervalle identifiziert und die relevanten Datenkanäle jeweils über das gesamte Intervall gemittelt. Da aufgrund des geringen Stichprobenumfangs für jede Tätigkeit nur wenige Datenpunkte vorlagen, wurden die Intervalle zu zwei Kategorien zusammengefasst:

- Körperhaltungen (Sitzen ruhig/dynamisch, Stehen ruhig/dynamisch),
- Fortbewegung (Gehen langsam/normal/schnell, Treppe hoch/runter).

Der Zusammenhang zwischen  $PAI_{total}$  und  $MET_{PAI}$  für Körperhaltungen und Fortbewegung wurde zunächst grafisch mithilfe von Scatterplots analysiert, bevor über einfache lineare Regression Vorhersagegleichungen ermittelt wurden. Zudem wurde über einen Trial-and-

Error-Ansatz versucht, den Einfluss der kardiorespiratorischen Fitness (est.  $\dot{V}O_{2max}$ ) auf den Energieumsatz bei den Fortbewegungsaktivitäten mit einzubeziehen. Es wurden verschiedene Korrekturterme getestet, die alle folgenden Annahmen Rechnung trugen:

- (1) Körperlich fitte Personen weisen im Vergleich zu weniger fitten Personen bei moderaten bis anstrengenden Aktivitäten einen niedrigeren Energieumsatz pro kg Körpergewicht auf [118; 119].
- (2) Der mittlere Fitnesslevel in der Bevölkerung liegt bei einer relativen  $\dot{V}O_{2max}$  von  $35 \text{ ml}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{min}^{-1}$  [120].

Es wurde schließlich der Korrekturterm ausgewählt, der die regressionsanalytisch bestimmte Vorhersage am deutlichsten verbessern konnte. Als Maß für die Anpassungsgüte wurde der über alle Personen gemittelte Standardschätzfehler (SEE, Standard Error of Estimate) herangezogen.

### *Vorhersageüberprüfung*

Für die herzfrequenzbasierte MET-Bestimmung wurden zunächst die aufgezeichneten Herzschlagraten in WIDAAN importiert und mit den CUELA-Activity-Daten synchronisiert. Die MET-Abschätzung über die Aktivitätsherzfrequenz ( $MET_{HF}$ ) wurde nach dem in Abschnitt 3.2.2 beschriebenen Verfahren vorgenommen. Hierzu wurde das Verfahren in WIDAAN implementiert.

Die Ergebnisse der Vorhersageentwicklung (vgl. Abschnit 4.1.2) wurden dazu verwendet, die CUELA-Activity-MET ( $MET_{CA}$ ) zu bestimmen. Somit lagen die zu vergleichenden Kanäle  $MET_{HF}$  und  $MET_{CA}$  synchron in WIDAAN vor. Hier wurde die Funktion zum Markieren von Intervallen genutzt, um die einzelnen Tätigkeiten des Aktivitätsprotokolls zu kennzeichnen. Für die vergleichende Gegenüberstellung beider MET-Bestimmungen wurden Mittelwerte über die Intervalle gebildet. Bei den Tätigkeiten im Sitzen und Stehen wurde jeweils das gesamte Intervall gemittelt. Um die bei den dynamischeren Aktivitäten auftretenden physiologischen Anpassungsprozesse aus der Auswertung auszuschließen, wurden bei den Geh-Intervallen nur die letzten 2 min und bei den Treppen-Intervallen nur die letzten 30 s zur Mittelung herangezogen.

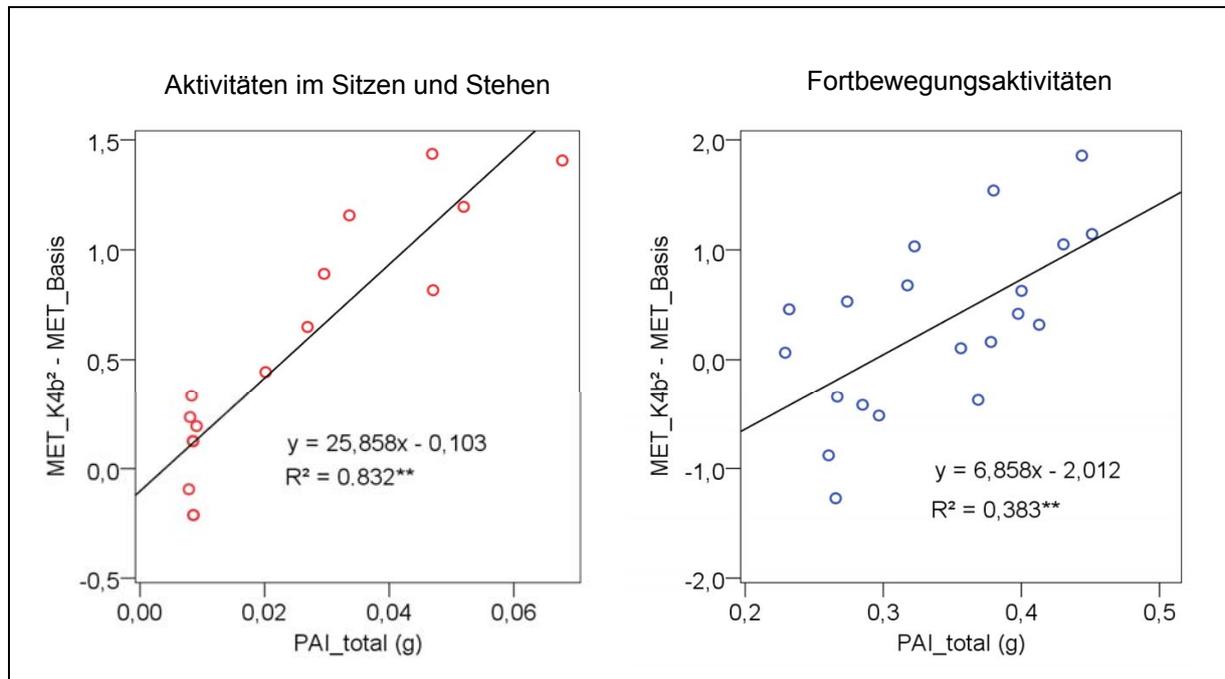
## **4.1.2 Ergebnisse**

### **4.1.2.1 Vorhersageentwicklung**

Sowohl für die Tätigkeiten im Sitzen und Stehen als auch für die Fortbewegungsaktivitäten wurden lineare Zusammenhänge zwischen  $PAI_{total}$  und den Differenzen zwischen den gemessenen MET und den Basis-MET gefunden. Die zugehörigen Scatterplots sind in Abbildung 34 dargestellt. Beide Diagramme veranschaulichen, dass mit steigender Aktivitätsintensität die Differenzen größer werden. Für die Sitz- und Stehtätigkeiten fällt der Zusammenhang deutlich steiler aus als für die gehenden Tätigkeiten. Der Korrelationskoeffizient lag für die Aktivitäten im Sitzen und Stehen bei 0,912 ( $R^2 = 0,832$ ) und für die Fortbewegungsaktivitäten bei 0,619 ( $R^2 = 0,383$ ). Beide Korrelationen sind statistisch signifikant auf dem 0,01-%-Niveau.

Abbildung 34:

Zusammenhang zwischen Ganzkörper-PAI (PAI\_total) und der Differenz zwischen gemessenen und Basis-MET (MET\_K4b<sup>2</sup> - MET\_Basis) für Aktivitäten im Sitzen und Stehen und für Fortbewegungsaktivitäten



Der „Trial and Error“-Ansatz zur Berücksichtigung des Einflusses des Fitnesslevels auf den Energieumsatz bei dynamischeren Aktivitäten ergab für den in Gleichung (11) dargestellten Korrekturterm den niedrigsten mittleren SEE.

$$\text{Korrektur}_{\text{Fitness}} = 0,35 \cdot (35 - \dot{V}O_2 \text{ max}) \quad (12)$$

Im Vergleich zu der Vorhersage über die in Abbildung 34 für Fortbewegungsaktivitäten gegebene Regressionsgleichung konnte durch Hinzufügen dieses Korrekturterms der über alle Personen gemittelte SEE von 1,35 auf 1,15 MET gesenkt werden.

Die nachstehenden Formeln zeigen die ermittelten Gleichungen zur Abschätzung des Energieumsatzes in MET mit dem CUELA-Activity-System ( $MET_{CA}$ ) für Körperhaltungen (13) und während Fortbewegung (14):

$$MET_{CA} \text{ Körperhaltung} = MET_{\text{Basis}} + MET_{\text{PAI}} \quad (13)$$

mit

$$MET_{\text{Basis}} \text{ Sitzen} = 1,0$$

$$MET_{\text{Basis}} \text{ Stehen} = 1,2$$

$$MET_{\text{PAI}} = 25,852 \text{ PAI}_{\text{total}} - 0,103$$

$$MET_{CA} \text{ Fortbewegung} = MET_{\text{Basis}} + MET_{\text{PAI}} + \text{Korrektur}_{\text{Fitness}} \quad (14)$$

mit

$$MET_{\text{Basis}} \text{ Gehen} = 3,5$$

$$MET_{\text{Basis}} \text{ Treppe runter} = 3,0$$

$$MET_{\text{Basis}} \text{ Treppe hoch} = 8,0$$

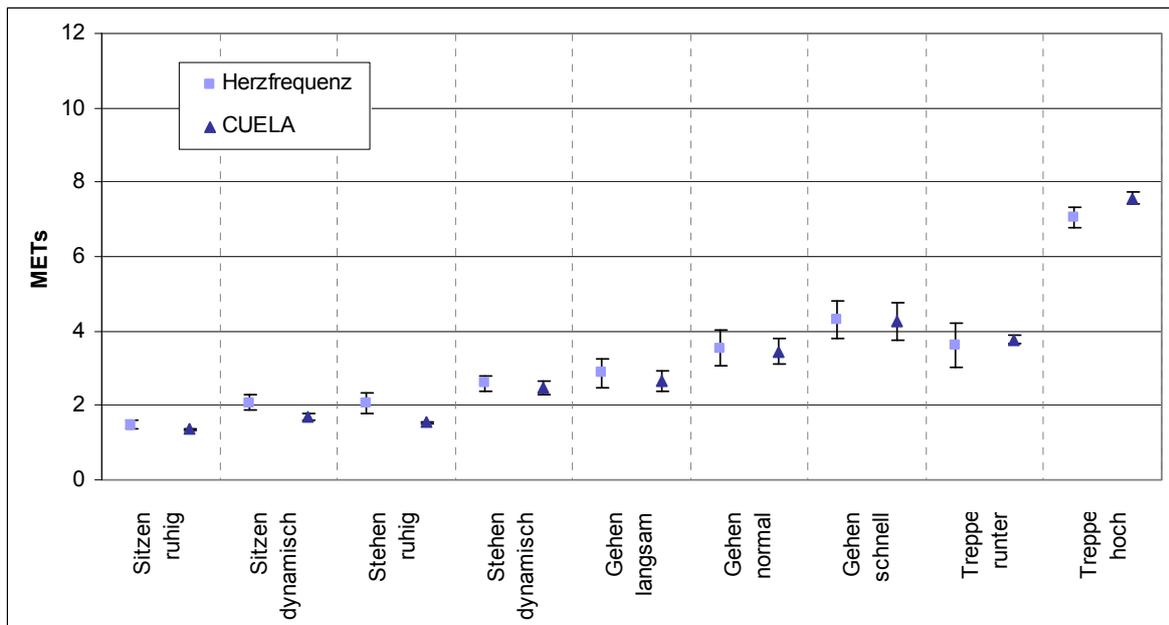
$$MET_{\text{PAI}} = 6,858 \text{ PAI}_{\text{total}} - 2,012$$

$$\text{Korrektur}_{\text{Fitness}} = 0,35 \cdot (35 - \dot{V}O_{2\text{max}})$$

### 4.1.2.2 Vorhersageüberprüfung

Die Ergebnisse der Gegenüberstellung zwischen den über die Herzfrequenz bestimmten MET und den mit dem CUELA-Activity-System ermittelten MET sind in Abbildung 35 zu sehen. Für jedes Aktivitätsintervall sind jeweils Mittelwert und Standardabweichung (SD) über alle Versuchspersonen angegeben.

Abbildung 35:  
Gegenüberstellung von  $MET_{HF}$  und  $MET_{CA}$  (Mittelwert  $\pm$  SD je Aktivitätsintervall)



Alle Aktivitätskategorien weisen ähnliche Mittelwerte von  $MET_{HF}$  und  $MET_{CA}$  auf. Für *dynamisches Sitzen* und *ruhiges Stehen* schätzte das CUELA-Activity-System etwas niedrigere Werte als die MET-Vorhersage über Herzfrequenz. Bei *Treppe hoch* hingegen liegt der Mittelwert von  $MET_{CA}$  über dem von  $MET_{HF}$ . Für die restlichen Intervalle sind die mittleren MET annähernd gleich. Zudem sind die Standardabweichungen innerhalb der einzelnen Kategorien sehr ähnlich. Lediglich für *Treppe runter* zeigen die  $MET_{HF}$  eine deutlich größere Streuung als die  $MET_{CA}$ .

### 4.1.3 Diskussion

#### 4.1.3.1 Vorhersageentwicklung

Der erste Teil der entwickelten Vorhersage entspricht dem Ansatz zur Abschätzung des Energieumsatzes anhand automatischer Aktivitätserkennung und Nachschlage-Tabellen, der z. B. beim IDEEA verwendet wird (vgl. Abschnitt 2.2.6.2). Wie zu erwarten war, unterscheiden sich die nachgeschlagenen Basis-MET von den mittels mobiler Spirometrie gemessenen MET. Die gefundenen positiven linearen Zusammenhänge zwischen diesen Unterschieden und der Aktivitätsintensität ( $PAI_{total}$ ) bestätigen den Ansatz zur Abschätzung des Energieumsatzes über PAI (vgl. Abschnitt 2.2.5.2). Die durch vermehrte Aktivitätsintensität verursachten höheren Energiekosten können zu einem Großteil über  $PAI_{total}$  vorhergesagt werden. Für die Tätigkeiten im Sitzen und Stehen konnte sogar eine sehr hohe Korrelation ( $R = 0,912$ ) gefunden werden. Der Zusammenhang für die gehenden Tätigkeiten war etwas niedriger ( $R = 0,619$ ), jedoch statistisch auch sehr signifikant ( $p \leq 0,01$ ). Diese Ergebnisse

stützen die Theorie, dass insbesondere bei den intensiveren Aktivitäten weitere Faktoren die Höhe des Energieumsatzes beeinflussen. Daher wurde ein Korrekturterm bestimmt, der die Vorhersage für die dynamischeren Aktivitäten durch Einbeziehung der  $\dot{V}O_{2max}$  verbessert. Die nach Jurca et al. [107] bestimmte  $\dot{V}O_{2max}$  wurde deshalb gewählt, da sie bereits personenbezogene Daten vereint, von denen ein Einfluss auf den Energieumsatz angenommen wird. Hierzu gehören die Merkmale Alter, Geschlecht, BMI,  $HF_{Ruhe}$  und Aktivitätslevel (vgl. Abschnitt 3.2.2). Der ermittelte Term folgt der Annahme, dass körperlich fitte Personen bei gleicher Belastung physiologisch weniger beansprucht werden als körperlich weniger Fitte. Eine durchschnittlich fitte Person weist eine  $\dot{V}O_{2max}$  von etwa  $35 \text{ ml O}_2 \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$  auf. Daher verringert der ermittelte Term bei Fitteren den über  $MET_{Basis}$  und  $MET_{PAI}$  abgeschätzten Energieumsatz, während er ihn bei Unfitteren erhöht.

#### 4.1.3.2 Vorhersageüberprüfung

Es konnte gezeigt werden, dass sich das CUELA-Activity-System zur Abschätzung des Energieumsatzes eignet. Verglichen mit den via Herzfrequenz ermittelten MET waren die Werte während allen untersuchten Aktivitäten sehr ähnlich.

Auf eine weiterführende Übereinstimmungsprüfung (Bland-Altman Plots) wurde in dieser Untersuchung verzichtet, da die herzfrequenzbasierte MET-Abschätzung als Referenz nur bedingt geeignet ist. Die Herzfrequenz wird nicht nur durch körperliche Aktivität, sondern z. B. auch durch Emotionen beeinflusst. Während sich dies bei intensiveren Tätigkeiten, wie bei schnellem Gehen, nicht so stark bemerkbar macht, kommt es insbesondere bei Tätigkeiten im Sitzen oder Stehen zu relativ hohen Herzfrequenzschwankungen, die sich durch den linearen Charakter der Vorhersagegleichung in Umsatzsteigerungen niederschlagen, die real nicht existieren. In anderen Studien konnte vielfach belegt werden, dass sich die Herzfrequenz insbesondere während des Gehens, Rennens oder Radfahrens als Prädiktor für den Energieumsatz eignet. Während anderer Alltagsaktivitäten, wie z. B. Haushalts- oder Bürotätigkeiten, zeigte sich häufig eine niedrigere Vorhersagegenauigkeit (vgl. Abschnitt 2.2.4.2). Es war somit nicht das erklärte Ziel dieser Studie, zu überprüfen, ob die herzfrequenzbasierte Methode zukünftig durch die CUELA-Methode ersetzt werden kann. Dennoch zeigt der Vergleich mit dieser in der Gesundheitsforschung häufig verwendeten Methode zur näherungsweise Abschätzung des Energieumsatzes, dass auch mit dem CUELA-Activity-System eine derartige Abschätzung vorgenommen werden kann.

#### 4.1.4 Schlussfolgerungen

Die Ergebnisse dieser Pilotstudie verdeutlichen, dass mithilfe eines Modells, das die Art der Aktivität, die Aktivitätsintensität sowie personenspezifische Merkmale kombiniert, die Abschätzung des Energieumsatzes gut möglich scheint. Somit können mit einem Messsystem, das die notwendigen Informationen für ein derartiges Modell liefert, Vorhersagen zu energetischen Kosten verschiedener Tätigkeiten getroffen werden. Der Einsatz des CUELA-Activity-Systems zur Bestimmung des Energieumsatzes ist demnach Erfolg versprechend.

Wie bereits vorab erwähnt, wurde das Modell nur anhand weniger Personen entwickelt und getestet. Zudem kam bei der Testung nicht der „Goldstandard“ der Energieumsatzbestimmung im Feld zum Einsatz, sondern mit der Herzfrequenz nur ein „Behelfs-Verfahren“. Nachdem auf diese Weise jedoch die grundsätzliche Machbarkeit geklärt werden konnte, sollen in der Folge weitere Studien durchgeführt werden, an denen zum einen mehr Probanden teilnehmen und zum anderen ausschließlich mobile Spiroergometrie zum Kalibrieren und Validieren des Vorhersagemodells angewendet wird.

Wenn aufgrund einer höheren Probandenzahl mehr Datenpunkte pro Tätigkeit vorliegen, kann das Modell weiter differenziert werden. Statt der bisherigen Unterscheidung zwischen Körperhaltungen und Fortbewegungsaktivitäten sind feinere Differenzierungen nach *Sitzen* oder *Stehen*, bzw. *Gehen*, *Treppe hoch* oder *Treppe runter* denkbar.

Aus der Durchführung der ersten beiden Studien konnten zudem wertvolle Erfahrungen für die künftigen Untersuchungen gewonnen werden:

- Das verwendete Aktivitätsprotokoll sollte überarbeitet werden. Die im bisherigen Protokoll vorkommenden Aktivitäten waren innerhalb eines Intervalls einheitlich außer in den Kategorien *dynamisches Sitzen* und *dynamisches Stehen*. Hier übten die Personen verschiedene Tätigkeiten innerhalb eines Intervalls aus (z. B. *tippen*, *schreiben*, *Akten sortieren* etc. *im Sitzen* oder *telefonieren*, *Ordner einräumen*, *CDs sortieren* etc. *im Stehen*). Die einzelnen Aufgaben waren streng festgelegt, d. h. jede Person führte sie in der gleichen Reihenfolge und zu etwa gleichen Zeitanteilen aus. Um aber einen noch höheren Grad an Standardisierung zu erreichen, scheint es sinnvoll, auch hier nur eine Tätigkeit pro Intervall vorzugeben (z. B. nur *Tippen im Sitzen* oder nur *Ordner sortieren im Stehen*). Damit würden sich auch die zur Instruierung notwendigen Maßnahmen vereinfachen.
- Um den Aufwand für die Datenauswertung zu reduzieren, sollte eine Anpassung der WIDAAN-Software vorgenommen werden, sodass eine vereinfachte Gegenüberstellung der zu vergleichenden Daten vorgenommen werden kann. Die Ergebnisse der mobilen Spiroergometrie müssen hierzu in WIDAAN importiert werden können.
- Für die genaue Identifizierung der einzelnen Tätigkeiten scheint es sinnvoll, parallel zu den Messungen eine Videoaufzeichnung vorzunehmen.

## 4.2 Kalibrierung der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems

Nachdem die Voruntersuchung ergab, dass eine Abschätzung des Energieumsatzes mit dem CUELA-Activity-System gut möglich scheint, soll eine weitere Studie durchgeführt werden, in der eine Anpassung und Neukalibrierung des Vorhersagemodells vorgenommen wird.

Die Erfahrungen aus der Vorstudie veranlassten eine Überarbeitung des Aktivitätsprotokolls für die Tätigkeiten im Sitzen und Stehen. Die bislang nicht einheitlichen Kategorien „dynamisches Sitzen“ und „dynamisches Stehen“ werden ersetzt durch jeweils zwei Blöcke mit konstanter Tätigkeit. Im Sitzen kommen die Blöcke „tippen“ (Dateneingabe am PC) und „Akten sortieren“ (Akten in Ordnern sortieren) hinzu. Im Stehen kommen ebenfalls „Akten sortieren“ sowie „Ordner sortieren“ (Ordner in einem Regal sortieren) hinzu.

Das in der Voruntersuchung angewandte Modell soll prinzipiell beibehalten werden, d. h. es soll weiterhin eine kombinierte Berücksichtigung von Aktivitätstyp, Bewegungsintensität (PAI) und Personenmerkmalen vorgenommen werden. Es ist jedoch eine Verfeinerung des Modells hinsichtlich differenzierter Vorhersagegleichungen für jede Aktivitätskategorie (Sitzen, Stehen, Gehen, Treppe hoch und Treppe runter) geplant. Zudem soll die Berücksichtigung der individuellen Charakteristika nicht wie bisher über das kombinierte Merkmal kardiorespiratorische Fitness (est.  $\dot{V}O_{2\max}$ ) sondern über einzelne, den Energiehaushalt beeinflussende Faktoren (Alter, Geschlecht, BMI, Aktivitätslevel) erfolgen. Diese Faktoren sollen für alle Aktivitäten gleichermaßen berücksichtigt werden.

Zunächst soll jedoch ein einfaches Modell entwickelt werden, das nur Art und Intensität der Aktivität berücksichtigt. In der sich anschließenden Validierungsstudie (Abschnitt 4.3) kann so geprüft werden, ob und in welchem Umfang durch die Hinzunahme der personenbezogenen Daten eine Verbesserung der Vorhersagen zu erreichen ist.

Ziel dieser Studie war somit die Entwicklung von zwei Modellen zur Abschätzung des Energieumsatzes, wobei ein Modell nur auf der automatischen Aktivitätserkennung und der PAL-Bestimmung basiert (erster Ansatz) und das andere zusätzlich Personendaten mit berücksichtigt (zweiter Ansatz). Die Kalibrierung soll anhand indirekter Kalorimetrie durchgeführt werden.

#### 4.2.1 Methode

##### 4.2.1.1 Versuchspersonen

An der Kalibrierungsstudie nahmen acht Personen (vier Frauen, vier Männer) teil. Die Teilnehmer wiesen keine bekannten Störungen des Herz-Kreislauf-Systems oder des Stoffwechsels auf. Mittelwerte, Standardabweichungen sowie Minima und Maxima der physischen Charakteristika sind in Tabelle 6 aufgelistet. Als mögliche Determinanten des Energieumsatzes wurden Geschlecht, Alter, BMI und der auf einer fünfstufigen Skala bestimmte Aktivitätslevel (vgl. Abschnitt 3.2.2) erfasst. Um den Vergleich zu den Stichproben der Vorstudien zu ermöglichen, sind zusätzlich die Ruheherzfrequenz ( $HF_{\text{Ruhe}}$ ) und die geschätzte maximale Sauerstoffaufnahme (est.  $\dot{V}O_2 \text{ max}$ ) (vgl. Abschnitt 3.2.2) angegeben.

Tabelle 6:  
Stichprobencharakteristika der Kalibrierungsstudie

	Frauen ( $n = 4$ ) MW $\pm$ SD	Männer ( $n = 4$ ) MW $\pm$ SD	Total ( $n = 8$ )		
			MW $\pm$ SD	Min	Max
Alter in Jahren	29,5 $\pm$ 8,7	39,3 $\pm$ 8,5	34,4 $\pm$ 8,7	23	48
BMI in kg/m <sup>2</sup>	25,6 $\pm$ 5,3	25,9 $\pm$ 5,0	25,7 $\pm$ 4,7	20,1	31,2
Aktivitätslevel [1 ... 5]	3,3 $\pm$ 2,1	2,5 $\pm$ 1,0	2,9 $\pm$ 1,6	1	5
$HF_{\text{Ruhe}}$ in bpm	63,0 $\pm$ 4,1	75,8 $\pm$ 11,7	69,4 $\pm$ 10,6	59	89
est. $\dot{V}O_2 \text{ max}$ in ml·kg <sup>-1</sup> ·min <sup>-1</sup>	35,4 $\pm$ 6,7	40,3 $\pm$ 5,6	37,8 $\pm$ 6,3	27,7	48,0

Die Stichprobe repräsentiert ein große Bandbreite der betrachteten Eigenschaften: Das Alter liegt zwischen 23 und 48 Jahren, der BMI zwischen 20,1 und 31,2 kg/m<sup>2</sup>, der Aktivitätslevel zwischen 1 und 5, die  $HF_{\text{Ruhe}}$  zwischen 59 und 89 bpm und die geschätzte  $\dot{V}O_2 \text{ max}$  zwischen 27,7 und 48,0 ml·kg<sup>-1</sup>·min<sup>-1</sup>.

##### 4.2.1.2 Aktivitätsprotokoll

Jede Testperson absolvierte ein standardisiertes Aktivitätsprotokoll mit typischen Bürotätigkeiten. Die Reihenfolge und die jeweilige Dauer sind in Tabelle 7 angegeben. Das Protokoll enthält verschiedene Aktivitäten im Sitzen (ruhiges Sitzen, Tippen am PC, Akten sortieren) und im Stehen (ruhiges Stehen, Akten sortieren, Ordner in einem Regal sortieren), Gehen bei unterschiedlichen Geschwindigkeiten (4, 5 und 6 km/h) sowie Treppe runter und Treppe hoch gehen in jeweils zwei Geschwindigkeitsstufen. Um die Geschwindigkeit beim Gehen

und Treppen steigen zu standardisieren, wurden die Probanden von einer Person begleitet, die ihnen mittels Taktgeber und Streckenmarkierungen das Tempo vorgab (vgl. Abschnitt 4.1.1.2). Für das gesamte Protokoll wurden ungefähr 40 min benötigt.

Analog zur Vorstudie gewährleistete die angegebene Protokollreihenfolge prinzipiell eine Intensitätssteigerung von Aktivität zu Aktivität, um so Beeinflussungen der Energieumsatzmessung durch vorhergehende intensivere Tätigkeiten zu vermeiden. Die allmähliche Intensitätszunahme verhinderte daher Unterbrechungen, die evtl. zur Regeneration nötig gewesen wären, und verkürzte zudem die Adaptionszeiten, insbesondere bei den intensiveren Aktivitäten.

Tabelle 7:  
Aktivitätsprotokoll der Kalibrierungsstudie

Nr.	Aktivität	Dauer in min	Bemerkung
1	Sitzen ruhig	5	
2	Sitzen und tippen	3	Dateneingabe am PC
3	Sitzen und sortieren	4	Akten in Ordnern sortieren
4	Stehen ruhig	2	
5	Stehen und sortieren	4	Akten in Ordnern sortieren
6	Stehen Regal	2	Ordner in Regal sortieren
7	Treppe runter (freies Tempo)	0,5	(nachträglich aufgenommen)
8	Gehen langsam	3	200 m; 4 km/h
9	Gehen normal	3	250 m; 5 km/h
10	Gehen schnell	3	300 m; 6 km/h
11	Treppe hoch langsam	0,5	(nachträglich aufgenommen)
12	Treppe runter normal	1	88 Stufen; standardisiertes Tempo
13	Treppe hoch	1	88 Stufen; standardisiertes Tempo
Gesamtdauer (netto)		32	
<b>Gesamtdauer</b>		<b>≈ 38</b>	<b>(inkl. Ortswechsel)</b>

Für die Tätigkeiten im *Sitzen* und *Stehen* sowie für *Gehen* gab es jeweils drei unterschiedliche Intensitätsstufen. Für *Treppe runter* und *Treppe hoch* war zunächst nur jeweils ein Intervall geplant. Um auch für diese Aktivitäten mehr als eine Intensitätsstufe für die Modellentwicklung heranziehen zu können, wurden noch zwei Treppenintervalle in die Auswertung aufgenommen, die bedingt durch die erforderlichen Ortswechsel sowieso von jeder Versuchsperson absolviert wurden:

- (1) Da sich die Gehstrecke im Keller befand, wurde nach den Tätigkeiten im Stehen ohnehin ein Stockwerk nach unten gegangen. Die Probanden gingen diese Treppenstufen entweder schneller oder langsamer herunter als im Treppenintervall mit vorgegebener Geschwindigkeit. Die beiden resultierenden *Treppe-runter*-Intervalle unterschieden sich hinsichtlich der  $PAI_{total}$ -Werte signifikant voneinander ( $p \leq 0,01$ ) und eigneten sich somit für die Auswertung.
- (2) Nach den Geh-Intervallen wurde ein Aufzug benutzt, mit dem allerdings nur drei von vier Stockwerken überwunden werden konnten; das letzte Stockwerk musste gegangen werden. Damit das nachfolgende *Treppe runter gehen* nicht verfälscht wurde, waren die Probanden angewiesen worden, die Treppen sehr langsam hoch zu gehen. Da auch hier hoch signifikante Unterschiede in den  $PAI_{total}$ -Werten für beide *Treppe-hoch*-Intervalle ( $p \leq 0,001$ ) zu verzeichnen waren, wurde auch dieses Intervall zur Auswertung hinzugezogen.

#### 4.2.1.3 Messungen

Während des gesamten Aktivitätsprotokolls trugen die Probanden sowohl ein portables Spiroergometriesystem als auch das CUELA-Activity-System (Abbildung 36). Zusätzlich wurden die Messungen mit Videoaufzeichnungen dokumentiert. Für die Kriteriumsmessung des Energieumsatzes wurde in der vorliegenden Studie das mobile Spiroergometriegerät MetaMax 3B eingesetzt. Aufbau und Funktionsweise des MetaMax 3B sind in Abschnitt 3.2.1 beschrieben.

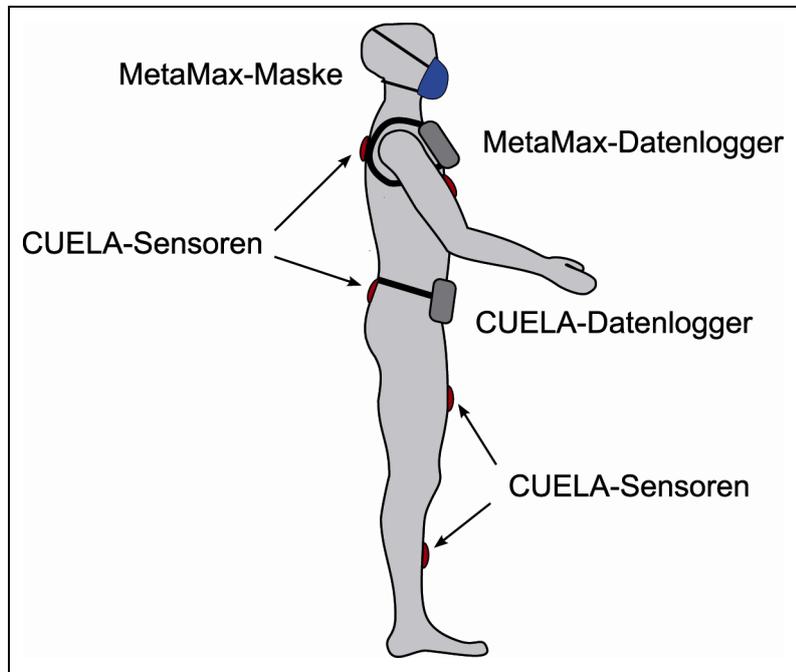


Abbildung 36:  
Instrumentierung in der  
Kalibrierungsstudie

#### 4.2.1.4 Datenverarbeitung

Die Datenauswertung wurde mithilfe der WIDAAN-Software, MetaSoft 3.9.1, MS Excel 2003 und SPSS 15.0 durchgeführt. Um eine einfache Gegenüberstellung der MetaMax- und der CUELA-Daten zu ermöglichen, wurde die WIDAAN-Software um eine Importfunktion für MetaMax-Messwerte erweitert. Synchron zu allen Messdaten stand somit auch die Videoaufzeichnung zur Verfügung (vgl. Abschnitt 3.1).

Für die Entwicklung der Energieumsatzvorhersage wurden von den MetaMax-Messwerten zunächst nur die MET ( $MET_{MMX}$ ) betrachtet. Der erste Schritt der Modellentwicklung bestand darin, gemäß den automatisch erkannten Basisaktivitäten *Sitzen*, *Stehen*, *Gehen*, *Treppe hoch* und *Treppe runter* MET-Werte in Anlehnung an bestehende Datenbanken [69; 102] (vgl. Abschnitt 4.1.1.4) zu bestimmen. Diese Werte wurden in der WIDAAN-Software hinterlegt.

Es ist nun zu erwarten, dass die über die automatische Erkennung bestimmten  $MET_{Basis}$ -Werte von denen mittels MetaMax gemessenen MET abweichen. Daher wurden im zweiten Modellschritt diese Unterschiede ( $MET_{Diff} = MET_{MMX} - MET_{Basis}$ ) untersucht, um die  $MET_{Basis}$ -Werte entsprechend korrigieren zu können. Der Annahme folgend, dass die Differenzen vor allem auf unterschiedliche Aktivitätsintensitäten innerhalb einer Basiskategorie zurückzuführen sind, wurden zunächst für jede Aktivitätskategorie Streudiagramme angefertigt, um die Beziehung zwischen  $MET_{Diff}$  und  $PAI_{total}$  auf Gruppenniveau zu analysieren.

Über einfache lineare Regression wurde in einem ersten Ansatz für jede der fünf Basiskategorien je eine Gleichung zur  $MET_{\text{Basis}}$ -Korrektur über  $PAI_{\text{total}}$  bestimmt. Zusätzlich zur Aktivitätsintensität sind jedoch möglicherweise auch Unterschiede in den Personenmerkmalen für die Differenzen zwischen  $MET_{\text{MMX}}$  und  $MET_{\text{Basis}}$  verantwortlich. Um ggf. eine genauere  $MET_{\text{Basis}}$ -Korrektur zu erhalten, wurden im zweiten Ansatz multiple Regressionsanalysen zur Bestimmung von Korrekturtermen gerechnet, die personenbezogene Daten mit einbeziehen.

Für die Analysen wurden die 13 Tätigkeiten des Aktivitätsprotokolls getrennt voneinander betrachtet. Von jedem Tätigkeitsintervall wurden jeweils die letzten 30 % zur Auswertung herangezogen in der Annahme, dass hierin eine stabile Energieumsatzrate zu erwarten ist.  $PAI_{\text{total}}$  und  $MET_{\text{Diff}}$  wurden für jede Tätigkeit gemittelt. Bei den multiplen Regressionen wurde jeweils  $MET_{\text{Diff}}$  als abhängige Variable und  $PAI_{\text{total}}$ , BMI, Alter, Aktivitätslevel und Geschlecht als unabhängige Variablen eingegeben. Für die Regression wurde das Geschlecht dummycodiert (männlich = 1 und weiblich = 2) und der Aktivitätslevel wurde gemäß *Jurca et al.* [107] in Punkte überführt (1 (inaktiv) = 0,0; 2 (niedrig) = 0,32; 3 (moderat) = 1,06; 4 (hoch) = 1,76; 5 (sehr hoch) = 3,03; vgl. Anhang B, Seite 115).

#### 4.2.2 Ergebnisse

Die Basis-MET der untersuchten Aktivitäten sind in Tabelle 8 gegeben. Für alle Aktivitäten wurden Unterschiede zwischen nachgeschlagenen und gemessenen MET gefunden. Tabelle 8 liefert die über alle Personen und Intensitätsstufen einer Basiskategorie gemittelten Differenzen. Die absolute mittlere Differenz war am niedrigsten in der Kategorie *Sitzen* (0,32 MET) und am höchsten für *Treppe hoch* (2,09 MET). Betrachtet man die Differenzen in Relation zur Höhe der Messwerte, so ergibt sich hingegen ein anderes Bild: Die mittlere relative Differenz fiel am niedrigsten für *Gehen* (14,04 %) und am höchsten für *Stehen* (61,20 %) aus.

Tabelle 8:  
Differenzen zwischen nachgeschlagenen MET ( $MET_{\text{Basis}}$ ) und gemessenen MET ( $MET_{\text{MMX}}$ )

Aktivitätskategorie	$MET_{\text{Basis}}$	$MET_{\text{Diff}}$ ( $MET_{\text{MMX}} - MET_{\text{Basis}}$ )			
		MW $\pm$ SD	MW in %	Min	Max
<b>Sitzen</b>	1,0	0,32 $\pm$ 0,25	31,64	-0,11	0,71
<b>Stehen</b>	1,2	0,73 $\pm$ 0,74	61,20	-0,25	2,12
<b>Gehen</b>	3,5	0,49 $\pm$ 0,70	14,04	-0,87	1,91
<b>Treppe runter</b>	3,0	0,69 $\pm$ 0,63	23,08	-0,76	1,74
<b>Treppe hoch</b>	8,0	-2,09 $\pm$ 2,04	-26,07	-4,89	1,10

Anmerkungen: Werte sind in MET (1 MET = 1 kcal·kg<sup>-1</sup>·h<sup>-1</sup>) angegeben, außer für MW in %;  $MET_{\text{Basis}}$  = MET aus Nachschlagetabellen;  $MET_{\text{MMX}}$  = MET gemessen mit MetaMax 3B.

Innerhalb einer Aktivitätskategorie wurden mit steigender Aktivitätsintensität auch die  $MET_{\text{Diff}}$ -Werte größer. Die zugehörigen Streudiagramme (Abbildung 37, Seite 72) zeigen positive lineare Zusammenhänge zwischen  $PAI_{\text{total}}$  und  $MET_{\text{Diff}}$  für alle Kategorien. Für *Treppe runter* wurde nur ein niedriger Zusammenhang ( $R = 0,40$ ) gefunden, während die übrigen Zusammenhänge mittel bis hoch waren ( $R = 0,69$  für *Sitzen*,  $R = 0,75$  für *Treppe hoch*,  $R = 0,88$  für *Stehen* und *Gehen*). Außer für *Treppe runter* waren die Korrelationen statistisch höchst signifikant ( $p \leq 0,001$ ).  $PAI_{\text{total}}$  erklärte 77 % der Varianz der abhängigen Variable während *Stehen* und *Gehen*, 57 % während *Treppe hoch* und 48 % während *Sitzen*. Abbildung 38 (siehe Seite 73) gibt einen vergleichenden Überblick zum Zusammenhang zwischen  $PAI_{\text{total}}$  und  $MET_{\text{Diff}}$  über alle Aktivitäten.

Abbildung 37:  
 Zusammenhänge zwischen  $PAI_{total}$  und der Differenz zwischen  $MET_{MMX}$  und  $MET_{Basis}$   
 getrennt für jede Aktivitätskategorie (\*\*\*)  $p \leq 0,001$

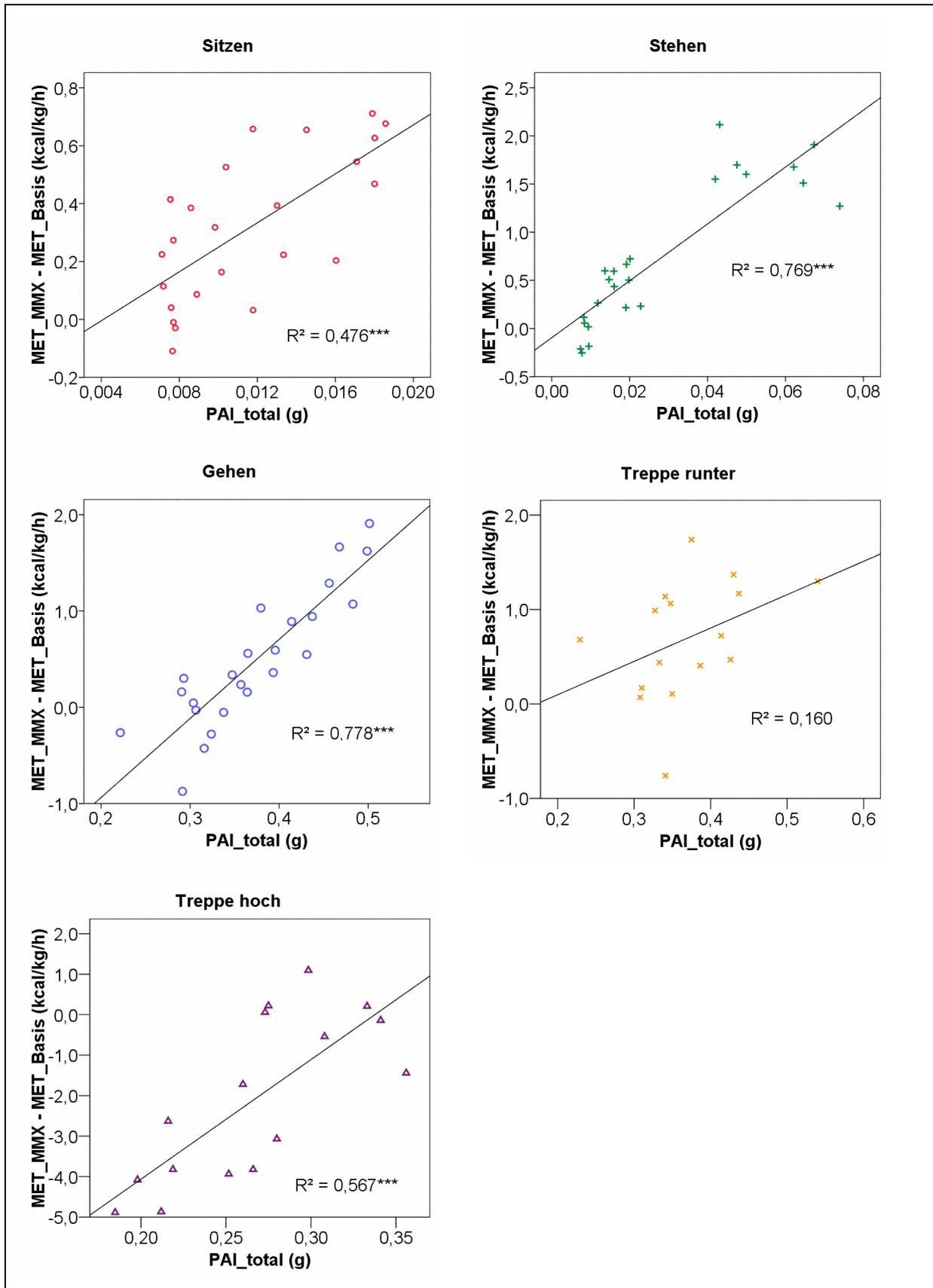
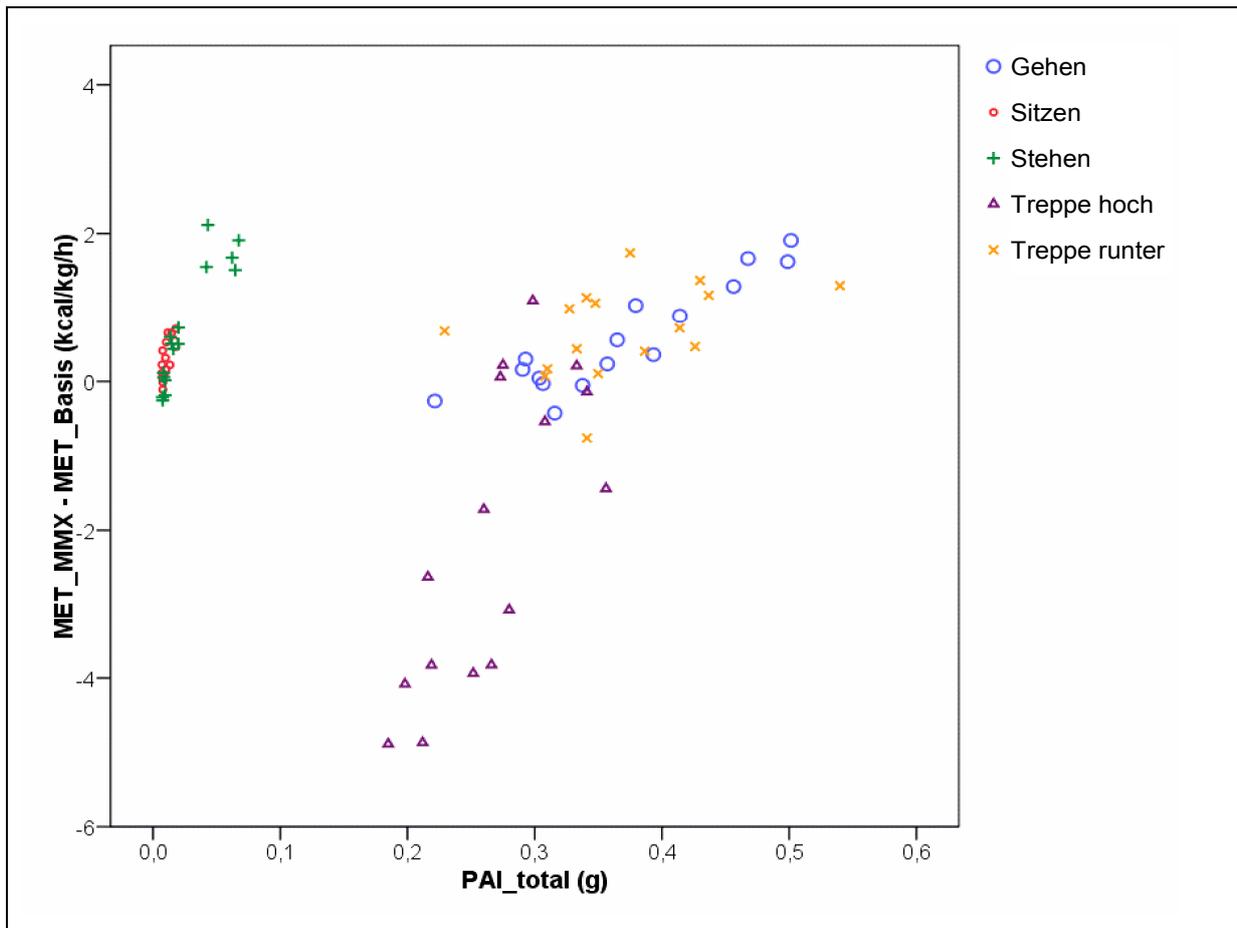


Abbildung 38:  
Zusammenhang zwischen  $PAI_{total}$  und der Differenz zwischen  $MET_{MMX}$  und  $MET_{Basis}$



In Tabelle 9 sind die Ergebnisse der Vorhersage der  $MET_{Basis}$ -Korrektur über  $PAI_{total}$  dargestellt (erster Ansatz). Die Korrekturvorsage war höchst signifikant ( $p \leq 0,001$ ) für alle Aktivitätskategorien außer für *Treppe runter*. Die korrigierten Determinationskoeffizienten (*Korr. R<sup>2</sup>*) unterscheiden sich nur leicht von den in Abbildung 37 angegebenen nicht korrigierten Determinationskoeffizienten. Verglichen mit der Standardabweichung der zugehörigen abhängigen Variable (vgl. Tabelle 8) liegt der Standardschätzfehler (SEE) jeweils darunter. Der niedrigste SEE wurde für den Korrekturterm für *Sitzen* (0,19 MET) und der höchste für den Term für *Treppe hoch* (1,39 MET) ermittelt.

Tabelle 9:  
Ergebnisse der einfachen Regression zur Korrektur der  $MET_{Basis}$ -Werte über  $PAI_{total}$

Aktivitätskategorie	Korrekturterm (nur über $PAI_{total}$ )	SEE	R <sup>2</sup>	Korr. R <sup>2</sup>
<b>Sitzen</b>	$-0,174 + 42,286 PAI_{total}$	0,19	0,48***	0,45
<b>Stehen</b>	$-0,095 + 29,511 PAI_{total}$	0,36	0,77***	0,76
<b>Gehen</b>	$-2,577 + 8,206 PAI_{total}$	0,34	0,78***	0,77
<b>Treppe runter</b>	$-0,609 + 3,532 PAI_{total}$	0,59	0,16	0,10
<b>Treppe hoch</b>	$-9,975 + 29,552 PAI_{total}$	1,39	0,57***	0,54

Anmerkungen: \*\*\*  $p \leq 0,001$ ;  $PAI_{total}$  = Aktivitätsintensität des gesamten Körpers;  
Korr. R<sup>2</sup> = Korrigierter Determinationskoeffizient; SEE = Standardschätzfehler (MET oder  $kcal \cdot kg^{-1} \cdot h^{-1}$ ).

Multiple lineare Regressionsanalysen zur Korrektur der  $MET_{Basis}$  über  $PAI_{total}$  und die personenbezogenen Charakteristika BMI, Aktivitätslevel, Alter und Geschlecht als Prädiktoren (zweiter Ansatz) lieferten die in Tabelle 10 angegebenen Gleichungen. Auch hier war der

SEE (vgl. Tabelle 11) am kleinsten für den Korrekturterm für *Sitzen* (0,08 MET) und am höchsten für den Korrekturterm für *Treppe hoch* (1,37 MET). Für *Gehen* lag der SEE bei 0,24 MET, für *Stehen* bei 0,30 MET und für *Treppe runter* bei 0,44 MET. Wiederum waren alle Standardschätzfehler niedriger als die Standardabweichungen der entsprechenden abhängigen Variablen (vgl. Tabelle 8).

Die Vorhersagegleichungen zur  $MET_{\text{Basis}}$ -Korrektur waren höchst signifikant für *Sitzen*, *Stehen* und *Gehen* ( $p \leq 0,001$ ) und signifikant für *Treppe hoch* und *Treppe runter* ( $p \leq 0,05$ ). Die Linearkombination der verwendeten Prädiktoren erklärten etwa 90 % der Varianz der  $MET_{\text{Diff}}$ -Werte während *Sitzen*, *Stehen* und *Gehen* (korrigiert: 83 bis 90 %) sowie etwa 70 % während *Treppe hoch* und *Treppe runter* (korrigiert 51 bzw. 55 %).

Tabelle 10:  
Vorhersagegleichungen zur Korrektur der  $MET_{\text{Basis}}$ -Werte über  $PAI_{\text{total}}$  und Personenmerkmale

Aktivitätskategorie	Korrekturterm (über $PAI_{\text{total}}$ und Personenmerkmale)
<b>Sitzen</b>	0,994 + 48,438 $PAI_{\text{total}}$ - 0,032 BMI - 0,030 Akt - 0,004 Alter - 0,158 G
<b>Stehen</b>	1,513 + 31,416 $PAI_{\text{total}}$ - 0,029 BMI - 0,032 Akt - 0,009 Alter - 0,370 G
<b>Gehen</b>	-0,984 + 8,870 $PAI_{\text{total}}$ - 0,03 BMI - 0,049 Akt - 0,018 Alter - 0,238 G
<b>Treppe runter</b>	1,266 + 4,786 $PAI_{\text{total}}$ - 0,096 BMI - 0,310 Akt + 0,006 Alter + 0,228 G
<b>Treppe hoch</b>	8,064 + 32,429 $PAI_{\text{total}}$ - 0,206 BMI - 0,315 Akt + 0,040 Alter + 1,076 G

Anmerkungen:  $PAI_{\text{total}}$  = Aktivitätsintensität des gesamten Körpers; Akt = Aktivitätslevel-Punkte nach Jurca et al. [107]; G = Geschlecht (0 = männlich, 1 = weiblich).

Tabelle 11:  
Modellgüte und standardisierte Koeffizienten zur Korrektur der  $MET_{\text{Basis}}$ -Werte über  $PAI_{\text{total}}$  und Personenmerkmale

Aktivitätskategorie	SEE	R <sup>2</sup>	Korr. R <sup>2</sup>	Standardisierte Koeffizienten (Beta)				
				$PAI_{\text{total}}$	BMI	Akt	Alter	G
<b>Sitzen</b>	0,08	0,92***	0,90	0,79***	-0,53***	-0,13	-0,15	-0,32*
<b>Stehen</b>	0,30	0,87***	0,83	0,93***	-0,17	-0,05	-0,11	-0,26
<b>Gehen</b>	0,24	0,91***	0,88	0,95***	-0,19	-0,06	-0,24	-0,17
<b>Treppe runter</b>	0,44	0,67*	0,51	0,54*	-0,65*	-0,54	0,08	0,19
<b>Treppe hoch</b>	1,37	0,70*	0,55	0,83***	-0,43	-0,17	0,16	0,27

Anmerkungen: \*  $p \leq 0,05$ ; \*\*\*  $p \leq 0,001$ ; R<sup>2</sup> = Korrigierter Determinationskoeffizient; SEE = Standardschätzfehler (MET oder  $\text{kcal} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{h}^{-1}$ );  $PAI_{\text{total}}$  = Aktivitätsintensität des gesamten Körpers; Akt = Aktivitätslevel-Punkte nach Jurca et al. [107]; G = Geschlecht (0 = männlich, 1 = weiblich).

Um die Höhe des Einflusses der einzelnen Prädiktoren innerhalb eines Modells aufzuzeigen, sind in Tabelle 11 auch die standardisierten Betakoeffizienten angegeben. Für alle Aktivitätskategorien außer *Treppe runter* hat  $PAI_{\text{total}}$  den deutlich höchsten Einfluss auf die Vorhersage. Für *Treppe runter* ist der Betrag des Betakoeffizienten für BMI etwas höher als der Wert für  $PAI_{\text{total}}$ . Außer Alter und Geschlecht in den Korrekturtermen für *Treppe gehen* haben alle Koeffizienten der personenbezogenen Variablen ein negatives Vorzeichen. Unter diesen Variablen hat der BMI den höchsten Einfluss bei *Sitzen* sowie *Treppe hoch* und *Treppe runter gehen*. Der größte Betrag von Beta findet sich bei *Stehen* für Geschlecht und bei *Gehen* für Alter.

Bei allen Aktivitäten sind die Betakoeffizienten für  $PAI_{\text{total}}$  signifikant. Zudem gibt es signifikante Koeffizienten für BMI (bei *Sitzen* und *Treppe runter*) und Geschlecht (nur bei *Sitzen*).

### 4.2.3 Diskussion

Beide vorgestellten Ansätze zur Energieumsatzbestimmung über Bewegungssensoren kombinieren existierende Ansätze (vgl. Abschnitte 2.2.5 und 2.2.6) und adressieren gleichzeitig deren Schwächen: Durch Verwendung der automatischen Aktivitätserkennung des CUELA-Activity-Systems war es überhaupt erst möglich, ein verzweigtes Modell zu entwickeln, das je nach ausgeübter Tätigkeit verschiedene Gleichungen zur Energieumsatzabschätzung heranzieht. In Anbetracht der Tatsache, dass eine genaue Vorhersage energetischer Kosten über eine einzige Gleichung für alle Tätigkeiten nicht möglich scheint [52], ist diese Vorgehensweise unumgänglich. Da es mit nur sieben Sensoren unmöglich ist, alle denkbaren menschlichen Aktivitäten automatisch zu erkennen, basiert das entwickelte Modell auf der Unterscheidung zwischen Basisaktivitäten, die mit dem CUELA-Activity-System sicher erkannt werden können (vgl. Abschnitt 4.4). Aus den Nachschlagetabellen [69; 102] werden daher Basis-MET-Werte für beispielsweise „ruhiges Stehen“ oder „Gehen bei normaler Geschwindigkeit“ herangezogen. Dem erhöhten Energieaufwand durch zusätzliche Bewegungen während Körperhaltungen (z. B. Armaktivität während *Sitzen* oder Ganzkörperaktivität im *Stehen*) wird durch Berücksichtigung der über die Beschleunigungssensoren ermittelten Aktivitätsintensität (PAI) Rechnung getragen. Ebenso dienen die PAI-Werte je nach Fortbewegungsgeschwindigkeit beim Gehen und Treppensteigen der Anpassung der MET. Da in dem betrachteten Parameter  $PAI_{total}$  die Aktivitätsintensitäten von verschiedenen Körpersegmenten (PAI beider Ober- und Unterschenkel, des oberen und unteren Rückens sowie des Vorzugsarms) einfließen, liegen differenziertere Informationen zur Bewegungsintensität vor als bei den konventionellen Ein-Sensor-Systemen, die nur PAI-Werte für die Hüfte bestimmen. Unterschätzungen, die bei bisherigen Ansätzen immer wieder durch Nicht-Berücksichtigung der Bewegungen der Extremitäten auftraten, können somit verhindert werden. Die Integration von Personendaten im zweiten Ansatz führt möglicherweise zu einer weiteren Reduzierung von Fehleinschätzungen, die in bisherigen Arbeiten berichtet wurden.

Der erste Schritt des entwickelten Vorhersagemodells – das Heranziehen von Nachschlagetabellen zur Energieumsatzbestimmung – entspricht dem IDEEA-Ansatz. Wie erwartet, wichen die nachgeschlagenen MET ( $MET_{Basis}$ ) bei allen durchgeführten Aktivitäten von den gemessenen MET ( $MET_{MMX}$ ) ab. Die gefundenen positiven linearen Zusammenhänge zwischen diesen Abweichungen ( $MET_{Diff}$ ) und  $PAI_{total}$  bestätigten den Ansatz zur Abschätzung des Energieumsatzes über accelerometerbasierte Intensitätsbestimmungen (vgl. Abschnitt 2.2.5): Eine auf gesteigerte Bewegungsintensität zurückzuführende Zunahme des Energieumsatzes kann zu einem großen Teil über Ganzkörper-PAI vorhergesagt werden.

In einem ersten Ansatz wurden mittels einfacher linearer Regression für jede untersuchte Aktivitätskategorie Gleichungen zur Vorhersage der  $MET_{Diff}$  über  $PAI_{total}$  ermittelt. Die Vorhersagen waren statistisch signifikant für alle Kategorien außer *Treppe runter*.

Die Schwierigkeit bei *Treppe runter* rührt daher, dass hier die Stöße beim Fußaufsatz einen starken Einfluss auf die Höhe der PAI-Werte haben. Da sich diese Stöße nicht nur intraindividuell in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit, sondern auch zwischen den Personen insgesamt unterscheiden, ist es schwierig, für diese Tätigkeit eine allgemeingültige Gleichung zu finden. Da *Treppe runter* jedoch von den Basis-MET her ähnlich ist wie *Gehen* (3,0 vs. 3,5 MET) und auch die entwickelten Korrekturgleichungen für beide Aktivitäten vergleichbar sind, wird angenommen, dass sich die Vorhersagegleichung trotzdem zur Energieumsatzbestimmung für *Treppe runter* eignet.

Um eine möglicherweise genauere Korrektur der  $MET_{Basis}$ -Werte zu erhalten, wurden im zweiten Ansatz multiple Regressionen gerechnet, die zusätzlich zu  $PAI_{total}$  die persönlichen Merkmale BMI, Alter, Geschlecht und Aktivitätslevel als Prädiktoren berücksichtigten. Bei multiplen Regressionsanalysen mit kleinen Stichproben ist es üblich, ein Verfahren zur

schrittweisen Variablenauswahl einzusetzen. Es war jedoch nicht unser Anliegen, personenbezogene Determinanten des Energieumsatzes aufzufindig zu machen, sondern es wurden bewusst Variablen ausgewählt, von denen bereits bekannt ist, dass sie den Energieumsatz beeinflussen. Daher wurden sie im Einschussverfahren zu den Regressionsberechnungen herangezogen.

Die Modellprüfung ergab statistische Signifikanz für jede Korrekturgleichung. Die korrigierten  $R^2$  waren niedriger für *Treppe hoch* und *Treppe runter gehen*. Die Ursache hierfür liegt möglicherweise im Aktivitätsprotokoll: Für Treppen steigen wurden jeweils nur zwei Intensitätsstufen betrachtet und somit standen für diese Aktivitäten weniger Datenpunkte für die Vorhersageentwicklung zur Verfügung; das kann zu einer etwas ungenaueren Vorhersage geführt haben.

Die Betas für  $PAI_{total}$  sind signifikant für alle Korrekturterme, was den großen Einfluss von  $PAI$  für die Variabilität im Energieumsatz erneut bestätigt. Die negativen Vorzeichen der Koeffizienten für die individuellen Charakteristika stimmen mit den angenommenen Wirkzusammenhängen zwischen Personenmerkmalen und dem Energieumsatz überein: Der Korrekturterm wird kleiner, d. h. der Energieumsatz pro kg Körpergewicht ist niedriger,

- (1) für Personen mit einem höheren BMI,
- (2) für körperlich aktivere Personen,
- (3) für ältere Personen und
- (4) für Frauen.

Nur bei *Treppen gehen* sind die Betakoeffizienten für Geschlecht und Alter positiv. Diese Variablen haben jedoch jeweils einen eher niedrigen Einfluss auf die gesamte Gleichung. Insgesamt sind nur wenige Betas der individuellen Variablen signifikant. Dies ist vermutlich auf die geringe Stichprobengröße zurückzuführen und sollte mit mehr Probanden erneut analysiert werden.

Es scheint schlüssig, dass bei beiden Modellen jeweils der niedrigste SEE für *Sitzen* und der höchste für *Treppe hoch* gefunden wurde, da die abhängige Variable ( $MET_{Diff}$ ) durchschnittlich die kleinsten Werte für *Sitzen* und die größten Werte für *Treppe hoch* aufweist (vgl. Tabelle 8). Vergleicht man die Standardschätzfehler aus dem ersten und zweiten Ansatz miteinander, so findet man bei allen Aktivitäten für die Korrekturterme des zweiten Ansatzes einen niedrigeren SEE. In Relation zum jeweiligen  $MET_{Diff}$ -Mittelwert reduzierte sich der SEE für *Treppe hoch* um 0,9 %, für *Stehen* um 8,2 %, für *Gehen* um 19,5 %, für *Treppe runter* um 21,7 % und für *Sitzen* um 34,4 %. Demzufolge ist eine Verbesserung der Energieumsatzabschätzung durch zusätzliches Einbeziehen individueller Charakteristika wahrscheinlich.

#### 4.2.4 Schlussfolgerungen

Insgesamt kann aus den Ergebnissen der Kalibrierungsstudie geschlossen werden, dass mit den entwickelten Modellen eine Verbesserung bestehender Ansätze zur Abschätzung des Energieumsatzes zu erreichen ist. Durch Integrieren der ermittelten Vorhersagegleichungen in die Auswertungssoftware wird es mit dem CUELA-Activity-System möglich sein, den Energieumsatz auf einem genaueren Niveau abzuschätzen als die bisherigen auf Bewegungssensoren basierenden Ansätze.

### 4.3 Validierung der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems

In der im Folgenden vorgestellten Studie werden die zuvor entwickelten Modelle zur Energieumsatzbestimmung mit dem CUELA-Activity-System einer Validierung anhand einer unabhängigen Stichprobe unterzogen. Zu diesem Zweck wird erneut mobile Spiroergometrie als Kriteriumsmessung des Energieumsatzes eingesetzt. Somit kann ein Vergleich der Vorhersagegüte der beiden in Abschnitt 4.2 verfolgten Ansätze (1) Vorhersage über Aktivitätstyp und PAI und (2) Vorhersage über Aktivitätstyp, PAI und Personenmerkmale erfolgen und dementsprechend eine Entscheidung für den Ansatz, der die bessere Anpassung liefert, getroffen werden. Für diesen Ansatz muss dann geprüft werden, ob sich die Abweichungen vom Kriterium in einem akzeptablen Rahmen bewegen.

Zusätzlich zum MetaMax 3B werden zwei weitere, in der Gesundheitsforschung häufig eingesetzte Verfahren hinzugezogen: Es wird eine Abschätzung des Energieumsatzes über ein kommerzielles Ein-Sensor-Bewegungserfassungssystem (AiperMotion 320, vgl. Abschnitt 3.2.3) sowie über Herzfrequenzaufzeichnungen (Verfahren nach [35], vgl. Abschnitt 3.2.2) vorgenommen. Dies ermöglicht die Einordnung der Vorhersagegüte der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems im Vergleich zu herkömmlichen Verfahren in Felduntersuchungen.

Folgende Untersuchungsfragen können für die geplante Studie formuliert werden:

Aus dem Vergleich mit der Kriteriumsmessung des Energieumsatzes kann die erste Hauptuntersuchungsfrage abgeleitet werden:

- (1) Kann mit dem CUELA-Activity-System eine valide Bestimmung des Energieumsatzes vorgenommen werden?

In diesem Zusammenhang sollen folgende Unterfragen beantwortet werden:

- (1.1) Unterscheidet sich die Vorhersagegüte der beiden in Abschnitt 4.2 verfolgten Ansätze (1) Vorhersage über Aktivitätstyp und PAI und (2) Vorhersage über Aktivitätstyp, PAI und Personenmerkmale?
- (1.2) Welcher der beiden Ansätze liefert eine bessere Anpassung an die Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B?
- (1.3) Wie hoch ist der Zusammenhang zwischen der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems und der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B?
- (1.4) Wie hoch ist die Übereinstimmung zwischen der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems und der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B bzw. liegt die Abweichung in einem akzeptablen Bereich?

Durch die Einbindung der zwei zusätzlichen Verfahren lässt sich eine zweite Hauptfrage ableiten:

- (2) Wie ist die Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems im Vergleich zu herkömmlichen Verfahren zu bewerten?

Daraus ergeben sich wiederum folgende Unterfragen:

- (2.1) Wie hoch ist der Zusammenhang zwischen der Energieumsatzbestimmung mittels Herzfrequenz bzw. mittels AiperMotion und der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B?
- (2.2) Inwiefern stimmt die Energieumsatzbestimmung mittels Herzfrequenz bzw. mittels AiperMotion mit der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B überein?

- (2.3) Gibt es statistisch bedeutsame Unterschiede zwischen dem CUELA-Activity-System, dem herzfrequenzbasierten Verfahren und dem AiperMotion hinsichtlich der Vorhersagegüte der Energieumsatzbestimmung?
- (2.4) In welchem Maß – verglichen mit der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems – weicht die Energieumsatzbestimmung mittels Herzfrequenz bzw. mittels AiperMotion von der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B ab?

#### 4.3.1 Methode

##### 4.3.1.1 Versuchspersonen

An der Validierungsstudie nahmen zwölf gesunde Personen (fünf Frauen, sieben Männer) teil, bei denen weder Störungen des Herz-Kreislauf-Systems noch des Stoffwechsels bekannt waren. Die Merkmale der Stichprobe sind in Tabelle 12 aufgeführt. Als mögliche Determinanten des Energieumsatzes wurden Geschlecht, Alter, BMI und der auf einer fünfstufigen Skala bestimmte Aktivitätslevel (vgl. Abschnitt 3.2.2) erfasst. Um den Vergleich zu den Stichproben der vorangegangenen Studien zu ermöglichen, sind zusätzlich die Ruheherzfrequenz ( $HF_{\text{Ruhe}}$ ) und die geschätzte maximale Sauerstoffaufnahme (est.  $\dot{V}O_2 \text{ max}$ ; vgl. Abschnitt 3.2.2) angegeben.

Tabelle 12:  
Stichprobencharakteristika der Validierungsstudie

	Frauen ( $n = 5$ )	Männer ( $n = 7$ )	Total ( $n = 12$ )		
	MW $\pm$ SD	MW $\pm$ SD	MW $\pm$ SD	Min	Max
<b>Alter in Jahren</b>	31,8 $\pm$ 7,5	33,7 $\pm$ 11,1	32,9 $\pm$ 9,4	25	57
<b>BMI in kg/m<sup>2</sup></b>	21,4 $\pm$ 2,3	26,4 $\pm$ 3,8	24,3 $\pm$ 4,1	18,7	30,8
<b>Aktivitätslevel [1 ... 5]</b>	3,0 $\pm$ 1,9	3,7 $\pm$ 1,5	3,4 $\pm$ 1,6	1	5
<b><math>HF_{\text{Ruhe}}</math> in bpm</b>	67,7 $\pm$ 8,1	62,7 $\pm$ 9,2	64,2 $\pm$ 8,7	45	77
<b>est. <math>\dot{V}O_2 \text{ max}</math> in ml·kg<sup>-1</sup>·min<sup>-1</sup></b>	39,8 $\pm$ 6,0	45,3 $\pm$ 6,6	43,0 $\pm$ 6,7	32,8	57,9

Die Versuchspersonen decken ein breites Spektrum der betrachteten Eigenschaften ab: Das Alter liegt zwischen 25 und 57 Jahren, der BMI zwischen 18,7 und 30,8 kg/m<sup>2</sup>, der Aktivitätslevel zwischen 1 und 5, die  $HF_{\text{Ruhe}}$  zwischen 45 und 77 bpm und die geschätzte  $\dot{V}O_2 \text{ max}$  zwischen 27,7 und 48,0 ml·kg<sup>-1</sup>·min<sup>-1</sup>.

##### 4.3.1.2 Aktivitätsprotokoll

Das von jedem Proband absolvierte Tätigkeitsprotokoll entspricht vom Ablauf und der Durchführung her dem Protokoll aus der Kalibrierungsstudie (vgl. Abschnitt 4.2.1.2). Lediglich die Tätigkeiten „Treppe hoch langsam“ und „Treppe runter (freies Tempo)“ wurden nicht zur Auswertung herangezogen, sodass die in Tabelle 13 aufgelisteten Tätigkeiten die Grundlage für den Methodenvergleich bildeten.

Tabelle 13:  
Aktivitätsprotokoll der Validierungsstudie

Nr.	Aktivität	Dauer in min	Bemerkung
1	Sitzen ruhig	5	
2	Sitzen und tippen	3	Dateneingabe am PC
3	Sitzen und sortieren	4	Akten in Ordnern sortieren
4	Stehen ruhig	2	
5	Stehen und sortieren	4	Akten in Ordnern sortieren
6	Stehen Regal	2	Ordner in Regal sortieren
7	Gehen langsam	3	200 m; 4 km/h
8	Gehen normal	3	250 m; 5 km/h
9	Gehen schnell	3	300 m; 6 km/h
10	Treppe runter	1	88 Stufen; standardisiertes Tempo
11	Treppe hoch	1	88 Stufen; standardisiertes Tempo
Gesamtdauer (netto)		31	
<b>Gesamtdauer</b>		<b>≈ 38</b>	<b>(inkl. Ortswechsel)</b>

#### 4.3.1.3 Messungen

Während des gesamten Aktivitätsprotokolls trugen die Probanden wiederum das mobile Spirometriegerät MetaMax 3B (vgl. Abschnitt 3.2.1) und das CUELA-Activity-System (vgl. Abschnitt 3.1). Zudem wurde der Aktivitätssensor AiperMotion 320 getragen (vgl. Abschnitt 3.2.3) sowie der für den MetaMax 3B optional einsetzbare Polar<sup>®</sup>-Gurt zur Herzfrequenz-Aufzeichnung genutzt. Die vollständige Instrumentierung ist in Abbildung 39 schematisch dargestellt.

Abbildung 39:  
Instrumentierung in der Validierungsstudie



Die Durchführung des Aktivitätsprotokolls wurde erneut mit Videoaufzeichnungen dokumentiert.

#### 4.3.1.4 Datenverarbeitung

Die Datenauswertung wurde mithilfe der WIDAAN-Software, MetaSoft 3.9.1, MS Excel 2003, SPSS 15.0 und MedCalc 10.4.0 durchgeführt. Die Anwendungsvoraussetzungen der gewählten statistischen Verfahren wurden mit dem Anpassungstest nach *Kolmogorov-Smirnov* überprüft.

##### *Datenaufbereitung*

Um die verschiedenen Methoden zur Bestimmung des Energieumsatzes gut miteinander vergleichen zu können, wurde die WIDAAN-Software um eine Funktion zum Importieren der AiperMotion-Daten ergänzt. Somit war eine Synchronisation aller Daten möglich: die Kriteriumsmessung des Energieumsatzes und die Herzfrequenzaufzeichnung des MetaMax (vgl. Abschnitt 4.2.1.4), die AiperMotion-Daten sowie alle CUELA-Daten und die Videoaufzeichnung.

Der über den MetaMax 3B gemessene Energieumsatz wurde analog zu den vorangegangenen Studien in MET betrachtet:

- Die CUELA-MET ( $MET_{CA1}$  und  $MET_{CA2}$ ) wurden nach den in der Kalibrierungsstudie entwickelten Vorhersagegleichungen bestimmt (vgl. Abschnitt 4.2.2). Der „CUELA 1“-Ansatz nimmt die Abschätzung des Energieumsatzes über den Aktivitätstyp und Ganzkörper-PAI ( $PAI_{total}$ ) vor (vgl. Tabelle 9), während der „CUELA 2“-Ansatz zusätzlich personenbezogene Angaben in die Vorhersagegleichung einbezieht (vgl. Tabelle 10).
- Die herzfrequenzbasierte MET-Abschätzung ( $MET_{HF}$ ) wurde gemäß dem in Abschnitt 3.2.2 beschriebenen Verfahren nach *Strath et al.* [35] durchgeführt. Hierzu wurden zunächst die vom MetaMax aufgezeichneten Herzfrequenzen aus der zugehörigen Software exportiert und zur Weiterverarbeitung in WIDAAN importiert.
- Der AiperMotion liefert nur den motorischen Kalorienverbrauch. Um auch hier MET-Werte zu erhalten, wurde der Grundumsatz (GU) nach der Formel von *Harris und Benedict* [121]) bestimmt. Die Formel berücksichtigt Geschlecht, Gewicht in kg, Körpergröße in cm sowie das Alter in Jahren und gilt heute noch als allgemein akzeptierte und gute Annäherung des gemessenen Grundumsatzes [122]. Sie lautet:

Für Frauen:

$$GU [kcal/24h] = 655,1 + 9,6 \text{ Gewicht} + 1,8 \text{ Größe} - 4,7 \text{ Alter} \quad (15)$$

Für Männer:

$$GU [kcal/24h] = 66,47 + 13,7 \text{ Gewicht} + 5 \text{ Größe} - 6,8 \text{ Alter} \quad (16)$$

Durch Addieren des Grundumsatzes und des motorischen Energieumsatzes und anschließendes Teilen durch das Körpergewicht wurden die MET-Werte für den AiperMotion ( $MET_{AM}$ ) ermittelt. Diese Berechnung wurde ebenfalls in WIDAAN durchgeführt, nachdem die AiperMotion-Daten mit einer vom Hersteller zur Verfügung gestellten Spezialsoftware im csv-Format exportiert wurden und so in WIDAAN importiert werden konnten.

### *Deskriptiver Vergleich der Methoden*

Für die Auswertung wurden die elf Tätigkeiten des Aktivitätsprotokolls getrennt voneinander betrachtet. Der Annahme folgend, dass hier relativ stabile Energieumsatzraten zu erwarten sind, wurden von jedem Tätigkeitsintervall jeweils die letzten 30 s zur Analyse herangezogen.

Zur vergleichenden Gegenüberstellung der verschiedenen Methoden wurden zunächst Mittelwerte und Standardabweichungen sowie absolute und relative Abweichungen zur Referenzmessung über diese Auswertungsintervalle ermittelt.

### *Bestimmung der Vorhersagegüte der Methoden*

Um ein genaueres Maß zur Beurteilung der Anpassungsgüte der verschiedenen MET-Abschätzungen an das Kriterium ( $MET_{MMX}$ ) zu erhalten, wurde die Wurzel der mittleren quadratischen Abweichungen (RMSE, Root Mean Square Error) betrachtet. Ausgangspunkt für die Quantifizierung der Schätzungsgüte mithilfe des RMSE bilden die Abweichungen der vorhergesagten Werte ( $\hat{y}_t$ ) von den gemessenen Werten ( $y_t$ ). Durch Quadrieren erfolgt eine überproportionale Gewichtung großer gegenüber kleiner Abweichungen. Zudem wird so beim Aufsummieren verhindert, dass sich positive und negative Abweichungen gegenseitig aufheben. Die Summe der quadrierten Vorhersagefehler wird auf die Anzahl der Beobachtungen relativiert. Zieht man aus diesem Ausdruck die Wurzel, erhält man den RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (17)$$

Da für die verschiedenen intensiven Aktivitäten unterschiedlich hohe Messwerte zu erwarten waren, wurde für eine bessere Vergleichbarkeit des RMSE zwischen den Tätigkeiten schließlich der relative RMSE (%RMSE) berechnet:

$$\%RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left( \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right)^2} \quad (18)$$

### *Prüfung auf Unterschiede zwischen den Vorhersagemethoden*

Zur Prüfung auf Unterschiede in der Anpassungsgüte zwischen den untersuchten Vorhersageverfahren wurden t-Tests für abhängige Stichproben gerechnet. Es wurde geprüft, ob sich die verschiedenen Ansätze hinsichtlich der %RMSE-Mittelwerte der Tätigkeiten bzw. hinsichtlich der %RMSE-Mittelwerte der Versuchspersonen unterscheiden.

### *Prüfung auf Übereinstimmung mit dem Kriterium*

Um auf Zusammenhänge zwischen den verschiedenen Vorhersagemethoden und der Kriteriumsmessung des Energieumsatzes zu prüfen, wurden die Daten zunächst grafisch mithilfe von Streudiagrammen untersucht. Die Höhe des Zusammenhangs wurde mit Pearsons Produkt-Moment-Korrelation bestimmt.

Um Aussagen zur Übereinstimmung mit dem Kriterium treffen zu können, wurden die Daten mithilfe von Bland-Altman-Diagrammen analysiert (vgl. Abschnitt 3.3).

Für den systematischen Fehler (SE) für die Vorhersage des Energieumsatzes mittels CUELA-Activity-System wurde vorab eine prozentuale Abweichung von maximal  $\pm 10\%$  als akzeptabel festgelegt. Das ist damit zu begründen, dass es auch bei der mobilen Spirometrie

zu Messungengenauigkeiten kommt, die abhängig von der ausgeübten Tätigkeit sind und in der Literatur mit 3 bis 10 % Abweichungen angegeben werden (vgl. Abschnitt 3.2.1). Eine höhere Genauigkeit in Bezug auf die mittlere Abweichung ist somit überhaupt nicht zu erreichen. Als Gesamtfehler (TE) wurde die Akzeptanzgrenze bei  $\pm 30\%$  angesetzt. Dies scheint eine erstrebenswerte Genauigkeit zu sein, wenn man bedenkt, wie hoch z. T. die Fehler bei den in der Gesundheitsforschung eingesetzten Verfahren sind. Oftmals liegt hier schon der mittlere Fehler in diesem Bereich und die individuellen Abweichungen gehen weit darüber hinaus.

### 4.3.2 Ergebnisse

Im Ergebnisteil werden zunächst die mittels MetaMax gemessenen und die über die verschiedenen Ansätze abgeschätzten MET-Werte deskriptiv gegenübergestellt. Im Anschluss daran werden die Ergebnisse, die zur Beantwortung der aufgestellten Untersuchungsfragen ermittelt wurden, dargestellt.

#### 4.3.2.1 Deskriptive Ergebnisdarstellung

Die über alle Versuchspersonen je Tätigkeit gemittelten MET sind in Tabelle 14 aufgelistet und in Abbildung 40 grafisch dargestellt. Mit zunehmender Aktivitätsintensität steigt für alle eingesetzten Methoden auch die Streuung der MET an. Während die durchschnittlichen MET-Werte je Tätigkeit für die verschiedenen Verfahren bei den niedrig-intensiven Aktivitäten noch recht dicht beieinander liegen, unterscheiden sie sich bei den intensiveren Aktivitäten, insbesondere beim Treppe steigen, teilweise erheblich voneinander.

Tabelle 14:

Gegenüberstellung der gemessenen MET (MetaMax) und der mittels verschiedener Methoden geschätzten MET während unterschiedlicher Tätigkeiten (Mittelwerte  $\pm$  SD)

Aktivitätskategorie	MetaMax	CUELA 1	CUELA 2	Herzfrequenz	Aiper-Motion
Sitzen ruhig	1,25 $\pm$ 0,10	1,14 $\pm$ 0,01	1,11 $\pm$ 0,12	1,30 $\pm$ 0,23	0,95 $\pm$ 0,19
Sitzen und tippen	1,43 $\pm$ 0,17	1,38 $\pm$ 0,18	1,36 $\pm$ 0,18	1,84 $\pm$ 0,25	1,06 $\pm$ 0,42
Sitzen und sortieren	1,68 $\pm$ 0,23	1,61 $\pm$ 0,18	1,64 $\pm$ 0,20	2,36 $\pm$ 0,61	1,48 $\pm$ 0,43
Stehen ruhig	1,38 $\pm$ 0,18	1,41 $\pm$ 0,12	1,40 $\pm$ 0,21	2,01 $\pm$ 0,68	1,06 $\pm$ 0,22
Stehen und sortieren	1,84 $\pm$ 0,19	1,70 $\pm$ 0,17	1,73 $\pm$ 0,21	2,54 $\pm$ 0,44	1,73 $\pm$ 0,69
Stehen Regal	2,69 $\pm$ 0,48	2,56 $\pm$ 0,31	2,61 $\pm$ 0,31	3,19 $\pm$ 0,58	3,34 $\pm$ 0,74
Gehen langsam	3,44 $\pm$ 0,35	3,29 $\pm$ 0,21	3,26 $\pm$ 0,21	3,25 $\pm$ 0,42	4,70 $\pm$ 0,76
Gehen normal	3,84 $\pm$ 0,27	3,76 $\pm$ 0,28	3,77 $\pm$ 0,22	3,71 $\pm$ 0,49	5,68 $\pm$ 0,99
Gehen schnell	4,74 $\pm$ 0,57	4,33 $\pm$ 0,27	4,39 $\pm$ 0,26	5,07 $\pm$ 0,70	5,20 $\pm$ 1,51
Treppe runter	3,91 $\pm$ 0,59	3,57 $\pm$ 0,27	3,68 $\pm$ 0,56	3,96 $\pm$ 0,64	4,97 $\pm$ 0,82
Treppe hoch	7,90 $\pm$ 1,70	6,33 $\pm$ 1,36	6,51 $\pm$ 1,36	7,39 $\pm$ 1,59	3,74 $\pm$ 1,29
<b>Gesamt</b>	<b>3,02 <math>\pm</math> 1,93</b>	<b>2,79 <math>\pm</math> 1,59</b>	<b>2,92 <math>\pm</math> 1,71</b>	<b>3,35 <math>\pm</math> 1,76</b>	<b>3,28 <math>\pm</math> 2,28</b>

Die Mittelwerte beider Ansätze zur MET-Vorhersage mit dem CUELA-Activity-System unterscheiden sich bei allen Tätigkeiten kaum voneinander und liegen (außer bei *Treppe hoch*) immer ziemlich dicht an den mittleren MetaMax-MET, wobei der zweite Ansatz in den meisten Fällen etwas näher am Kriterium ist. Die herzfrequenzbasierte Abschätzung liefert bei den Fortbewegungsaktivitäten ähnliche MET-Werte wie MetaMax, im *Sitzen* und *Stehen* kommt es jedoch zu Überschätzungen. Die AiperMotion-MET hingegen liegen bei *Sitzen* und *Stehen* ungefähr im Bereich der MetaMax-MET, während sie bei *Gehen* und *Treppe runter* überschätzen und bei *Treppe hoch* deutlich unterschätzen. Die Abweichungen der vier

verschiedenen Vorhersagemethoden von der Kriteriumsmessung des Energieumsatzes sind in Abbildung 41 veranschaulicht.

Abbildung 40:  
Gemessene (MetaMax) und geschätzte MET bei den untersuchten Tätigkeiten (Mittelwerte ± SD)

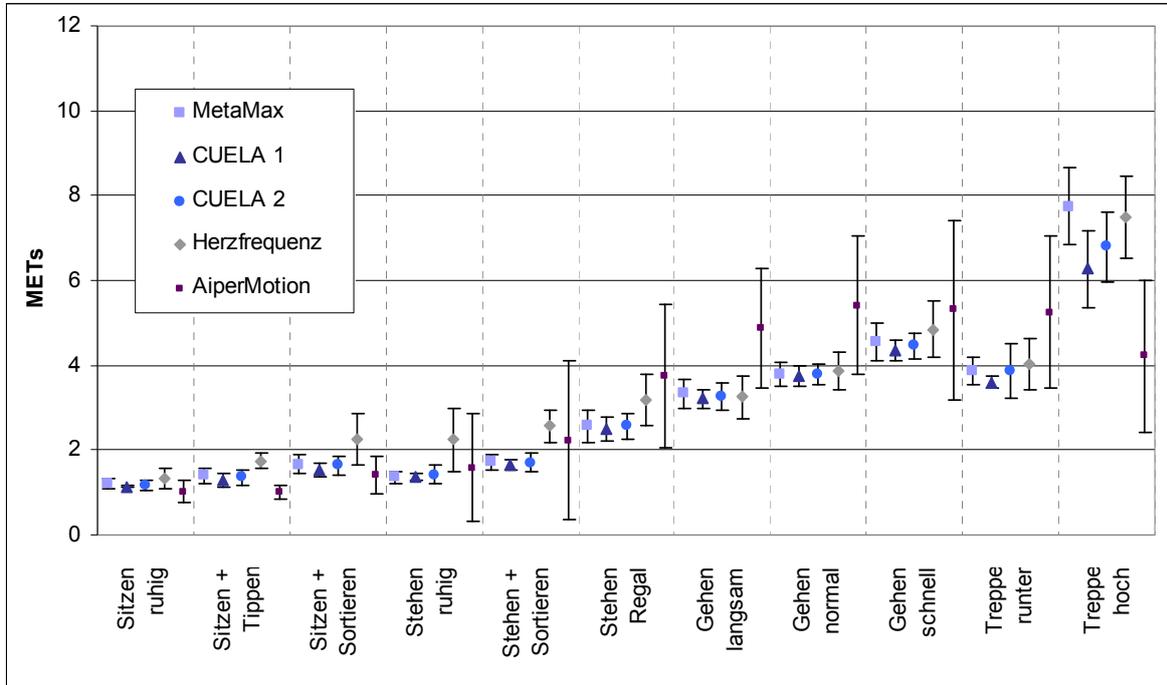
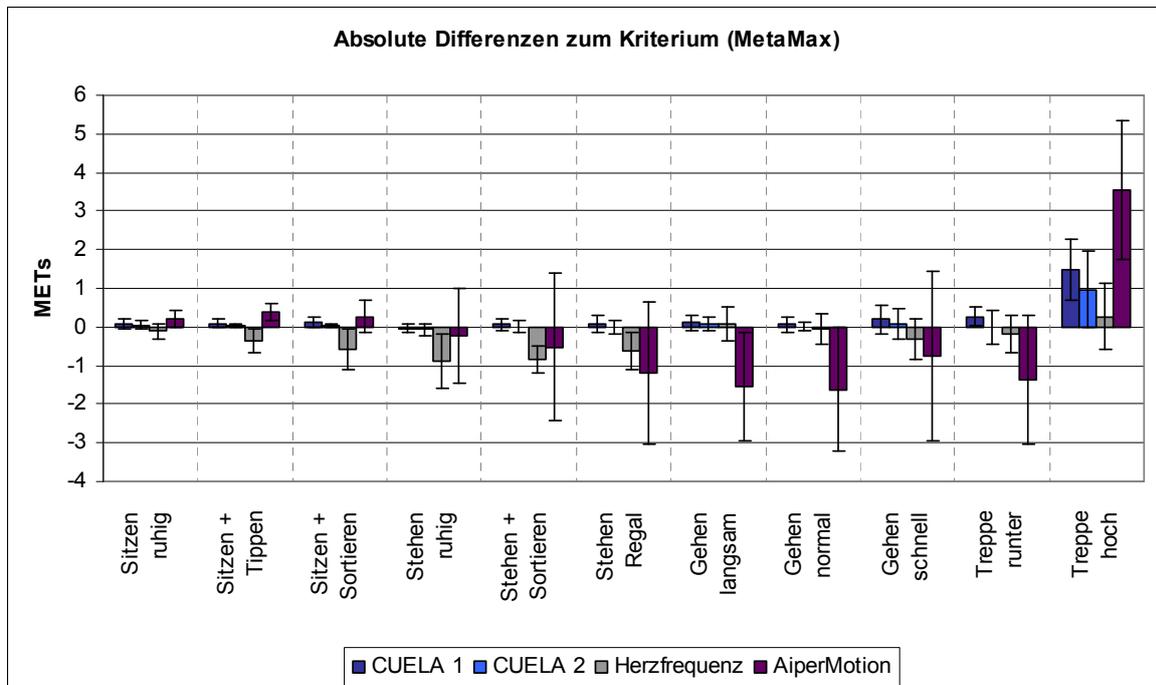


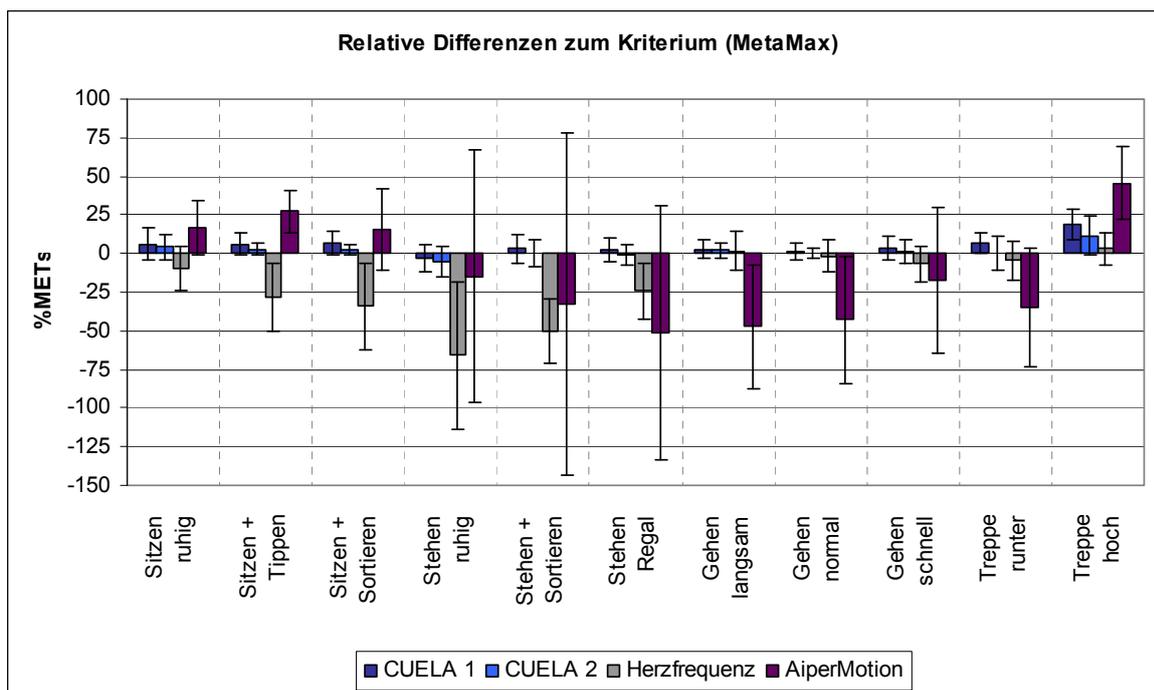
Abbildung 41:  
Absolute Differenzen der verschiedenen Vorhersagen zum Kriterium ( $MET_{MMX} - MET_{Vorhersage}$ ) bei den untersuchten Tätigkeiten (Mittelwerte ± SD)



Unterschiede zwischen den verschiedenen Methoden gibt es auch bei den Streuungen der MET (vgl. Abbildung 40). Die Standardabweichungen beider CUELA-Vorhersagen sind wiederum sehr ähnlich zu den Standardabweichungen der MetaMax-MET. Bei einigen Tätigkeiten (*Sitzen ruhig*, *Stehen ruhig* und *Treppe runter*) zeigen sich für CUELA 2 etwas höhere Standardabweichungen als für CUELA 1. Deutlich größere Streuungen gibt es bei den Herzfrequenz-MET und den AiperMotion-MET, wobei die  $MET_{AM}$  bei allen Tätigkeiten stärker streuen als die  $MET_{MMX}$  und die  $MET_{HF}$  vor allem bei den niedrig-intensiven Aktivitäten größere Standardabweichungen aufweisen als das Kriterium.

Das Diagramm in Abbildung 42 veranschaulicht die Abweichungen vom Kriterium in Relation zur Höhe der gemessenen MET. Für jede Tätigkeit sind jeweils die Mittelwerte der relativen Differenzen dargestellt. Im Vergleich zu den absoluten Abweichungen fallen hier insbesondere die großen prozentualen Überschätzungen der  $MET_{HF}$  sowie die Unterschätzungen der  $MET_{AM}$  während *Sitzen* und *Stehen* auf. Die  $MET_{HF}$ -Werte sind hier zum Teil um 40 % zu hoch, während die  $MET_{AM}$  um bis zu 25 % unterschätzen. Bei *Gehen* und *Treppe runter* überschätzen die  $MET_{AM}$  zwischen 10 und 50 %, während bei *Treppe hoch* nicht einmal die Hälfte des Kriteriums erreicht wird. Die Abweichungen der  $MET_{HF}$  liegen für alle Fortbewegungsaktivitäten hingegen unter  $\pm 10\%$ .

Abbildung 42:  
Relative Differenzen der verschiedenen Vorhersagen zum Kriterium  
 $((MET_{MMX} - MET_{Vorhersage}) / MET_{MMX}) * 100$  bei den untersuchten Tätigkeiten (Mittelwerte  $\pm$  SD)



Insgesamt relativieren sich die großen Abweichungen der CUELA- und AiperMotion-MET bei *Treppe hoch gehen* aufgrund der Größenordnung der Messwerte. Die prozentualen Abweichungen von  $MET_{CA1}$  und  $MET_{CA2}$  sind für alle Aktivitäten sehr ähnlich und kleiner als  $\pm 10\%$ ; lediglich bei *Treppe hoch gehen* gibt es Unterschätzungen von ca. 20 %.

Beide Diagramme zu den Abweichungen vom Kriterium verdeutlichen, dass es bei den Herzfrequenz-MET und den AiperMotion-MET sowohl zu Über- als auch zu Unterschätzungen kommt, die teilweise erhebliches Ausmaß annehmen.

### 4.3.2.2 Vorhersagegüte der untersuchten Methoden

In Abbildung 43 ist die Vorhersagegüte – ausgedrückt als Wurzel aus den relativen mittleren quadrierten Abweichungen (%RMSE) vom Kriterium ( $MET_{MMX}$ ) – für die verschiedenen MET-Abschätzungen je Tätigkeit dargestellt. Angegeben sind jeweils die über alle Personen gemittelten %RMSE-Werte je Tätigkeit. Auch hier findet man konstant niedrige Fehlermaße für beide CUELA-Abschätzungen bei allen Tätigkeiten sowie für die  $MET_{HF}$  bei *Gehen* und *Treppe steigen*. Die Fehlermaße der  $MET_{HF}$  bei *Sitzen* und *Stehen* sowie der  $MET_{AM}$  bei allen Aktivitäten hingegen sind deutlich höher. Auch die zugehörigen Standardabweichungen der %RMSE-Mittelwerte fallen für beide CUELA-Vorhersagen gleichbleibend gering aus, während die %RMSE-Werte von  $MET_{HF}$  und  $MET_{AM}$  größtenteils stärker streuen. Am auffälligsten sind die hohen Standardabweichungen bei den Tätigkeiten im Stehen, insbesondere für die AiperMotion-Vorhersage.

Abbildung 43:  
Mittelwerte und Standardabweichungen der relativen Vorhersagegüte (%RMSE) der MET-Abschätzungen bei verschiedenen Tätigkeiten

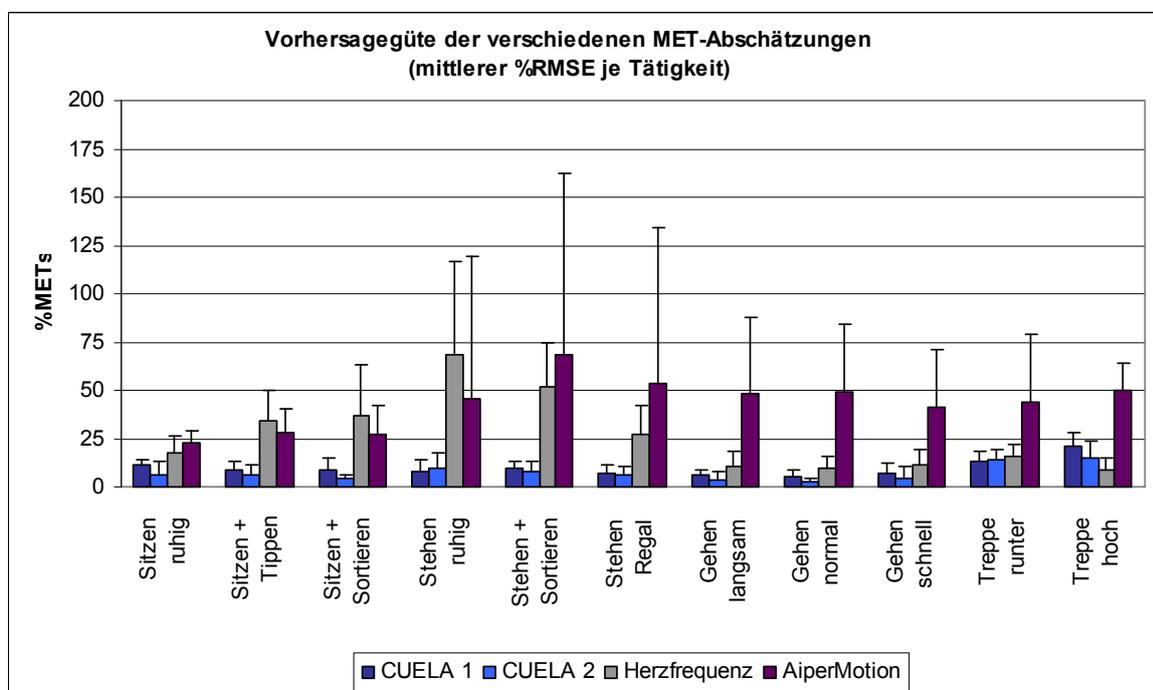


Abbildung 44 liefert den Vergleich der verschiedenen Vorhersagen je Versuchsperson. Hier wurden entsprechend für jede Person die %RMSE-Werte über alle Tätigkeiten gemittelt. Im Diagramm ist zu sehen, dass die CUELA-Vorhersagen bei allen Probanden die niedrigsten Fehlerraten sowie die geringsten Standardabweichungen aufweisen. Die %RMSE-Werte der Herzfrequenz- und AiperMotion-Abschätzungen liegen z. T. deutlich darüber und streuen entsprechend stärker. Besonders auffallend sind die hohen %RMSE-Werte für  $MET_{HF}$  bei Versuchsperson 1 und für  $MET_{AM}$  bei Versuchsperson 9.

Einen zusammenfassenden Überblick zur Vorhersagegüte gibt Abbildung 45. Hier sind die über alle Personen und Tätigkeiten gemittelten %RMSE-Werte der verschiedenen MET-Abschätzungen dargestellt.

Abbildung 44:  
Mittelwerte und Standardabweichungen der relativen Vorhersagegüte (%RMSE) der MET-Abschätzungen bei verschiedenen Personen

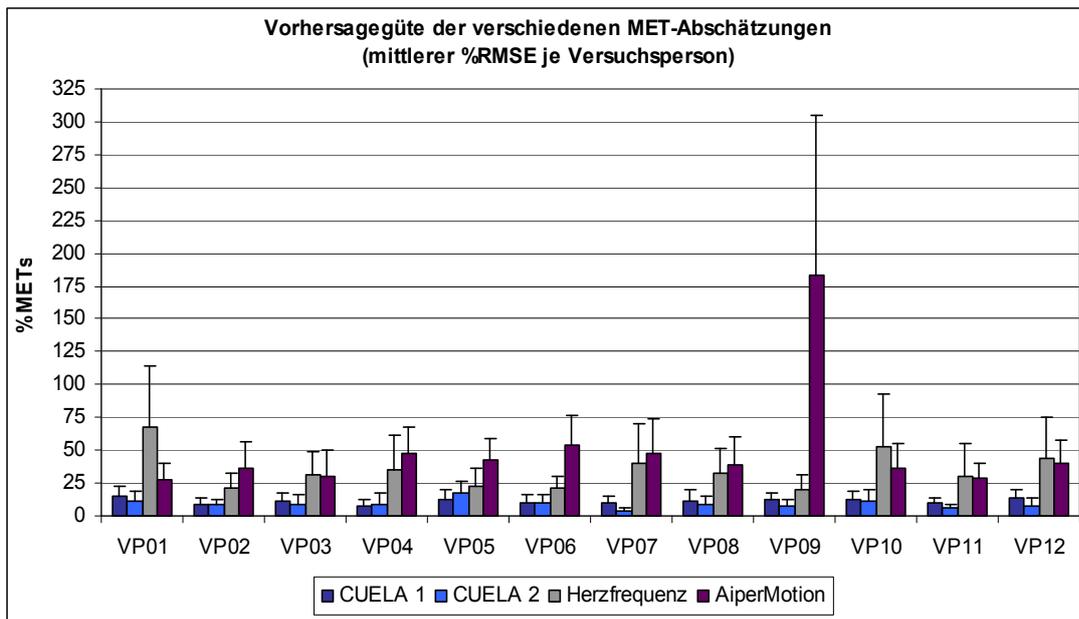
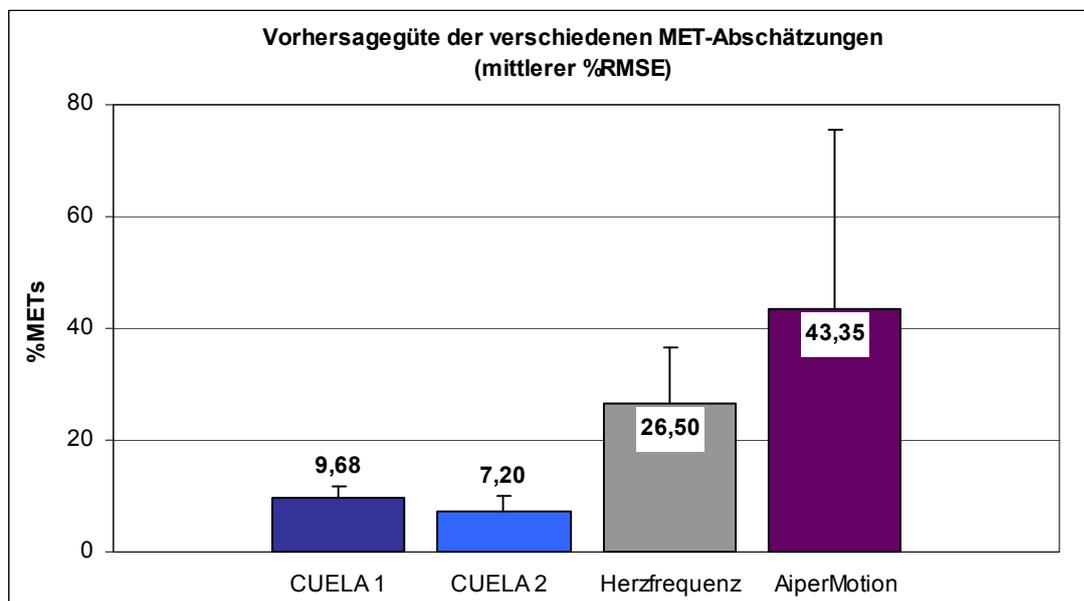


Abbildung 45:  
Mittelwerte und Standardabweichungen der relativen Vorhersagegüte (%RMSE) der verschiedenen MET-Abschätzungen



#### 4.3.2.3 Vergleich der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems mit mobiler Spiroergometrie

*Vergleich der beiden Ansätze zur Energieumsatzbestimmung mit dem CUELA-Activity-System*

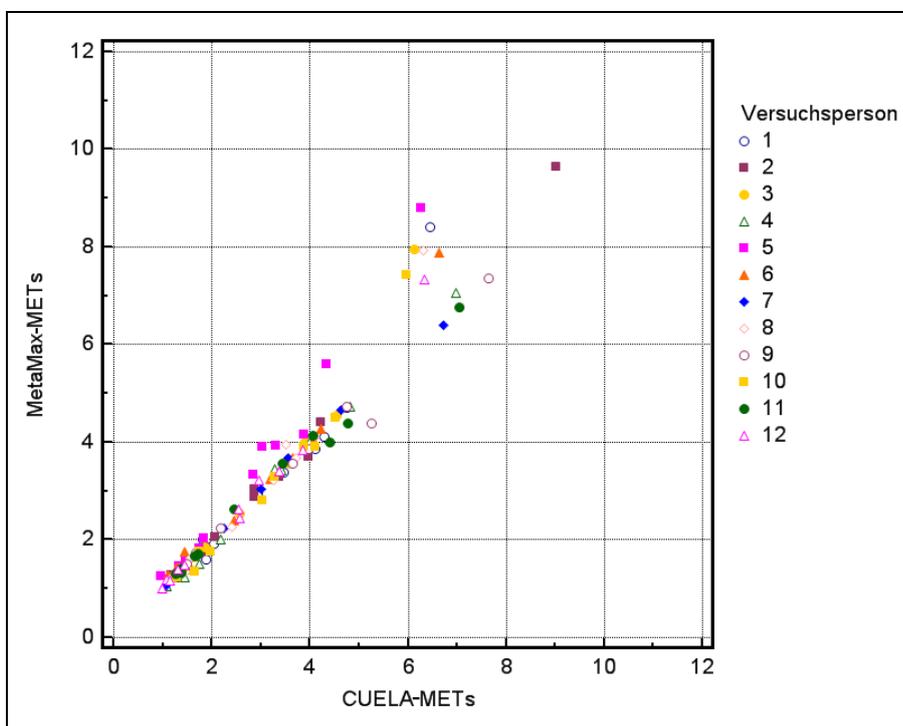
Der Unterschied zwischen  $MET_{CA1}$  und  $MET_{CA2}$  hinsichtlich der Anpassungsgüte erwies sich als statistisch signifikant, sowohl für die %RMSE-Mittelwerte der Tätigkeiten ( $p \leq 0,01$ ) als auch für die %RMSE-Mittelwerte der Versuchspersonen ( $p \leq 0,05$ ). Abbildung 45 zeigt, dass

der relative RMSE des zweiten Ansatzes im Mittel unter dem relativen RMSE des ersten Ansatzes liegt (7,20 vs. 9,68 %). Demnach scheint die CUELA-Vorhersage, die neben Aktivitätstyp und Aktivitätsintensität auch Personendaten einbezieht, eine genauere MET-Abschätzung zu liefern. Im Folgenden wird somit nur noch dieses Vorhersagemodell betrachtet und die zugehörige MET-Abschätzung wird als  $MET_{CA}$  bezeichnet<sup>26</sup>.

#### Zusammenhang zwischen der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems und der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B

Eine Gegenüberstellung der MetaMax-MET und CUELA-MET liefert das Streudiagramm in Abbildung 46. Dargestellt sind die Mittelwerte von  $MET_{MMX}$  und  $MET_{CA}$  für alle Personen bei jeder Tätigkeit, die farblich nach Versuchspersonen gruppiert wurden.

Abbildung 46:  
Streudiagramm der Mittelwerte von  $MET_{MMX}$  und  $MET_{CA}$  für alle Versuchspersonen und Tätigkeiten (farblich gruppiert nach Versuchspersonen)



Für alle Versuchspersonen zeigten sich sehr hohe Zusammenhänge zwischen den mittels CUELA abgeschätzten MET und den gemessenen MET. Die Korrelationskoeffizienten der individuellen Zusammenhänge zwischen  $MET_{MMX}$  und  $MET_{CA}$  sind in Tabelle 15 aufgelistet. Alle untersuchten Korrelationen sind hoch signifikant ( $p \leq 0,01$ ) und R liegt im Mittel bei  $0,989 \pm 0,009$ .

<sup>26</sup> Auch die im Folgenden dargestellte Zusammenhangs- und Übereinstimmungsprüfung wurde für das Vorhersagemodell ohne Personendaten durchgeführt, was zu konkordanten Ergebnissen führte, d. h., der Ansatz mit Personendaten lieferte durchweg etwas bessere Ergebnisse. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird nachstehend nur das Vorhersagemodell mit Personendaten dargestellt.

Tabelle 15:  
Individuelle Korrelationen zwischen  $MET_{MMX}$  und den verschiedenen MET-Abschätzungen

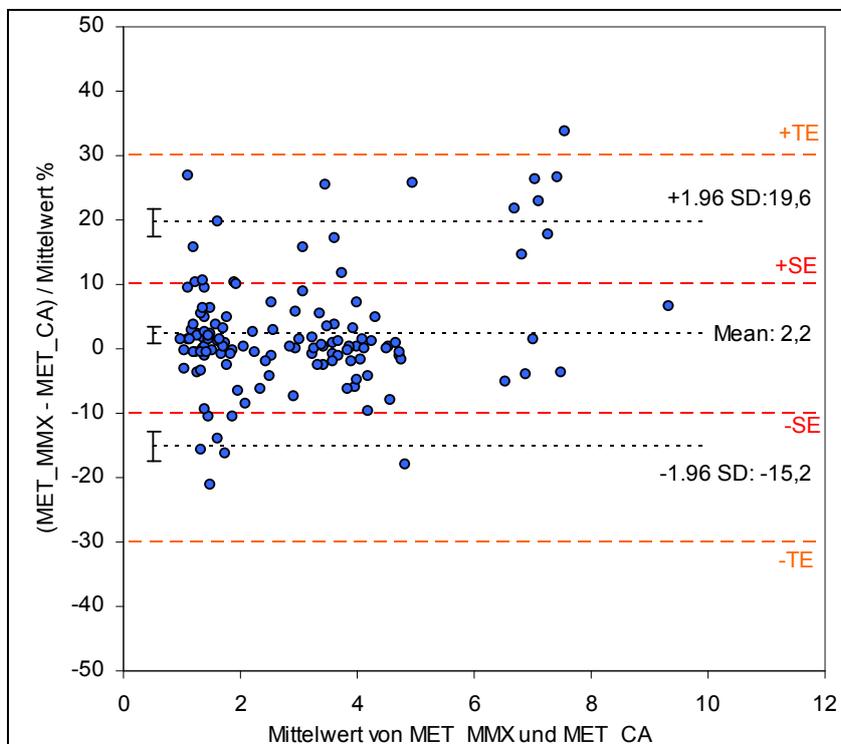
Versuchsperson	CUELA	Herzfrequenz	AiperMotion
VP 01	0,970**	0,948**	0,779**
VP 02	0,998**	0,985**	0,756**
VP 03	0,980**	0,986**	0,657*
VP 04	0,998**	0,984**	0,572
VP 05	0,989**	0,976**	0,639*
VP 06	0,988**	0,976**	0,470
VP 07	0,999**	0,983**	0,625*
VP 08	0,986**	0,979**	0,707*
VP 09	0,994**	0,981**	0,684*
VP 10	0,981**	0,936**	0,739**
VP 11	0,996**	0,964**	0,823**
VP 12	0,994**	0,977**	0,597
<b>Mittelwert ± SD</b>	<b>0,989 ± 0,008</b>	<b>0,973 ± 0,015</b>	<b>0,671 ± 0,095</b>

Anmerkung: \*\*  $p \leq 0,01$ ; \*  $p \leq 0,05$

*Übereinstimmung zwischen der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems und der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B*

Im Bland-Altman Plot in Abbildung 47 sind die relativen Differenzen zwischen MetaMax-MET und CUELA-MET dem jeweiligen Mittelwert des Wertepaares gegenübergestellt.

Abbildung 47:  
Bland-Altman-Plot für den Vergleich zwischen  $MET_{MMX}$  und  $MET_{CA}$



Anmerkung: Mean = Mittelwert der relativen Differenzen  $((MET_{MMX} - MET_{CA}) / ((MET_{MMX} + MET_{CA}) / 2) * 100)$ ; Übereinstimmungsgrenzen = Mean  $\pm$  1,96 SD; Angabe von Mean und Übereinstimmungsgrenzen mit den jeweiligen Konfidenzintervallen. Die Akzeptanzgrenzen für die CUELA-Vorhersage wurden bei  $\pm 10\%$  (SE, Systematic Error) und  $\pm 30\%$  (TE, Total Error) gesetzt.

Neben dem Mittelwert der relativen MET-Differenzen („Mean“ = Bias) sind die sog. Übereinstimmungsgrenzen (Mean  $\pm$  1,96 SD) eingezeichnet. Die mittlere Abweichung zwischen  $MET_{MMX}$  und  $MET_{CA}$  liegt bei 2,2 %. Die Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems tendiert somit zu einer leichten Unterschätzung im Vergleich zur Referenzmessung. Die 95%-Übereinstimmungsgrenzen liegen bei -15,2 und 19,6 %.

Für den Bias und die Übereinstimmungsgrenzen sind die zugehörigen 95%-Konfidenzintervalle markiert (Mean: 2,2  $\pm$  1,28 %; Übereinstimmungsgrenzen: -15,2  $\pm$  2,22 % und 19,6  $\pm$  2,22 %). Zur Bewertung der Vorhersagegüte sind die in Abschnitt 4.3.1.4 *a priori* festgelegten Akzeptanzgrenzen für die Abweichung der CUELA-Vorhersage von der Referenzmessung eingetragen. Diese wurden bei maximal 10 % Abweichung für den Bias (SE, Systematic Error) und bei maximal 30 % Abweichung insgesamt (TE, Total Error) festgesetzt. Der Vergleich mit den angegebenen Konfidenzintervallen von Bias und Übereinstimmungsgrenzen ergibt, dass die Abweichungen der CUELA-MET innerhalb der zuvor festgelegten Fehlergrenzen liegen. Somit kann von einer Übereinstimmung beider Methoden zur Energieumsatzbestimmung gesprochen werden (vgl. Abschnitt 3.3).

#### 4.3.2.4 Vergleich der Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems mit herkömmlichen Verfahren im Feld

##### Vergleich der Zusammenhänge mit der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B

Die Abbildungen 48 und 49 zeigen die Scatterplots von Kriterium und Herzfrequenz- bzw. AiperMotion-Vorhersage. Auch hier wurden die Mittelwerte für alle Probanden und Tätigkeiten farblich gruppiert nach Personen aufgetragen.

Abbildung 48:  
Streudiagramm der Mittelwerte von  $MET_{MMX}$  und  $MET_{HF}$  für alle Versuchspersonen und Tätigkeiten (farblich gruppiert nach Versuchspersonen)

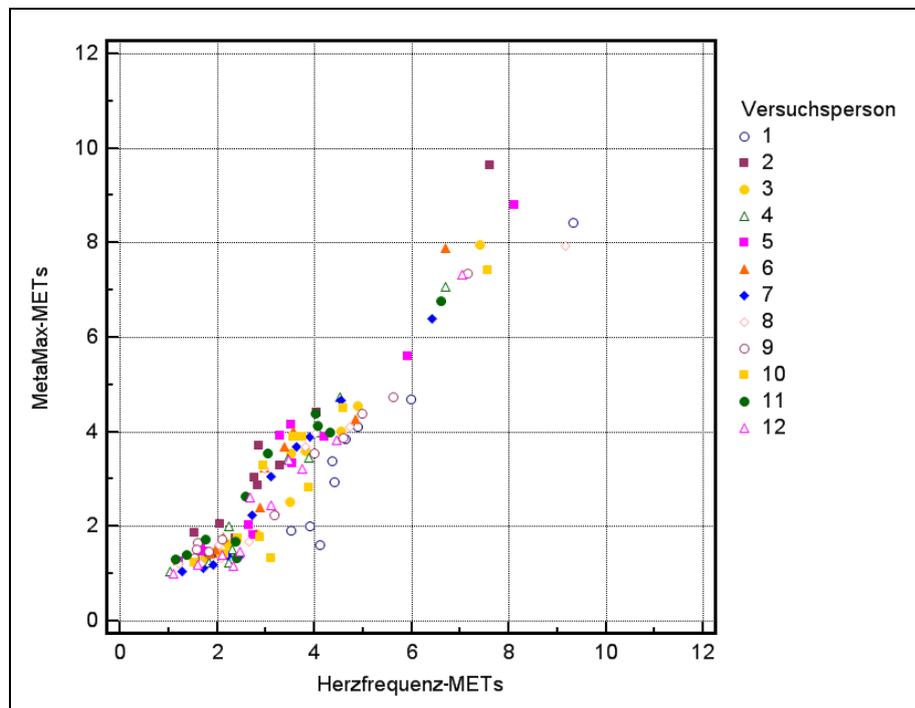
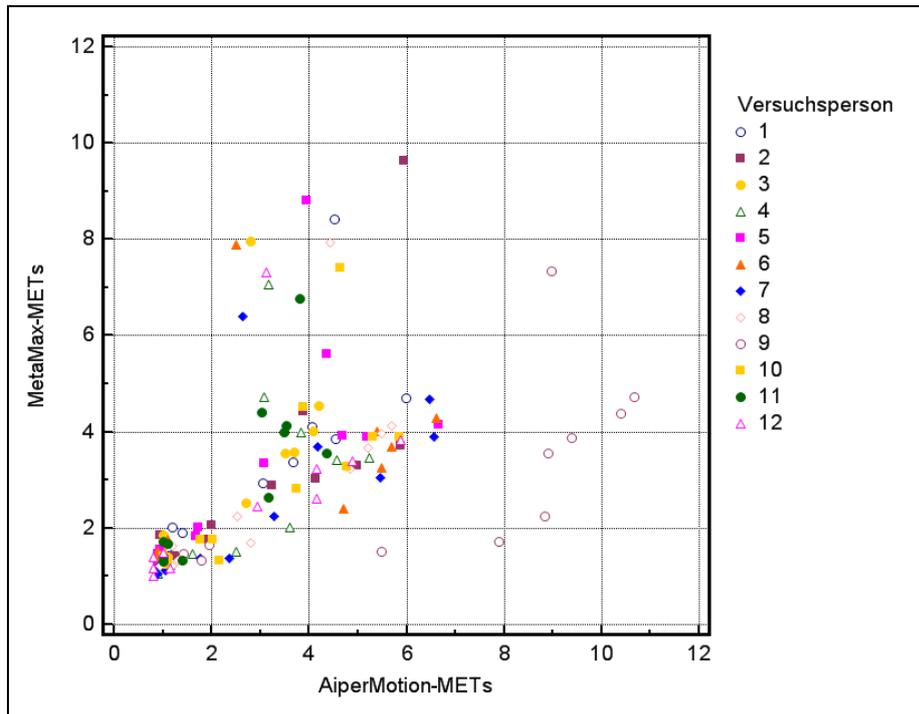


Abbildung 49:  
Streudiagramm der Mittelwerte von  $MET_{MMX}$  und  $MET_{AM}$  für alle Versuchspersonen und Tätigkeiten (farblich gruppiert nach Versuchspersonen)



Im Vergleich zum Zusammenhang zwischen  $MET_{CA}$  und  $MET_{MMX}$  (siehe Abbildung 46, Seite 87) weisen die Punkte in beiden Plots größere Streuungen auf. Während die Punkte im Plot der AiperMotion-MET in allen Intensitätsbereichen stärker streuen, ist die Streuung zwischen  $MET_{HF}$  und  $MET_{MMX}$  nur im Bereich bis ca. 4 MET stärker ausgeprägt. Insgesamt lässt das Streudiagramm der Herzfrequenz-MET jedoch ebenfalls einen hohen positiven linearen Zusammenhang zwischen  $MET_{HF}$  und  $MET_{MMX}$  erkennen. Der Zusammenhang zwischen  $MET_{AM}$  und  $MET_{MMX}$  zeigt sich hingegen weniger eindeutig. Die Korrelationskoeffizienten für alle drei Vorhersagen liefert Tabelle 15 (siehe Seite 88).

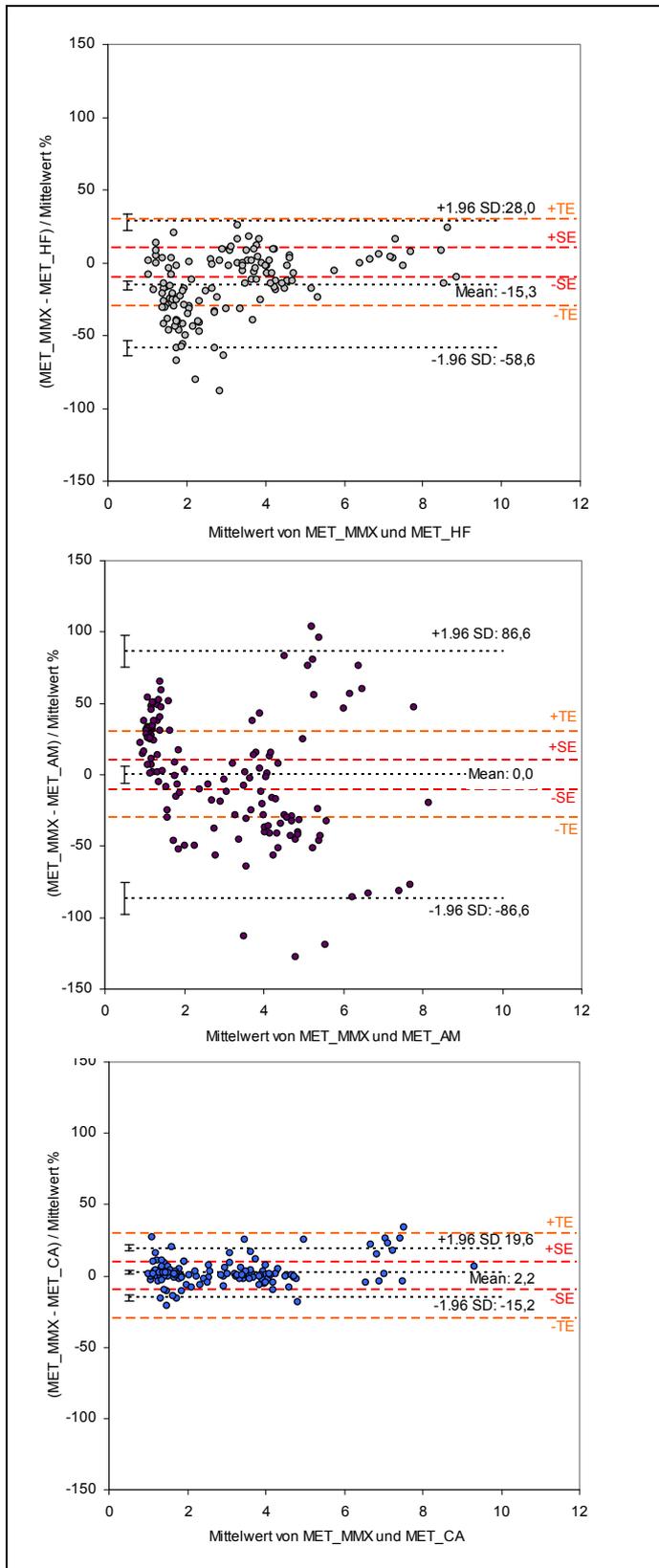
Für alle Versuchspersonen ergaben sich für die herzfrequenzbasierte MET-Vorhersage sehr hohe Korrelationen mit der Referenzmessung, die alle auf dem 0,01-%-Niveau signifikant waren. Verglichen mit der CUELA-Vorhersage sind die Korrelationskoeffizienten etwas niedriger. Die Korrelationen zwischen  $MET_{AM}$  und  $MET_{MMX}$  variieren zwischen niedrig und hoch. Bei drei Personen sind die Zusammenhänge statistisch gar nicht bedeutsam. Bei allen Probanden zeigten sich für die  $MET_{AM}$  deutlich niedrigere Zusammenhänge als für die  $MET_{CA}$  und  $MET_{HF}$ .

#### *Vergleich der Übereinstimmungen mit der Energieumsatzbestimmung des MetaMax 3B*

Die Bland-Altman Diagramme der  $MET_{HF}$  und  $MET_{AM}$  sind in Abbildung 50 dargestellt. Zur besseren Vergleichbarkeit ist der Bland-Altman Plot der  $MET_{CA}$  hier erneut mit angepasster Achsenskalierung dargestellt.

Die mittlere Differenz zwischen  $MET_{MMX}$  und  $MET_{HF}$  liegt bei -15,3 % (95 % CI:  $\pm 3,03$  %), das heißt, die herzfrequenzbasierte Energieumsatzbestimmung weist eine systematische Überschätzung von etwa 15 % auf. Die 95-%-Übereinstimmungsgrenzen reichen von 28,0 % Überschätzung bis 58,6 % Unterschätzung (95 % CI:  $\pm 5,49$  %). Auch in dieser Darstellung wird deutlich, dass die  $MET_{HF}$  vor allem in den weniger intensiven Bereichen von der Referenz abweichen, wobei hier die Überschätzungen am meisten ins Gewicht fallen.

Abbildung 50:  
Bland-Altman-Plots für den Vergleich zwischen  $MET_{MMX}$  und den MET-Abschätzungen aller untersuchten Methoden



Anmerkung: Mean = Mittelwert der relativen MET-Differenzen; Übereinstimmungsgrenzen = Mean  $\pm$  1,96 SD; Angabe von Mean und Übereinstimmungsgrenzen mit den jeweiligen Konfidenzintervallen; die Akzeptanzgrenzen wurden bei  $\pm$  10 % (SE, Systematic Error) und  $\pm$  30 % (TE, Total Error) gesetzt.

Die Differenzen zwischen  $MET_{MMX}$  und  $MET_{AM}$  liegen im Mittel genau auf der Nulllinie, jedoch mit einem Konfidenzintervall von  $\pm 6,37\%$ . Der Bereich, in dem 95 % der Abweichungen liegen, reicht von 86,6 bis -86,6 % (95 % CI:  $\pm 10,95\%$ ). Erneut ist zu erkennen, dass die Energieumsatzvorhersage des AiperMotions bei allen Aktivitätsintensitäten von der Kriteriumsmessung abweicht.

Im Vergleich zum Bland-Altman-Plot der CUELA-MET fällt auf, dass sowohl für die  $MET_{AM}$  als auch die  $MET_{HF}$  der 95%-Übereinstimmungsbereich deutlich breiter ist. Für die Herzfrequenz-Vorhersage ist dieser Bereich über 2,5-mal größer als der 95%-Übereinstimmungsbereich der CUELA-Vorhersage; von der AiperMotion-Vorhersage wird er sogar um mehr als das Fünffache übertroffen.

Auch hier wurden die Akzeptanzgrenzen der Vorhersageabweichung für SE ( $\pm 10\%$ ) und TE ( $\pm 30\%$ ) eingetragen. Für die  $MET_{AM}$  befindet sich zwar das 95%-Konfidenzintervall der mittleren Abweichung innerhalb der SE-Fehlergrenzen, die Übereinstimmungsgrenzen inklusive der Vertrauensintervalle über- bzw. unterschreiten die Akzeptanzgrenze von  $\pm 30\%$  um mehr als das Dreifache. Bei den Herzfrequenz-MET liegt der Bias einschließlich des 95%-Konfidenzintervalls außerhalb der Akzeptanzgrenzen von  $\pm 10\%$ . Auch die TE-Fehlergrenzen werden von den  $MET_{HF}$  nicht eingehalten. Während das Vertrauensintervall der oberen Übereinstimmungsgrenze nur knapp aus dem akzeptierbaren Fehlerbereich herausragt, wird die untere Grenze um etwa das Doppelte unterschritten.

#### *Unterschiede in der Vorhersagegüte der untersuchten Verfahren*

Die Unterschiedsprüfung hinsichtlich der Anpassungsgüte von  $MET_{CA}$ ,  $MET_{HF}$  und  $MET_{AM}$  für die Tätigkeitsmittelwerte des %RMSE lieferte signifikante Ergebnisse. Die CUELA-Vorhersage unterscheidet sich hoch signifikant von der AiperMotion-Vorhersage ( $p \leq 0,001$ ) und sehr signifikant von der Herzfrequenz-Vorhersage ( $p \leq 0,01$ ), während der Unterschied zwischen  $MET_{HF}$  und  $MET_{AM}$  auf dem 0,05%-Niveau signifikant ist.

Der CUELA-Ansatz unterscheidet sich ebenfalls hoch signifikant vom Herzfrequenz-Ansatz hinsichtlich der Personenmittelwerte des %RMSE ( $p \leq 0,001$ ). Die %RMSE-Personenmittelwerte des AiperMotion-Ansatzes konnten nicht zur Unterschiedsprüfung mittels t-Test herangezogen werden, da keine Normalverteilung vorlag.

### **4.3.3 Diskussion**

Gemäß den Untersuchungsfragen 1.1 und 1.2 (siehe Seite 77) stand zunächst der Vergleich zwischen der Energieumsatzbestimmung des ersten CUELA-Ansatzes (Vorhersage über Aktivitätstyp und PAI) und des zweiten CUELA-Ansatzes (Vorhersage über Aktivitätstyp, PAI und Personenmerkmale) an. Bei Betrachtung der mittleren MET je Aktivitätskategorie (vgl. Tabelle 14, Seite 82) findet man nur geringe Unterschiede zwischen beiden Ansätzen. Die Tatsache, dass bei *ruhigem Sitzen* und *Stehen* sowie *Treppe runter gehen* die Standardabweichungen für die  $MET_{CA2}$  höher ausfallen, ist wohl damit zu begründen, dass hier die Einbindung der personenbezogenen Faktoren zu einer stärkeren interindividuellen Streuung führt. Die erhöhten Standardabweichungen liegen tendenziell auch näher an den Standardabweichungen der  $MET_{MMX}$ . Die Unterschiedsprüfung ergab, dass sich die Vorhersagegüte beider CUELA-Ansätze sowohl bei Betrachtung der Tätigkeitsmittelwerte als auch der Personenmittelwerte signifikant voneinander unterscheidet. Da die %RMSE-Werte des zweiten Ansatzes insgesamt niedriger waren, kann – wie angesichts der Kalibrierungsergebnisse zu vermuten war – festgehalten werden, dass die zusätzliche Berücksichtigung von Personenmerkmalen zu einer genaueren Energieumsatzbestimmung führt. Somit stand fest, dass die Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems zukünftig über den zweiten Ansatz vorgenommen wird.

Bei Prüfung auf Zusammenhang (vgl. Untersuchungsfrage 1.3, Seite 77) zeigten sich für alle Personen sehr hohe und hoch signifikante Zusammenhänge zwischen den über den „favorisierten“ CUELA-Ansatz bestimmten MET und den MetaMax-MET. Dass man beim Vergleich zweier Methoden, die dasselbe zu messen beabsichtigen, auf einen Zusammenhang stößt, ist von vornherein höchst wahrscheinlich und somit auch einer der Kritikpunkte zur Verwendung von Korrelationskoeffizienten in Methodenvergleich-Studien [110; 111]. Da die Güte anderer Methoden jedoch häufig in Korrelationskoeffizienten angegeben wird (vgl. Abschnitt 2.2), wurde zur besseren Vergleichbarkeit diese Darstellungsform zusätzlich zu den Bland-Altman-Plots gewählt. Aufgrund der guten Ergebnisse aus der Kalibrierungsstudie war zudem von einem hohen Zusammenhang zwischen  $MET_{CA}$  und  $MET_{MMX}$  auszugehen. Da die Kalibrierungsstudie jedoch mit einer vergleichsweise kleinen Stichprobe ( $n = 8$ ) durchgeführt wurde, ist es umso erfreulicher, dass sich auch für die unabhängige Validierungsstichprobe derart hohe Korrelationen gezeigt haben.

Die grafische Gegenüberstellung nach dem Bland-Altman-Verfahren ergab, dass die Abweichungen zwischen den  $MET_{MMX}$  und den  $MET_{CA}$  innerhalb der *a priori* festgelegten Fehlergrenzen liegen. Folglich kann die erste Hauptuntersuchungsfrage damit beantwortet werden, dass mit dem CUELA-Activity-System eine valide Bestimmung des Energieumsatzes für die untersuchten Tätigkeiten vorgenommen werden kann.

Die zweite Hauptuntersuchungsfrage zielte darauf ab, wie die Energieumsatzbestimmung mit CUELA im Vergleich zu herkömmlichen Feldmethoden zu bewerten ist. Bereits in der deskriptiven Gegenüberstellung war zu sehen, dass die CUELA-MET insgesamt deutlich näher an den MetaMax-MET lagen als die beiden Vergleichsmethoden.

Die MET-Abschätzung über Herzfrequenz lieferte zwar für die Fortbewegungsaktivitäten gute Ergebnisse, bei den Tätigkeiten im Sitzen und Stehen gab es jedoch deutliche Überschätzungen. Dies verdeutlicht, dass das Verfahren von *Strath et al.* [35], das die persönlichen Faktoren Alter und Fitness berücksichtigt, interindividuelle Unterschiede bei intensiveren Belastungen gut kompensieren kann. Das Problem der Nicht-Linearität zwischen Herzfrequenz und Energiebedarf bei niedrig-intensiven Aktivitäten (vgl. Abschnitt 2.2.2.4) ist mit diesem Verfahren anscheinend nur bedingt lösbar. Die Auswirkung der in Abschnitt 2.2.4.2 aufgeführten Störgrößen auf die herzfrequenzbasierte MET-Abschätzung kommt auch durch die – im Vergleich zu den  $MET_{MMX}$  – erhöhten Standardabweichungen zum Ausdruck.

Die MET-Abschätzung mittels AiperMotion lieferte für alle untersuchten Tätigkeiten hohe Abweichungen. Neben den teilweise erheblichen Unter- und Überschätzungen der Gruppenmittelwerte je Aktivitätskategorie fallen auch die hohen Standardabweichungen auf. Die größten Abweichungen in beide Richtungen traten im Stehen auf. Die Überschätzungen im Stehen sind möglicherweise damit zu erklären, dass der AiperMotion bei einigen Personen die dynamischen Tätigkeiten als *Gehen* klassifiziert und somit die Bewegungsintensität überschätzt wird. Das erklärt jedoch nicht die Überschätzungen für *Stehen ruhig*. Die Unterschätzungen rühren vermutlich daher, dass nur die Bewegung der Hüfte erfasst wird und auch der Energiemehrbedarf im Vergleich zu *Sitzen* nicht reflektiert wird. Die hohen Unterschätzungen bei *Treppe hoch gehen* waren zu erwarten, da das Gerät hier nur *Gehen* erkennt und somit den Mehrbedarf nicht detektieren kann. Ebenso können die Unterschätzung bei den dynamischen Tätigkeiten im Sitzen damit erklärt werden, dass die Armaktivität nicht erfasst wird; für *Sitzen ruhig* gilt dies jedoch nicht. Unklar ist auch, wie es zu den Überschätzungen während *Gehen* und *Treppe runter gehen* kommt.

Die Ergebnisse der Prüfung auf Zusammenhang bzw. Übereinstimmung mit dem Kriterium (vgl. Untersuchungsfragen 2.1 und 2.2) decken sich mit diesen deskriptiven Feststellungen:

Für jede Versuchsperson wurden für die  $MET_{HF}$  sehr hohe und hoch signifikante Korrelationen gefunden. Die Schwächen der Herzfrequenz-Vorhersage bei niedrig intensiven Tätig-

keiten wurden bei diesem Test somit von den guten Vorhersagen bei den Fortbewegungsaktivitäten aufgefangen. Die Übereinstimmungsanalyse mittels Bland-Altman-Plots offenbart jedoch die z. T. sehr großen Abweichungen der einzelnen Messwertpaare. Dies verdeutlicht, dass ein hoher Zusammenhang zwischen zwei Methoden nicht zwangsläufig eine gute Übereinstimmung sicherstellt.

Die Korrelationen zwischen  $MET_{AM}$  und  $MET_{MMX}$  liegen im Durchschnitt im mittleren Bereich, wobei die individuellen Werte sehr uneinheitlich ausfallen (niedrige bis hohe Zusammenhänge; keine bis hohe Signifikanzen). Beachtlich erscheint, dass für Versuchsperson 9, die den mit Abstand größten mittleren RMSE-Wert ( $> 180\%$ ) erreicht, ein signifikanter Zusammenhang gefunden wurde. Wie auch der zugehörige Scatterplot erkennen lässt, kommt es bei dieser Person bei den meisten Tätigkeiten zu erheblichen, aber relativ konstanten Überschätzungen der AiperMotion-MET, sodass die Korrelation zwar signifikant wird, aber eine Übereinstimmung nicht gegeben ist. Der Bland-Altman-Plot demonstriert hier erneut, dass der gefundene mittlere Zusammenhang bei Betrachtung der einzelnen Messwertdifferenzen kritisch hinterfragt werden muss. Die 95%-Übereinstimmungsgrenzen reichen von  $-86,6$  bis  $+86,6\%$ , was auf enorme Vorhersagefehler schließen lässt. Zwar liegen die Differenzen im Mittel genau bei Null, was jedoch nur bedeutet, dass sich die Über- und Unterschätzungen gegenseitig aufheben. Bei bloßer Betrachtung des Bias könnte somit fälschlicherweise eine Übereinstimmung beider Methoden angenommen werden.

Sowohl die Abweichungen der MET-Abschätzung mittels Herzfrequenz als auch mittels AiperMotion übersteigen die für die CUELA-Vorhersage festgesetzten maximal akzeptablen Abweichungen. Bei Anlegen der gleichen Kriterien kann folglich nicht von einer Übereinstimmung zwischen dem „Goldstandard“ und der herzfrequenzbasierten bzw. der AiperMotion-Methode zur Energieumsatzbestimmung ausgegangen werden.

Im Rahmen der Untersuchungsfragen 2.3 und 2.4 wurden die drei angewendeten Methoden im Hinblick auf Unterschiede in ihrer Vorhersagegüte (relativer RMSE) überprüft:

Für die gemittelten %RMSE-Werte je Tätigkeit unterschieden sich die  $MET_{CA}$  höchst signifikant von den  $MET_{AM}$  und hoch signifikant von den  $MET_{HF}$  sowie die  $MET_{HF}$  signifikant von den  $MET_{AM}$ . Diese Ergebnisse spiegeln wider, dass die CUELA-MET bei allen Tätigkeiten gleich bleibend niedrige Fehlermaße aufweisen ( $\emptyset$  RMSE 5 bis 15 %, vgl. Abbildung 43, Seite 85), während bei den AiperMotion-MET durchweg höhere Fehler zu finden sind ( $\emptyset$  RMSE 25 bis 70 %) und die Herzfrequenz-MET zwar bei den Fortbewegungsaktivitäten gute Vorhersagen ( $\emptyset$  RMSE  $< 20\%$ ) aber im Sitzen und Stehen fehlerbehaftete Vorhersagen ( $\emptyset$  RMSE 20 bis 70%) liefern.

Vergleichbare %RMSE-Mittelwerte sind zudem für die einzelnen Versuchspersonen zu finden. Während der Fehler der CUELA-MET konstant klein bleibt ( $\emptyset$  RMSE  $< 20\%$ ), zeigen sich bei den  $MET_{AM}$  und  $MET_{HF}$  größere Fehlermaße. Der mittlere RMSE liegt hier für jede Person jeweils zwischen 20 und 70 %, außer für die AiperMotion-Vorhersage bei Versuchsperson 9; hier ist ein mittlerer Fehler von sogar 180 % zu verzeichnen. Auch für die Personenmittelwerte zeigten sich hoch signifikante Unterschiede in der Vorhersagegüte zwischen  $MET_{CA}$  und  $MET_{HF}$ . Die AiperMotion-Werte konnten nicht zur Unterschiedsprüfung mittels t-Test herangezogen werden, da – vermutlich aufgrund des starken Ausreißers – keine Normalverteilung vorlag.

Bezüglich des angewendeten Fehlermaßes kann festgehalten werden, dass es sich bei dem relativen RMSE um ein sehr strenges Prüfmaß handelt. Dieses Fehlermaß ermöglicht zwar keine Unterscheidung, ob die Vorhersage über- oder unterschätzt, dafür werden, im Vergleich zu den relativen mittleren Differenzen, Abweichungen zum Kriterium stärker gewichtet. Durch das Quadrieren fallen zudem Aufhebungen zwischen Über- und Unterschätzungen weg. Dies wird beispielsweise sehr deutlich bei den Herzfrequenz-MET für *Sitzen ruhig* und

*Treppe runter* oder den AiperMotion-MET für *Stehen und Sortieren* und *Gehen schnell*: Während die relativen Differenz zunächst eine niedrige Abweichung suggerieren, weist der %RMSE hier deutlich höhere Werte auf.

Zur Beantwortung der zweiten Hauptuntersuchungsfrage können somit die %RMSE-Werte sowie die Bland-Altman-Plots der untersuchten Methoden verglichen werden. Die %RMSE-Werte demonstrieren eine klare Überlegenheit der  $MET_{CA}$  gegenüber den  $MET_{HF}$  und  $MET_{AM}$  im Hinblick auf die Vorhersagegenauigkeit. Das Fehlermaß der beiden Vergleichsmethoden übersteigt die CUELA-Werte zumeist um ein Vielfaches. Die Unterschiede konnten zudem als statistisch bedeutsam eingeordnet werden. Ebenso zeigen die Bland-Altman-Plots, dass die Abweichungen zwischen den CUELA-MET und den MetaMax-MET deutlich geringer ausfallen als die Abweichungen zwischen den Herzfrequenz-MET bzw. den AiperMotion-MET und den MetaMax-MET. Bei Ansetzen einer maximal tolerierbaren Fehlergrenze von  $\pm 30\%$  liegen die Abweichungen der  $MET_{CA}$  im akzeptablen Bereich, während diese Grenzen von den  $MET_{HF}$  knapp überstiegen bzw. um das Doppelte unterschritten sowie von den  $MET_{AM}$  sogar um das Dreifache überstiegen bzw. unterschritten werden. Die Energieumsatzabschätzung des CUELA-Activity-Systems stimmt folglich im Vergleich zu den herkömmlichen Feldmethoden am deutlichsten mit der Referenzmethode überein und ist somit als am genauesten zu bewerten.

#### 4.4 Überprüfung der automatischen Aktivitätserkennung des CUELA-Activity-Systems

Um die Klassifizierungsgenauigkeit der automatischen Aktivitätserkennung des CUELA-Activity-Systems zu überprüfen, wurden die Messdaten aus der vorangegangenen Untersuchung (Abschnitt 4.3) herangezogen.

##### 4.4.1 Methode

###### 4.4.1.1 Datenerfassung

Da die Validierung der Aktivitätserkennung und der Energieumsatzbestimmung anhand derselben Messungen vorgenommen wurde, entspricht das experimentelle Protokoll dem aus Abschnitt 4.3.1.

###### 4.4.1.2 Datenverarbeitung

Um einen genauen Vergleich zwischen den anhand des Videos klassifizierten Tätigkeiten und den vom Erkennungsalgorithmus detektierten Aktivitäten vorzunehmen, wurde wie folgt vorgegangen: Für die Dokumentation des Videos wurde in der Auswertungssoftware WIDAAN ein neuer Kanal erstellt. Dieser Kanal wurde „Video“ genannt und alle Werte zunächst auf Null gesetzt. Mithilfe des synchron in die Software eingebundenen Videos wurden für die gesamte Messung jeweils Aktivitätsintervalle gesetzt. Dabei wurde zwischen *Sitzen*, *Stehen*, *Gehen*, *Treppe runter* und *Treppe hoch* unterschieden. Die Intervalle wurden dann auf den entsprechenden internen Schlüssel des Erkennungscode gesetzt (z. B. „1“ für *Gehen* oder „4“ für *Stehen*). Zur Gegenüberstellung wurden dann die Kanäle „Video“ und „Automatische Erkennung“ nach Excel exportiert. Für die Gegenüberstellung wurde eine sekundengenaue Auflösung festgelegt, da eine höhere Auflösung für die Videoauswertung nicht praktikabel erschien. Für den Datenexport wurde jedoch zunächst eine Auflösung von 10 Hz gewählt, da innerhalb einer Sekunde durchaus ein Aktivitätswechsel stattfinden kann und bei einem WIDAAN-Export mit 1 Hz nur der letzte Wert eines 1-s-Intervalls angegeben

wird. Dieser Wert wäre somit nicht zwangsläufig repräsentativ für das betrachtete Intervall. Um die repräsentative Tätigkeit für jedes 1-s-Intervall zu ermitteln, wurde jeweils der Median über zehn Werte bestimmt. Intervalle, bei denen zwei verschiedene Tätigkeiten genau zur Hälfte vertreten waren, wurden aus der Auswertung ausgeschlossen. Für die übrigen 1-s-Intervalle wurde nun der Soll-Ist-Vergleich (Video vs. Automatische Erkennung) vorgenommen. Ein Intervall galt als korrekt klassifiziert, wenn der Wert der automatischen Erkennung mit dem der Videoklassifizierung übereinstimmte.

#### 4.4.2 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Übereinstimmungsüberprüfung sind in Tabelle 16 dargestellt. Insgesamt wurden 29 349 1-s-Intervalle untersucht, das entspricht etwa den Messdaten über eine Dauer von 489 min bzw. mehr als 8 h. Die meisten Zeitanteile entfallen auf *Sitzen*, *Stehen* und *Gehen*. Diese Aktivitätskategorien machen fast 95 % der gesamten Messungen aus, wobei sie untereinander etwa gleich verteilt sind. *Treppe runter* und *Treppe hoch* machen jeweils nur 2 bis 3 % der gesamten Zeit aus. Betrachtet man die Anzahl der Tätigkeitsintervalle, so sind die Treppenintervalle jedoch deutlich stärker vertreten. Am häufigsten kommen Geh-Intervalle vor; sie machen mit über 500 Intervallen fast die Hälfte aller Intervalle aus. Trotz des hohen Zeitanteils für *Sitzen* gibt es nur zwölf Sitz-Intervalle. Gemäß dem Aktivitätsprotokoll wurden alle sitzenden Tätigkeiten hintereinander ausgeführt, wodurch jede Versuchsperson genau einmal sitzt.

Tabelle 16:  
Ergebnisse der Überprüfung der automatischen Aktivitätserkennung

Aktivität	Anzahl 1-s-Intervalle	Relatives Vorkommen in %	Anzahl Aktivitäts-Intervalle	Richtig klassifizierte 1-s-Intervalle (absolut)	Richtig klassifizierte 1-s-Intervalle (relativ) in %
Sitzen	9 618	32,77	12	9 614	99,96
Stehen	8 877	30,25	307	8 773	98,83
Gehen	9 222	31,42	505	9 067	98,32
Treppe runter	726	2,47	136	694	95,59
Treppe hoch	906	3,09	136	888	98,01
<b>Gesamt</b>	<b>29 349</b>	<b>100</b>	<b>1 096</b>	<b>29 036</b>	<b>98,93</b>

Insgesamt wurden 29 036 der untersuchten 1-s-Intervalle von der automatischen Aktivitätserkennung korrekt klassifiziert. Das entspricht einer Quote von annähernd 99 %. Hierbei wurde *Sitzen* zu fast 100 % richtig erkannt. Die niedrigste Quote wurde mit 95,59 % für *Treppe runter* erreicht. Die Matrix in Tabelle 17 liefert zusätzlich die Information, auf welche Aktivitäten jeweils die Fehlklassifizierungen entfallen. Die einzelnen Fehlerquoten liegen meistens deutlich unter 1 %. Fehlerquoten knapp über 1 % gab es, weil statt *Stehen* und *Treppe hoch* fälschlicherweise *Gehen* und statt *Gehen* fälschlicherweise *Stehen* erkannt wurde. Die höchste Fehlerquote gab es bei der automatischen Erkennung von *Treppe runter gehen*; hier wurde in 4,41 % der Fälle stattdessen *Gehen* erkannt.

Um einen interindividuellen Vergleich der Erkennungsgenauigkeit zu ermöglichen, sind in Tabelle 18 die Gesamtquoten der Übereinstimmung für alle zwölf Versuchspersonen angegeben. Die individuellen Übereinstimmungsquoten über alle Tätigkeiten rangieren zwischen 97,77 und 99,45 %.

Tabelle 17:  
Übereinstimmungsmatrix zwischen Videoklassifizierung und automatischer Aktivitätserkennung

		Automatische Erkennung				
		Sitzen	Stehen	Gehen	Treppe runter	Treppe hoch
Video	Sitzen	99,96 %	0,04 %	0 %	0 %	0 %
	Stehen	0,08 %	98,83 %	1,06 %	0,02 %	0,01 %
	Gehen	0 %	1,12 %	98,32 %	0,33 %	0,24 %
	Treppe runter	0 %	0 %	4,41 %	95,59 %	0 %
	Treppe hoch	0 %	0,33 %	1,55 %	0,11 %	98,01 %

Tabelle 18:  
Übereinstimmungsquote zwischen Videoklassifizierung und automatischer Aktivitätserkennung für jede Versuchsperson

VP01	VP02	VP03	VP04	VP05	VP06	VP07	VP08	VP09	VP10	VP11	VP12
99,21	97,77	99,36	99,41	98,84	99,30	99,30	98,69	98,24	98,62	99,45	98,88

#### 4.4.3 Diskussion

Der Vergleich zwischen den über Video klassifizierten Tätigkeiten und den automatisch identifizierten Aktivitäten lieferte sehr hohe Übereinstimmungsquoten. Je nach Aktivitätskategorie wurden Erkennungsgenauigkeiten von 95,59 (*Treppe runter*) bis 99,96 % (*Sitzen*) erreicht, wobei insgesamt 98,93 % aller untersuchten 1-s-Intervalle korrekt erkannt wurden. Dies bedeutet eine sehr geringe Fehlerquote von etwa 1 %. Ausnahmslos alle beobachteten Fehlklassifizierungen treten entweder beim Übergang zwischen zwei verschiedenen Tätigkeiten oder bei sehr kurzen Aktivitätssequenzen (< 2 s) auf.

Fehler bei Aktivitätsübergängen entstehen zwangsläufig, da nicht eindeutig festzulegen ist, wann eine Tätigkeit beendet ist und eine neue beginnt. Schon geringfügige Verschiebungen im Bereich von Sekundenbruchteilen können dazu führen, dass bei der Medianbildung ein Unterschied zwischen Beobachter- und Software-Klassifizierung entsteht. Dieses Problem tritt bei allen vorkommenden Aktivitätsübergängen auf:

- Beim Hinsetzen bzw. Aufstehen aus dem Sitzen kam es zu minimalen Verschiebungen bei der Intervallsetzung für *Stehen* und *Sitzen*, wodurch in ganz wenigen Fällen Fehlklassifizierungen ausgelöst wurden. Insgesamt ist die Erkennungsgenauigkeit für Sitzen deswegen so hoch, weil alle Personen im Durchschnitt zwar etwa 13 min gesessen haben, sich jedoch nur einmal hingesetzt haben bzw. nur einmal aufgestanden sind.
- Am häufigsten kamen Übergänge zwischen *Stehen* und *Gehen* vor. Die Summe der Steh- und Geh-Intervalle macht mit ca. 800 über zwei Drittel aller Intervalle aus. Hierbei ist es besonders schwierig zu entscheiden, welcher Bereich bei Übergängen noch zu *Stehen* bzw. schon zu *Gehen* zu rechnen ist. Insbesondere bei *langsamem Gehen* und bei ständigem Wechsel zwischen *Stehen* und *Gehen* (z. B. bei den Bürotätigkeiten im Stehen) sind vermeintliche Klassifizierungsfehler somit unvermeidbar. Insbesondere vor diesem Hintergrund sind die erzielten Übereinstimmungen von 98,83 und 98,32 % als sehr hoch einzustufen.
- Ein permanenter Tätigkeitswechsel war ebenfalls beim *Treppen steigen* zu beobachten. Jeder Treppenabschnitt wurde von wenigen Schritten auf dem Treppenabsatz eingeschlossen. Somit waren die Übergänge zwischen *Treppe runter* bzw. *Treppe hoch* und

*Gehen* zwangsläufig eine der Hauptursachen für Nicht-Übereinstimmungen, ohne dass es sich um echte Klassifizierungsfehler handelt. Dass die automatische Erkennung von *Treppen steigen* bei der Überprüfung die niedrigsten Quoten erreicht hat, bedeutet nicht, dass die Treppenerkennung schlechter funktioniert als die Erkennung von Sitzen, Stehen oder Gehen. Hierfür ist die Tatsache verantwortlich, dass in einem Treppenhaus üblicherweise innerhalb weniger Sekunden ständig zwischen Stufen und Ebenen gewechselt wird. In den untersuchten Messungen dauerte kein Treppen-Intervall länger als 5 bis 7 s, wobei die Intervalle bei *Treppe runter* noch einmal kürzer waren als die bei *Treppe hoch*, da treppab schneller gegangen wurde. Darin liegt vermutlich auch die höhere Fehlklassifizierungsquote für *Treppe runter* begründet.

Schwierigkeiten mit sehr kurzen Aktivitätssequenzen gab es insbesondere während der dynamischen Aktivitäten im Stehen. Hierbei wurden häufig nur einzelne Schritte gemacht, die in einigen Fällen entweder vom Videobeobachter als *Gehen* eingestuft wurden, während der Erkennungsalgorithmus die Tätigkeit als *Stehen* klassifizierte oder umgekehrt. Auch bei kurzen Unterbrechungen während *Gehen*, z. B. beim Öffnen von Flurtüren, trat dieses Problem auf.

Bei näherer Betrachtung der vermeintlichen Fehlklassifizierungen fällt auf, dass diese nicht auf eine Fehlfunktion der automatischen Aktivitätserkennung zurückzuführen sind. Sie sind vielmehr abhängig vom Gültigkeitsbereich der einzelnen Körperhaltungen und Tätigkeiten sowie deren jeweiliger Dauer und werden somit stark von den Klassifizierungsentscheidungen des Beobachters beeinflusst.

Für diese Auswertung wurde nur zwischen den Basis-Kategorien *Sitzen*, *Stehen*, *Gehen*, *Treppe runter* und *Treppe hoch* unterschieden. Auf die Überprüfung der Klassifizierungsgenauigkeit für differenziertere Aktivitäten, wie z. B. *Stehen mit gebeugten Beinen*, *Stehen mit Oberkörperaktivität* oder *Sitzen mit seitlich geneigtem Oberkörper* wurde verzichtet, da die eindeutige Ermittlung derartiger Haltungen und Tätigkeiten mittels einfacher Videoaufzeichnung schwierig ist. Die subjektive Aktivitätsklassifizierung via Video ist für derart differenzierte Tätigkeiten kein geeignetes Kriterium. Hierzu müssen Verfahren herangezogen werden, die eine objektive Winkel- oder Aktivitätsbestimmung ermöglichen. Da die Bewegungssensoren des CUELA-Activity-Systems verlässliche Angaben zu Körperwinkeln und der Bewegungsintensität von Körpersegmenten liefern, wird angenommen, dass, wenn die Basisaktivitäten valide erkannt werden können, eine weitere Differenzierung ebenfalls verlässlich ist.

Die von der Software ebenfalls identifizierbaren Körperhaltungen *Liegen*, *Knien*, *Hocken* und *Sitzen auf dem Boden* kamen in den zur Auswertung herangezogenen Messungen nicht vor, da hier typische Bürotätigkeiten ausgeübt wurden. Die automatische Erkennung der Körperhaltungen hat sich in vorherigen Untersuchungen bereits als sehr genau und verlässlich herausgestellt [100]. Die aktuelle Studie zielte vor allem auf die Überprüfung der neu hinzugekommenen Treppenerkennung ab. Zudem sollten die Erkennungsgenauigkeit der Tätigkeiten in natürlichem Vorkommen, z. B. bei der Büroarbeit, beurteilt werden.

Insgesamt hat die Übereinstimmungsprüfung ergeben, dass die automatische Aktivitätserkennung des CUELA-Activity-Systems sehr gut funktioniert. Eine sekundengenaue Analyse von über acht Stunden Datenmaterial von zwölf verschiedenen Personen liefert eine Übereinstimmung von 99 %. Der interindividuelle Vergleich der Erkennungsleistung bestätigt, dass die hohe Klassifizierungsgenauigkeit gleichermaßen für alle untersuchten Personen gilt und demnach auch für weitere Individuen anzunehmen ist.

## 4.5 Übergreifende Diskussion

Die Validierungsergebnisse belegen, dass sich das CUELA-Activity-System zur genauen Bestimmung des Energieumsatzes und zur korrekten Klassifizierung von Tätigkeiten eignet. Nachstehend erfolgt eine Einordnung der erzielten Ergebnisse in den Kontext der Messgenauigkeiten, die von anderen Verfahren aus der Aktivitätsforschung bekannt sind.

Für den Feldeinsatz geeignete Methoden zur Energieumsatzbestimmung erzielten unter Laborbedingungen auf Gruppenniveau Fehlerquoten zwischen 10 und 30 % (vgl. Tabelle 1, Seite 30). Für die Energieumsatzbestimmung mit dem CUELA-Activity-System wurde im Gruppenmittel eine Abweichung von lediglich 2,2 % gefunden. Die Aussagekraft dieser Fehlerquoten sollte jedoch prinzipiell kritisch betrachtet werden:

- Methoden, die sowohl über- als auch unterschätzen, weisen deutliche niedrigere mittlere Fehler auf als Methoden, die konsequent nur in eine Richtung abweichen, da sich die Differenzen teilweise oder ganz aufheben.
- Oftmals ist in der Literatur nicht angegeben, in welcher Reihenfolge die Berechnung vorgenommen wurde: Wurden zuerst die Differenzen bestimmt und dann gemittelt oder umgekehrt? Die daraus resultierenden Unterschiede machen sich umso stärker bemerkbar, je größer die einzelnen (unidirektionalen) Abweichungen sind.
- Die Höhe der Fehlerquoten ist zudem davon abhängig, worauf sie sich beziehen. Üblicherweise erfolgt eine Relativierung auf die Referenzmethode. Beim Bland-Altman-Verfahren werden jedoch die Abweichungen auf den Mittelwert beider Messergebnisse relativiert, da auch der „Goldstandard“ mit Messfehlern behaftet ist und der Mittelwert somit die beste Schätzung des unbekanntem wahren Wertes darstellt [123]. Auch hier gilt: Je geringer die Differenz zwischen beiden Methoden ist, desto weniger wirkt sich aus, worauf sie bezogen wird.

Somit sind Fehlerquoten aus verschiedenen Untersuchungen nur bedingt miteinander vergleichbar. Eine bessere Vergleichbarkeit ist gewährleistet, wenn als Fehlermaß der RMSE (absolut oder relativ) angegeben wird. In der Statistik gilt der RMSE als Standardmaß zur Beurteilung der Vorhersagegüte von Regressionsmodellen. Es lagen jedoch keine Studien vor, in denen der RMSE zur Beurteilung der Genauigkeit von Methoden der Energieumsatzabschätzung herangezogen wurde. Daher war ein Vergleich der CUELA-Vorhersagegüte mit Werten aus der Literatur nicht möglich. Um dennoch Referenzwerte von anderen Methoden zu bekommen, wurden in der Validierungsstudie zusätzlich zwei herkömmliche Verfahren zur Energieumsatzbestimmung untersucht. Dieser Vergleich ergab, dass die CUELA-Methode deutlich niedrigere RMSE-Werte und somit eine deutlich genauere Vorhersage des Energieumsatzes liefert, als die Abschätzung des Energieumsatzes über die Herzfrequenz bzw. über einen einfachen Aktivitätssensor.

Diese Ergebnisse finden sich bestätigt, wenn man die für die CUELA-Abschätzung gefundenen Korrelationskoeffizienten mit Werten aus der Literatur vergleicht. Ein ähnlich hoher Korrelationskoeffizient wird nur für die Umsatzabschätzung des IDEEA berichtet. Das IDEEA wurde jedoch nur für verschiedene statische Haltungen und Fortbewegung auf dem Laufband untersucht. Auch für das Actiheart liegen nur Korrelationskoeffizienten für Ruhe und Laufbandaktivitäten aus verschiedenen Studien vor. Diese reichen von 0,72 bis 0,92 und weichen somit z. T. deutlich von CUELA ab. Auch für das rein auf Herzfrequenz basierende HF-Flex-Verfahren wurden im Mittel niedrigere Korrelationen gefunden ( $R = 0,54$  bis  $0,98$ ), ebenso wie für das Verfahren nach *Strath et al.* [35] ( $R = 0,87$ ). Dieses Verfahren lieferte in unserer Untersuchung sogar noch höhere Werte ( $R = 0,97 \pm 0,02$ ). Auch bei der vergleichenden Betrachtung der Korrelationskoeffizienten zeigt sich somit, dass die CUELA-Methode den anderen Methoden überlegen ist. Ähnlich wie bei den mittleren Fehlerquoten

gibt es jedoch auch hier Einschränkungen hinsichtlich der Vergleichbarkeit von in unterschiedlichen Studien ermittelten Korrelationskoeffizienten.

Obgleich in vielen Methodenvergleich-Studien Korrelationen gerechnet werden, ist der Korrelationskoeffizient zudem nicht geeignet, um die Übereinstimmung mit der Referenzmethode anzugeben. Eine grafische Übereinstimmungsprüfung kann anhand des Bland-Altman-Verfahrens vorgenommen werden. Da auch hierzu keine vergleichbaren Analysen aus der Literatur vorlagen, musste wiederum auf die selbst ermittelte Referenz zurückgegriffen werden. Hier ergab sich eine deutlich höhere Übereinstimmung mit dem „Goldstandard“ für die CUELA-Vorhersage im Vergleich zur Herzfrequenz- bzw. AiperMotion-Vorhersage.

Ebenso zeigte das CUELA-Activity-System bei der automatischen Aktivitätserkennung Klassifizierungsgenauigkeiten, die nur von wenigen der bestehenden Systeme erreicht werden (vgl. Tabelle 1, Seite 30). In Anbetracht der Tatsache, dass bei einem Vergleich mit subjektiver videogestützter Aktivitätsklassifizierung eine 100%ige Übereinstimmung kaum zu erreichen ist, scheint die erzielte Fehlerquote von etwa 1 % das bestmögliche Ergebnis zu sein. Besonders positiv ist, dass auch die Erkennung von *Treppe hoch* und *Treppe runter* so gut funktioniert, da hier in anderen Studien häufig von Schwierigkeiten berichtet wurde (z. B. [68]). Mit Hinblick auf die geplante Anwendung des CUELA-Activity-Systems an Büroarbeitsplätzen beschränkte sich die Überprüfung der Erkennungsgenauigkeit (und auch der Energieumsatzbestimmung) in der vorliegenden Arbeit auf Tätigkeiten, die üblicherweise im Büro vorkommen. Eine Validierung der Auswertungsfunktionen für die übrigen Tätigkeiten (z. B. Radfahren) ist für die Zukunft geplant.

Um sicherzugehen, dass die Aktivitätserkennung und die Energieumsatzbestimmung des CUELA-Activity-Systems auch unter nicht kontrollierten Bedingungen über längere Zeiträume genau funktionieren, kann noch eine Langzeit-Validierung im Feld vorgenommen werden. Problematisch hierbei ist jedoch das erforderliche Tragen eines mobilen Spirometrieegeräts über mehrere Stunden für die Validierung der Energieumsatzbestimmung. Bereits in den relativ kurzen Messungen (< 1 h) empfanden die Probanden die Maske als unangenehm und fühlten sich dadurch eingeschränkt, dass sie nicht reden konnten. Aufgrund der sehr guten Ergebnisse aus der Laborstudie ist eine starke Abweichung der Vorhersagegenauigkeit im Feld eher unwahrscheinlich.

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

Die genaue Messung physischer Aktivität ist in der Forschung von großer Bedeutung, um die Dosis-Wirkungs-Beziehung von Bewegung und Gesundheit besser verstehen zu können. Ebenso ist sie sehr bedeutsam in der Praxis, da sie für die Entwicklung von effektiveren Programmen zur Aktivitätsförderung unverzichtbar ist. Bislang gibt es kein anerkanntes Verfahren zur objektiven und differenzierten Aktivitätsanalyse. Die häufig eingesetzten Methoden des Selbstberichts und der einfachen Bewegungserfassung erfüllen aufgrund ihrer Subjektivität bzw. ihres mangelnden Auflösungsvermögens nicht die Anforderungen an ein präzises Erfassungsinstrument.

In der vorliegenden Arbeit wurde ein mobiles Messsystem entwickelt, das das Aktivitätsverhalten von Personen mit insgesamt sieben miniaturisierten Bewegungssensoren erfasst. Das System ist eine adaptierte Variante des seit vielen Jahren in der Arbeitswissenschaft eingesetzten CUELA-Messsystems. Die jeweils aus Accelerometern und Gyroskopen bestehenden Sensoren werden am Rücken, an beiden Beinen sowie am Vorzugsarm mithilfe von elastischen und atmungsaktiven Bändern unter der normalen Kleidung angebracht. In einer über der Kleidung getragenen Speichereinheit werden die Messdaten aufgezeichnet und anschließend am PC mit der zugehörigen Software ausgewertet. Über Mustererkennungsalgorithmen identifiziert die Software automatisch sowohl Körperhaltungen (z. B. Sitzen, Stehen, Liegen, Knien, Hocken) als auch Tätigkeiten (z. B. Gehen, Treppen steigen, Sitzen/Stehen mit Armarbeit, Rennen, Rad fahren). Die Aktivitätsintensität wird in Form von Energieumsätzen, MET-Leveln und Aktivitätsindizes (PAI, Physical Activity Intensity) quantifiziert. Für detaillierte Tätigkeitsanalysen können zusätzlich Videoaufzeichnungen in die CUELA-Software eingebunden werden. Zudem liefert die Auswertungssoftware automatisch Statistiken zu Art, Intensität, Dauer und Frequenz von Aktivitäten.

Das entwickelte CUELA-Activity-System kam in vier Laborstudien zum Einsatz:

- a) In einer Pilotstudie (vgl. Abschnitt 4.1) wurde getestet, ob mithilfe der Angaben, die das System zu Aktivitätstyp und Aktivitätsintensität liefert, eine Abschätzung des Energieumsatzes für alltägliche Aktivitäten und Bürotätigkeiten möglich scheint. Mit mobiler Spirometrie bzw. Herzfrequenz als Referenz wurde ein vorläufiges Vorhersagemodell, das auch Personenmerkmale berücksichtigt, entwickelt und überprüft. Die Ergebnisse demonstrierten die grundsätzliche Umsetzbarkeit der Bestimmung energetischer Kosten mit dem entwickelten Aktivitätsmesssystem.
- b) In der zweiten Studie (vgl. Abschnitt 4.2) wurde dieses Vorhersagemodell modifiziert und erneut anhand von mobiler Spirometrie als Referenzmethode kalibriert. Hierbei wurden zwei Ansätze verfolgt: Der erste schätzt den Energieumsatz nur über Aktivitätstyp und Aktivitätsintensität ab und der zweite bezieht zusätzlich noch personenspezifische Charakteristika mit ein. Für die regressionsanalytisch bestimmten Vorhersagen beider Ansätze zeigte sich jeweils eine hohe Anpassungsgüte. Bei dem einfachen Ansatz waren die Vorhersagen für alle untersuchten Tätigkeiten außer *Treppe runter* höchst signifikant ( $R^2 = 0,48$  bis  $0,78$ ). Der erweiterte Ansatz zeigte statistische Signifikanz für alle aktivitätsabhängigen Vorhersagen sowie durchweg höhere Determinationskoeffizienten ( $R^2 = 0,67$  bis  $0,92$ ).
- c) Die entwickelten Gleichungen zur Energieumsatzbestimmung wurden in einer dritten Studie (vgl. Abschnitt 4.3) überprüft. Der Vergleich mit mobiler Spirometrie ergab, dass der um die Personencharakteristika erweiterte Ansatz eine genauere Abschätzung des Energieumsatzes ermöglicht. Die Vorhersagegüte verbesserte sich von 9,68 auf 7,20 %RMSE. Für alle Personen zeigten sich hoch signifikante Korrelationen zwischen

den CUELA-MET und den Referenz-MET ( $R = 0,99 \pm 0,01$ ). Der Methodenvergleich nach *Bland* und *Altman* ergab, dass die totale Abweichung zur Referenzmethode innerhalb der *a priori* festgelegten Akzeptanzgrenzen von  $\pm 30\%$  liegt.

Zudem wurde in dieser Studie die Genauigkeit der CUELA-Vorhersage mit der Vorhersagegüte zweier herkömmlicher Methoden verglichen. Hierzu wurde der Energieumsatz parallel noch über ein herzfrequenzbasiertes Verfahren nach [35] und einen kommerziellen Aktivitätssensor (AiperMotion 320) bestimmt. Die %RMSE-Werte der CUELA-MET unterschieden sich signifikant von denen der Herzfrequenz-MET ( $p \leq 0,01$ ) und der AiperMotion-MET ( $p \leq 0,001$ ). Mit durchschnittlichen RMSE-Werten von 26,50 (Herzfrequenz) und 43,35 % (AiperMotion) erzielten beide Methoden eine deutlich schlechtere Vorhersagegüte. Darüber hinaus erreichten sie nicht die Kriterien zur Übereinstimmung mit der Referenzmethode, die für die CUELA-Vorhersage festgelegt wurden.

- d) Die Validierung der automatischen Aktivitätserkennung (vgl. Abschnitt 4.4) anhand von Videoaufzeichnungen bestätigte eine sehr hohe Klassifizierungsgenauigkeit. Von rund 30 000 untersuchten 1-s-Intervallen wurden 99 % korrekt erkannt.

Das entwickelte Messsystem wird allen Anforderungen gerecht, die an ein Verfahren zur genauen und objektiven Aktivitätsanalyse aufgestellt wurden (vgl. Abschnitt 2.2.7). Neben den Anforderungen an den apparativen Aufwand und die technischen Voraussetzungen, die bei der Systementwicklung berücksichtigt wurden, konnte in den durchgeführten Studien belegt werden, dass auch die Anforderungen an die Software und die speziellen Auswertefunktionen erfüllt wurden. Sowohl die Energieumsatzbestimmung als auch die Aktivitätserkennung des CUELA-Activity-Systems können für die untersuchten Tätigkeiten als valide angesehen werden. Da die untersuchten Tätigkeiten ein großes Spektrum innerhalb des „sedentary lifestyle“ bzw. „sedentary workstyle“ abdecken, kann das Messsystem zukünftig in diesen Anwendungsfeldern zur objektiven und differenzierten Analyse des Bewegungsverhaltens eingesetzt werden. Das System eignet sich für Studien, in denen eine genaue Quantifizierung des Bewegungsausmaßes von Personen erforderlich ist. Dies können beispielsweise Interventionsstudien sein, in denen der Einfluss von bestimmten Maßnahmen auf das Aktivitätsverhalten untersucht werden soll. Oder es kann als Validierungsinstrument im Rahmen der Weiterentwicklung von Befragungstechniken genutzt werden. Hier kann das System darüber Auskunft geben, inwieweit selbst berichtetes Bewegungsverhalten mit objektiv gemessenem Verhalten übereinstimmt. Anhand der gut funktionierenden Energieumsatzbestimmung können auch die Umsatzabschätzungen anderer Methoden, z. B. Pedometer oder Accelerometer, überprüft werden.

Obwohl die apparative Belastung für die Probanden so gering wie möglich gehalten wurde, eignet sich das CUELA-Activity-System besser für den tageweisen Einsatz als für Dauer-einsätze über mehrere Wochen. Zudem erfordert das System einen gewissen zeitlichen Aufwand vom Untersucher, da die Sensoren vor Messbeginn auf korrekte Anbringung und Funktionstüchtigkeit geprüft werden sollten. Somit ist das System optimal geeignet für Einzelfallanalysen und kleine Stichproben. In umfangreicheren Untersuchungen kann das System gut in Subgruppen eingesetzt werden, um beispielsweise mittels Selbstbericht oder einfacher Bewegungssensoren (Pedometer/Accelerometer) erfasste Angaben zur physischen Aktivität zu unterstützen.

Das CUELA-Activity-System wurde bereits in einer kleinen Pilotstudie zur Effektivitätsanalyse von Maßnahmen der Aktivitätsförderung an bewegungsarmen Arbeitsplätzen eingesetzt. Weitere Anwendungen auf diesem Gebiet sind geplant.

## 6 Literatur

- [1] *Pate, R. R.; Pratt, M.; Blair, S. N.; Haskell, W. L.; Macera, C. A.; Bouchard, C.; Buchner, D.; Ettinger, W. G.; Heath, W.; King, A. C.*: Physical activity and health. A recommendation from the Centers for Disease Control and Prevention and the American College for Sports Medicine. *J. Am. Med. Assoc.* 273 (1995), S. 402-407
- [2] *Woll, A.*: Diagnose körperlich-sportlicher Aktivität im Erwachsenenalter. *Z. Sportpsychol.* 11 (2004), S. 54-70
- [3] *van Mark, A.; Weiler, S. W.; Groneberg, D. A.; Kessel, R.*: Auswirkungen körperlicher Inaktivität an Bildschirmarbeitsplätzen und Präventionsmöglichkeiten. *Arbeitsmed. Umweltmed. Sozialmed.* 44 (2009), S. 264-269
- [4] *Brownson, R. C.; Boehmer, T. K.; Luke, D. A.*: Declining rates of physical activity in the United States: what are the contributors? *Annu. Rev. Public Health* 26 (2005), S. 421-443
- [5] Sitzlust statt Sitzfrust – Sitzen bei der Arbeit und anderswo. Hrsg.: Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA), Dortmund 2004.  
[www.baua.de/cln\\_137/de/Publikationen/Broschueren/A31.html?nn=667384](http://www.baua.de/cln_137/de/Publikationen/Broschueren/A31.html?nn=667384)
- [6] *Montoye, H. J.; Kemper, H. C. G.; Saris, W. H. M.; Washburn, R. A.*: Measuring physical activity and energy expenditure. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA, 1996
- [7] *Rütten, A.; Abu-Omar, K.; Lampert, T.; Ziese, T.*: Körperliche Aktivität. Gesundheitsberichterstattung des Bundes (Heft 26). Hrsg.: Robert Koch-Institut, Berlin 2005
- [8] Physical activity and health: a report of the Surgeon General. Hrsg.: U. S. Department of Health and Human Services (USDHHS), Centers for Disease Control and Prevention, National Center for Chronic Disease Prevention and Health Promotion, Atlanta, Georgia, USA, 1996
- [9] *Ainsworth, B. E.; Montoye, H. J.; Leon, A. S.*: Methods of assessing physical activity during leisure and work. In: *Bouchard, C.; Shepard, R. J.; Stephens, T.* (Hrsg.): Physical activity, fitness and health. S. 146-159. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA, 1994
- [10] *Scriba, P. C.; Schwartz, F. W.*: Bewegung, Prävention und Gesundheitsförderung. Wege zur Innovation im Gesundheitswesen? *Internist* 45 (2004), S. 157-165
- [11] *Cavill, N.; Kahlmeier, S.; Racioppi, F.*: Physical activity and health in Europe: Evidence for action. WHO press, Kopenhagen 2006
- [12] *Kiani, K.; Snijders, C. J.; Gelsema, E. S.*: Recognition of daily motor activity classes using an artificial neural network. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 79 (1998), S. 147-154
- [13] *Bauman, A.; Phongsavan, P.; Schoeppe, S.; Owen, N.*: Physical activity measurement – a primer of health promotion. *Promot. Educ.* 13 (2006), S. 92-103

- [14] *Dishman, R. K.; Oldenburg, B.; O'Neal, H.; Shepard, R. J.:* Workplace physical activity interventions. *Am. J. Prev. Med.* 15 (1998), S. 344-361
- [15] *Bouchard, C.; Shepard, R. J.; Stephens, T. (Hrsg.):* Physical activity, fitness and health. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA 1994
- [16] *Fuchs, R.:* Sport, Gesundheit und Public Health. Hogrefe, Göttingen 2003
- [17] *Paffenbarger, R. S.; Blair, S. N.; Lee, I. M.; Hyde, R. T.:* Measurement of physical activity to assess health effects in free living populations. *Med. Sci. Sports Exerc.* 25 (1993), S. 60-70
- [18] *Starling, R. D.:* Use of doubly labeled water and indirect calorimetry to assess physical activity. In: *Welk, G. J. (Ed.):* Physical activity assessments for health-related research. S. 197-209. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA 2002
- [19] *Andre, D.; Wolf, D. L.:* Recent advances in free-living physical activity monitoring: A review. *J. Diabetes Sci. Technol.* 1 (2007), S. 760-767
- [20] *Williams, K. R.:* The relationship between mechanical and physiological energy estimates. *Med. Sci. Sports Exerc.* 17 (1985), S. 317-325
- [21] *Sun, M.; Hill, J. O.:* A method for measuring mechanical work and work efficiency during human activities. *J. Biomech.* 26 (1993), S. 229-241
- [22] *Corder, K.; Ekelund, U.; Steele, R. M.; Wareham, N. J.; Brage, S.:* Assessment of physical activity in youth. *J. Appl. Physiol.* 105 (2008), S. 977-987
- [23] *Shepard, R. J.:* Limits to the measurement of habitual physical activity by questionnaires. *Br. J. Sports Med.* 37 (2003), S. 197-206
- [24] *Ekelund, U.; Sepp, H.; Brage, S.; Becker, W.; Jakes, R.; Hennings, M.; Wareham, N. J.:* Criterion-related validity of the last 7-day, short form of the International Physical Activity Questionnaire in Swedish adults. *Public Health Nutr.* 9 (2006), S. 258-265
- [25] *Irwin, M. L.; Ainsworth, B. E.; Conway, J. M.:* Estimation of energy expenditure from physical activity measures: Determinants of accuracy. *Obes. Res.* 9 (2001), S. 517-525
- [26] *Klesges, R. C.; Eck, L. H.; Mellon, M. W.; Fulliton, W.; Somes, G. W.; Hanson, C. L.:* The accuracy of self-reports of physical activity. *Med. Sci. Sports Exerc.* 22 (1990), S. 690-697
- [27] *Pitta, F.; Troosters, T.; Spruit, M. A.; Decramer, M.; Gosselink, R.:* Activity monitoring for assessment of physical activities in daily life in patients with chronic obstructive pulmonary disease. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 86 (2005), S. 1979-1985
- [28] *Slootmaker, S. M.; Schuit, A. J.; Chinapaw, M. J.; Seidell, J. C.; van Mechelen, W.:* Disagreement in physical activity assessed by accelerometer and self-report in education and weight status. *Int. J. Behav. Nutr. Phys. Act.* 6 (2009), Art. 17

- [29] *Cradock, A. L.; Wiecha, J. L.; Peterson, K. E.; Sobol, A. M.; Colditz, G. A.; Gortmaker, S. L.*: Youth recall and TriTrac accelerometer estimates of physical activity levels. *Med. Sci. Sports Exerc.* 36 (2004), S. 525-532
- [30] *McMurray, R. G.; Ring, K. B.; Treuth, M. S.; Welk, G. J.; Pate, R. R.; Schmitz, K. H.; Pickrel, J. L.; Gonzalez, V.; Almedia, M. J.; Young, D. R.; Sallis, J. F.*: Comparison of two approaches to structured physical activity surveys for adolescents. *Med. Sci. Sports Exerc.* 36 (2004), S. 2135-2143
- [31] *Anderson, C. B.; Hagstromer, M.; Yngve, A.*: Validation of the PDPAR as an adolescent diary: effect of accelerometer cut points. *Med. Sci. Sports Exerc.* 37 (2005), S. 1224-1230
- [32] *Ramirez-Marrero, F. A.; Smith, B. A.; Sherman, W. M.; Kirby, T. E.*: Comparison of methods to estimate physical activity and energy expenditure in African American children. *Int. J. Sports Med.* 26 (2005), S. 363-371
- [33] *Schoeller, D. A.; Racette, S. B.*: A review of field techniques for the assessment of energy expenditure. *J. Nutr.* 120 (1990) Suppl. 1, S. 1492-1495
- [34] *Haskell, W.; Kiernan, M.*: Methodologic issues in measuring physical activity and physical fitness when evaluating the role of dietary supplements for physically active people. *Am. J. Clin. Nutr.* 72 (Suppl.) (2000), S. 541S-550S
- [35] *Strath, S. J.; Swartz, A. M.; Bassett, D. R.; O'Brien, W. L.; King, G. A.; Ainsworth, B. E.*: Evaluation of heart rate as a method for assessing moderate intensity physical activity. *Med. Sci. Sports Exerc.* 32 (2000) (Suppl.), S. 465-470
- [36] *Freedson, P. S.; Miller, K.*: Objective monitoring of physical activity using motion sensors and heart rate. *Res. Q. Exerc. Sport* 71 (2000) (Suppl.), S21-S29
- [37] *Janz, K. F.*: Use of heart rate monitors to assess physical activity. In: *Welk, G. J.* (Hrsg.): *Physical activity assessments for health-related research.* S.143-161. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA 2002
- [38] *Livingstone, M. B. E.*: Heart-rate monitoring: the answer for assessing energy expenditure and physical activity in population studies? *Br. J. Nutr.* 78 (1997), S. 869-871
- [39] *Schutz, Y.; Weinsier, R. L.; Hunter, G. R.*: Assessment of free-living physical activity in humans: an overview of currently available and proposed new measures. *Obes. Res.* 6 (2001), S. 368-379
- [40] *Spurr, G. B.; Prentice, A. M.; Murgatroyd, P. R.; Goldberg, G. R.; Reina, J. C.; Christman, N. T.*: Energy expenditure from minute-by-minute heart-rate recording: comparison with indirect calorimetry. *Am. J. Clin. Nutr.* 48 (1988), S. 552-559
- [41] *Smolander, J.; Juuti, T.; Kinnunen, M.-L.; Laine, K.; Louhevaara, V.; Männikkö, K.; Rusko, H.*: A new heart rate variability-based method for the estimation of oxygen consumption without individual laboratory calibration: Application example on postal workers. *Appl. Ergon.* 39 (2008), S. 325-331

- [42] *Bassett, D. R.; Strath, S. J.:* Use of pedometers to assess physical activity. In: *Welk, G. J.* (Hrsg.): Physical activity assessments for health-related research. S. 163-177. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA 2002
- [43] *Marsh, A. P.; Vance, R. M.; Frederick, T. L.; Hesselmann, S. A.; Rejeski, W. J.:* Objective assessment of activity in older adults at risk for mobility disability. *Med. Sci. Sports Exerc.* 39 (2007), S. 1020-1026
- [44] *Swartz, A. M.; Bassett, D. R.; Moore, J. B.; Thompson, D. L.; Strath, S. J.:* Effects of body mass index on accuracy of an electronic pedometer. *Int. J. Sports Med.* 24 (2003), S. 588-592
- [45] *Reswick, J. B.; Perry, J.; Antonelli, D.:* (1978). Preliminary evaluation of the vertical acceleration gait analyzer (VAGA). Proceedings of the 6<sup>th</sup> Annual Symposium on External Control of Human Extremities, S. 305-314
- [46] *Bouten, C. V. C.; Westerterp, K. R.; Verduin, M.; Janssen, J. D.:* Assessment of energy expenditure for physical activity using a triaxial accelerometer. *Med. Sci. Sports Exerc.* 26 (1994), S. 1516-1523
- [47] *Servais, S. T.; Webster, J. G.; Montoye, H. J.:* Estimating human energy expenditure using an accelerometer device. *J. Clin. Eng.* 9 (1984), S. 159-171
- [48] *Chen, K. Y.; Bassett, D. R.:* The technology of accelerometry-based activity monitors: current and future. *Med. Sci. Sports Exerc.* 37 (2005) (Suppl.), S. S490-S500
- [49] *Chen, K. Y.; Rothney, M. P.; Brychta, R. J.:* Physical activity monitors: do more sensors mean a better precision? *J. Diabetes Sci. Technol.* 1 (2007), S. 768-770
- [50] *Plasqui, G.; Westerterp, K. R.:* Physical activity assessment with accelerometers: an evaluation against doubly labeled water. *Obesity (Silver Spring)* 15 (2007), S. 237-239
- [51] *Welk, G. J.:* Use of accelerometry-based activity monitors for the assessment of physical activity. In: *Welk, G. J.* (Hrsg.): Physical activity assessments for health-related research, S. 125-141. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA 2002
- [52] *Welk, G. J.:* Principles of design and analyses for the calibration of accelerometry-based activity monitors. *Med. Sci. Sports Exerc.* 37 (2005) (Suppl.), S. S501-S511
- [53] *Welk, G. J.; Blair, S. N.; Wood, K.; Jones, S.; Thompson, R. W.:* A comparative evaluation of three accelerometry-based physical activity monitors. *Med. Sci. Sports Exerc.* 32 (2000) (Suppl.), S. S489-S497
- [54] *Mathie, M. J.; Coster, A. C. F.; Lovell, N. H.; Celler, B. G.:* Detection of daily physical activities using a triaxial accelerometer. *Med. Biol. Eng. Comput.* 41 (2003), S. 296-301
- [55] *Mathie, M. J.; Celler, B. G.; Lovell, N. H.; Coster, A. C. F.:* Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer. *Med. Biol. Eng. Comput.* 42 (2004), S. 679-687

- [56] *Ballreich, R.; Baumann, W.* (Hrsg.): Grundlagen der Biomechanik des Sports. Probleme – Methoden – Modelle. 2. Aufl. Enke, Stuttgart 1996
- [57] *Veltink, P. H.; Busmann, H. B. J.; de Vries, W.; Martens, W. L. J.; van Lummel, R. C.:* Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* 4 (1996), S. 375-385
- [58] *Luinge, H. J.; Veltink, P. H.:* Measuring orientation of human body segments using miniature gyroscopes and accelerometers. *Med. Biol. Eng. Comput.* 43 (2005), S. 273-282
- [59] *Brage, S.; Brage, N.; Franks, P. W.; Ekelund, U.; Wong, M.-Y.; Andersen, L. B.; Froberg, K.; Wareham, N. J.:* Branched equation modelling of simultaneous accelerometer and heart rate monitoring improves estimate of directly measured physical activity energy expenditure. *J. Appl. Physiol.* 96 (2004), S. 343-351
- [60] *Brage, S.; Brage, N.; Franks, P. W.; Ekelund, U.; Wareham, N. J.:* Reliability and validity of the combined heart rate and movement sensor Actiheart. *Eur. J. Clin. Nutr.* 59 (2005), S. 561-570
- [61] *Corder, K.; Brage, S.; Wareham, N. J.; Ekelund, U.:* Comparison of PAEE from combined and separate heart rate and movement models in children. *Med. Sci. Sports Exerc.* 37 (2005), S. 1761-1767
- [62] *Barreira, T. V.; Kang, M.; Caputo, J. L.; Farley, R. S.; Renfrow, M. S.:* Validation of the Actiheart Monitor for the Measurement of Physical Activity. *Int. J. Exerc. Sci.* 2 (2009) Nr. 1, Article 7. <http://digitalcommons.wku.edu/ijes/vol2/iss1/7>
- [63] *Papazoglou, D.; Augello, G.; Tagliaferri, M.; Savia, G.; Marzullo, P.; Maltezos, E.; Liuzzi, A.:* Evaluation of a multisensor armband in estimating energy expenditure in obese individuals. *Obesity (Silver Spring)* 4 (2006), S. 2217-2223
- [64] *Dorminy, C. A.; Choi, L.; Akohoue, S. A.; Chen, K. Y.; Buchowski, M. S.:* Validity of a multisensor armband in estimating 24-h energy expenditure in children. *Med. Sci. Sports Exerc.* 40 (2008), S. 699-706
- [65] *St-Onge, M.; Mignault, D.; Allison, D. B.; Rabasa-Lhoret, R.:* Evaluation of a portable device to measure daily energy expenditure in freelifing adults. *Am. J. Clin. Nutr.* 85 (2007), S. 742-749
- [66] *Jakicic, J. M.; Marcus, M.; Gallagher, K. I.; Randall, C.M.; Thomas, E.; Goss, F. L.; Robertson, R. J.:* Evaluation of the SenseWear Pro Armband to assess energy expenditure during exercise. *Med. Sci. Sports Exerc.* 36 (2004), S. 897-904
- [67] *Zhang, K.; Werner, P.; Sun, M.; Pi-Sunyer, F. X.; Boozer, C. N.:* Measurement of human daily physical activity. *Obes. Res.* 11 (2003), S. 3-40
- [68] *Huddleston, J.; Alaiti, A.; Goldvasser, D.; Scarborough, D.; Freiberg, A.; Rubash, H.; Malchau, H.; Harris, W.; Krebs, D.:* Ambulatory measurement of knee motion and physical activity: preliminary evaluation of a smart activity monitor. *J. Neuroeng. Rehabil.* 3 (2006), Art. 21

- [69] *Ainsworth, B. E.; Haskell, W. L.; Leon, A. S.; Jacobs, D. R.; Montoye, H. J.; Sallis, J. F.; Paffenbarger, R. S.*: Compendium of physical activities: classification of energy costs of human physical activities. *Med. Sci. Sports Exerc* 25 (1993), S. 71-80
- [70] *Zhang, K.; Pi-Sunyer, F. X.; Boozer, C. N.*: Improving energy expenditure estimation for physical activity. *Med. Sci. Sports Exerc.* 36 (2004), S. 883-889.5
- [71] *Veltink, P. H.; Bussmann, H. B. J.; Koelma, F.; Franken, H. M.; Martens, W. L. J.; van Lummel, R. C.*: The feasibility of posture and physical movement detection by accelerometry. *Proceedings of the 15<sup>th</sup> Annual International Conference of IEEE. Eng. Med. Biol. Soc.* (1993), S. 1230-1231
- [72] *Bussmann, J. B. J.; Veltink, P. H.; Martens, W. L. J.; Stam, H. J.*: Ambulatory monitoring of mobility-related activities: the initial phase of the development of an activity monitor. *Eur. J. Phys. Med. Rehab.* 5 (1995), S. 2-7
- [73] *Bussmann, J. B. J.; Tulen, J. H. M.; van Herel, E. C.; Stam, H. J.*: Quantification of physical activities by means of ambulatory accelerometry: a validation study. *Psychophysiol.* 35 (1998), S. 488-496
- [74] *Bussmann, J. B. J.; Martens, W. L. J.; Tulen, J. H. M.; Schaasfoort, F. C.; van den Berg-Emons, H. J. G.; Stam, H. J.*: Measuring daily behavior using ambulatory accelerometry: the Activity Monitor. *Behav. Res. Methods Instrum. Comput.* 33 (2001), S. 349-356
- [75] *Fahrenberg, J.; Foerster, F.; Smeja, M.; Müller, W.*: Assessment of posture and motion by multichannel piezoresistive accelerometer recordings. *Psychophysiol.* 34 (1997), S. 607-612
- [76] *Fahrenberg, J.; Müller, W.; Foerster, F.; Smeja, M.*: A multi-channel investigation of physical activity. *J. Psychophysiol.* 10 (1996), S. 209-217
- [77] *Foerster, F.; Fahrenberg, J.*: Motion pattern and posture: correctly assessed by calibrated accelerometers. *Behav. Res. Methods* 32 (2000), S. 450-457
- [78] *Foerster, F.; Smeja, M.; Fahrenberg, J.*: Detection of posture and motion by accelerometry: a validation study in ambulatory monitoring. *Comput. Human Behav.* 15 (1999), S. 571-583
- [79] *Uiterwaal, M.; Glerum, E. B. C.; Busser, H. J.; van Lummel, R. C.*: Ambulatory monitoring of physical activity in working situations, a validation study. *J. Med. Eng. Technol.* 22 (1998), S. 168-172
- [80] *Busser, H. J.; Ott, J.; van Lummel, R. C.; Uiterwaal, M.; Blank, R.*: Ambulatory monitoring of children's activity. *Med. Eng. Phys.* 19 (1997), S. 440-445
- [81] *Kiani, K.; Snijders, C. J.; Gelsema, E. S.*: Computerized analysis of daily life motor activity for ambulatory monitoring. *Technol. Health Care* 5 (1997), S. 307-318

- [82] *Aminian, K.; Robert, P.; Buchser, E. E.; Rutschmann, B.; Hayoz, D.; Depairon, M.:* Physical activity monitoring based on accelerometry: validation and comparison with video observation. *Med. Biol. Eng. Comput.* 37 (1999), S. 304-308
- [83] *Lyons, G. M.; Culhane, K. M.; Hilton, D.; Grace, P. A.; Lyons, D.:* A description of an accelerometer-based mobility monitoring technique. *Med. Eng. Phys.* 27 (2005), S. 497-504
- [84] *Mäntyjärvi, J.; Himberg, J.; Seppänen, T.:* Recognizing human motion with multiple acceleration sensors. *Conf. Proc. IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern.* (2001), S. 747-752
- [85] *Kern, N.; Schiele, B.; Schmidt, A.:* Multi-sensor activity context detection for wearable computing. *Proceedings of the European Symposium on Ambient Intelligence (EUSAI), LNCS 2875*, S. 220-232. 2003
- [86] *Sherill, D. M.; Moy, M. L.; Reilly, J. J.; Bonato, P.:* Using hierarchical clustering methods to classify motor activities of COPD patients from wearable sensor data. *J. Neuroeng. Rehabil.* 2 (2005), Art. 16
- [87] *Bao, L.; Intille, S. S.:* Activity recognition from user-annotated acceleration data. In: *Ferscha, A.; Mattern, F.* (Hrsg.): *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Conference on Pervasive Computing*, S. 1-17. Springer, Berlin 2004
- [88] *Mathie, M. J.; Coster, A. C. F.; Lovell, N. H.; Celler, B. G.:* Accelerometry: providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement. *Physiol. Meas.* 25 (2004) (Review), S. R1-R20
- [89] *Ellegast, R. P.:* Personengebundenes Messsystem zur automatisierten Erfassung von Wirbelsäulenbelastung. BIA-Report 5/98. Hrsg.: Hauptverband der gewerblichen Berufsgenossenschaften (HVBG), Sankt Augustin 1998
- [90] *Ellegast, R. P.; Kupfer, J.:* Portable posture and motion measuring system for use in ergonomic field analysis. In: *Landau, K.* (Hrsg.): *Ergonomic software tools in product and workplace design*. S. 47-54. Stuttgart: Ergon 2000
- [91] *Ellegast, R. P.; Herda, C.; Hoehne-Hückstädt, U.; Lesser, W.; Kraus, G.; Schwan, W.:* Ergonomie an Näharbeitsplätzen. BIA-Report 7/2004. Hrsg.: Hauptverband der gewerblichen Berufsgenossenschaften (HVBG), Sankt Augustin 2001
- [92] *Hoehne-Hückstädt, U.; Herda, C.; Ellegast, R. P.; Hermanns, I.; Hamburger, R.; Ditchen, D.:* Muskel-Skelett-Erkrankungen der oberen Extremität und berufliche Tätigkeit. BGIA-Report 2/2007. Hrsg.: Hauptverband der gewerblichen Berufsgenossenschaften (HVBG), Sankt Augustin 2007
- [93] *Hermanns, I.; Raffler, N.; Ellegast, R. P.; Fischer, S.; Göres, B.:* Simultaneous field measuring method of vibration and body posture for assessment of seated occupational driving tasks. *Int. J. Ind. Ergon.* 38 (2008), S. 255-263

- [94] *Ellegast, R. P.; Hermanns, I.; Schiefer, C.*: Workload assessment in field using the ambulatory CUELA System. In: *Duffy, V. G.* (Hrsg.): Digital human modeling, HCII 2009, LNCS 5620. S. 221-226. Springer, Berlin 2009
- [95] *Stoffert, G.*: Analyse und Einstufung von Körperhaltungen bei der Arbeit nach der OWAS-Methode. *Z. Arbeitswiss.* 39 (1985), S. 31-38
- [96] *Ellegast, R. P.; Hamburger, R.; Keller, K.; Krause, F.; Groenesteijn, L.; Vink, P.; Berger, H.*: Effects of using dynamic office chairs on posture and EMG in standardized office tasks. In: *Dainoff, M. J.* (Hrsg.): Ergonomics and Health Aspects, HCII 2007, LNCS 4566. S. 34-42. Springer, Berlin 2007
- [97] *Ellegast, R. P.; Hamburger, R.; Keller, K.; Berger, H.*: (2007). Measuring system for the comparative ergonomic study of office chairs. In : *Buzug, T. M.; Holz, D.; Weber, S.; Bongartz, J.; Kohl-Bareis, M.; Hartmann, U.* (Hrsg.): Advances in medical engineering. S. 302-307. Springer, Berlin 2007
- [98] *Ellegast, R. P.; Keller, K.; Hamburger, R.; Berger, H.; Krause, F.; Groenesteijn, L.; Blok, M.; Vink, P.*: Ergonomische Untersuchung besonderer Büroarbeitsstühle. BGIA-Report 5/2008. Hrsg.: Deutsche Gesetzliche Unfallversicherung (DGUV), Sankt Augustin 2008
- [99] *Patterson, S. M.; Krantz, D. S.; Montgomery, L. C.; Deuster, P. A.; Hedges, S. M.; Nebel, L. E.*: Automated physical activity monitoring: validation and comparison with physiological and self-report measures. *Psychophysiol.* 30 (1993), S. 296-305
- [100] *Weber, B.; Wiemeyer, J.; Hermanns, I.; Ellegast, R. P.*: Assessment of everyday physical activity: Development and evaluation of an accelerometry-based measuring system. *Int. J. Computer Sci. Sport* 6 (2007), S. 4-20
- [101] *Winter, D. A.*: Biomechanics and Motor Control of Human Movement. Wiley, New York 1990
- [102] *Ainsworth, B. E.; Haskell, W. L.; Whitt, M. C.; Irwin, M. L.; Swartz, A. M.; Strath, S. J.; O'Brien, W. L.; Bassett, D. R.; Schmitz, K. H.; Emplaincourt, P. O.; Jacobs, D. R.; Leon, A. S.*: Compendium of physical activities: an update of activity codes and MET intensities. *Med. Sci. Sports Exerc.* 32 (Suppl.) (2000), S. 498-516
- [103] *Karvonen, M. J.; Kentala, E.; Mustala, O.*: The effects of training on heart rate: a longitudinal study. *Ann. Med. Exp. Biol. Fenn.* 35 (1957), S. 307-315
- [104] *Davis, J. A.*: Direct determination of aerobic power. In: *Maud, P. J.; Foster, C.* (Hrsg.): Physiological assessment of human fitness. S. 9-17. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA, 1995
- [105] *Ward, A.; Ebbeling, C. B.; Ahlquist, L. E.*: Indirect methods for estimation of aerobic power. In: *Maud, P. J.; Foster, C.* (Hrsg.): Physiological assessment of human fitness. S. 37-56. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA 1995

- [106] ACSM's guidelines for exercise testing and prescription. 6. Aufl. Hrsg.: American College of Sports Medicine (ACSM). Lippincott, Williams & Wilkins, Philadelphia, USA 2000
- [107] *Jurca, R.; Jackson, A. S.; LaMonte, M. J.; Morrow J. R.; Blair, S. N.; Wareham, N. J.; Haskell, W. L.; Van Mechelen, W.; Church, T. S.; Jakicic, J. M.; Laukkanen, R.:* Assessing cardiorespiratory fitness without performing exercise testing. *Am. J. Prev. Med.* 29 (2005), S. 185-193
- [108] *Swain, D. P.; Leutholtz, B. C.:* Heart rate reserve is equivalent to %VO<sub>2</sub>Reserve, not to %VO<sub>2</sub>max. *Med. Sci. Sports Exerc.* 29 (1997), S. 410-414
- [109] *Swain, D. P.; Leutholtz, B. C.; King, M. E.; Haas, L. A.; Branch, J. D.:* Relationship of % heart rate reserve and % VO<sub>2</sub> reserve in treadmill exercise. *Med. Sci. Sports Exerc.* 30 (1998), S. 318-321
- [110] *Bland, J. M.; Altman, D. G.:* Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *Lancet* 327 (1986), S. 307-310
- [111] *Bland, J. M., Altman, D. G.:* Measuring agreement in method comparison studies. *Stat. Methods Med. Res.* 8 (1999), S. 135-160
- [112] *Hanneman, S. K.:* Design, analysis, and interpretation of method-comparison studies. *AACN Adv. Crit. Care* 19 (2008), S. 223-234.
- [113] *Grouven, U.; Bender, R.; Ziegler, A.; Lange, S.:* Vergleich von Messmethoden. *Dtsch. Med. Wochenschr.* 132 (2007), S. E69-E73
- [114] *Bland, J. M.; Altman, D. G.:* Agreement between methods of measurement with multiple observations per individual. *J. Biopharm. Stat.* 17 (2007), S. 571-582
- [115] *Pollock, M. A.; Jefferson, S. G.; Kane, J. W.; Lomax, K.; MacKinnon, G.; Winnard, C. B.:* Method comparison – a different approach. *Ann. Clin. Biochem.* 29 (1992), S. 556-560
- [116] *Dewitte, K.; Fierens, C.; Stöckl, D.; Thienpont, L. M.:* Application of the Bland-Altman plot for interpretation of method-comparison studies: A critical investigation of its practice. *Clin. Chem.* 48 (2002), S. 799-801
- [117] *Stöckl, D.; Cabaleiro, D. R.; Van Uytvanghe, K.; Thienpont, L. M.:* Interpreting method comparison studies by use of the Bland-Altman plot: Reflecting the importance of sample size by incorporating confidence limits and predefined error limits in the graphic. *Clin. Chem.* 50 (2004), S. 2216-2218
- [118] *Hill, J. O.; Melby, C.; Johnson, S. L.; Peters, J. C.:* Physical activity and energy requirements. *Am. J. Clin. Nutr.* 62 (1995) (Suppl.), S. S1059–S1066
- [119] *Sharp, T. A.; Reed, G. W.; Sun, M.; Abumrad, N. N.; Hill, J. O.:* Relationship between aerobic fitness level and daily energy expenditure in weight-stable humans. *Am. J. Physiol.* 263 (1992), S. E121-E128

- [120] *Wilmore, J. H.; Costill, D. L.; Kenney, W. L.:* Physiology of sport and exercise. 4. Aufl. Human Kinetics, Champaign, Illinois, USA 2008
- [121] *Harris, J.; Benedict, F.:* A biometric study of human basal metabolism. Proc. Natl. Acad. Sci. 4 (1918), S. 370-373
- [122] *DeLorenzo, A.; Tabliabue, A.; Andreoli, A.; Testolin, G.; Comelli, M.; Deurenberg, P.:* Measured and predicted resting metabolic rate in Italian males and females, aged 18-59 y. Eur. J. Clin. Nutr. 55 (2001), S. 208-214
- [123] *Bland, J. M.; Altman, D. G.:* Comparing methods of measurement: why plotting difference against standard method is misleading. Lancet 346 (1995), S. 1085-1087

## Anhang

### Anhang A: Übersicht zu Messsystemen mit Aktivitätserkennung

Tabelle A1 gibt einen zusammenfassenden Überblick zu verschiedenen Messsystemen, die zur automatischen Klassifizierung von Tätigkeiten entwickelt wurden. Bei den angegebenen Genauigkeiten ist zu berücksichtigen, dass man die Quoten nicht ohne Weiteres miteinander vergleichen kann, da erhebliche Unterschiede in der Spezifität der zu erkennenden Aktivitäten, den jeweiligen Auswertungsmethoden sowie Art und Umfang der untersuchten Daten existieren.

Tabelle A1:  
Zusammenfassende Übersicht verschiedener Messsysteme zur automatischen Aktivitätserkennung

System	Kanäle <sup>a</sup>	Sensorpositionierung <sup>b</sup>	Aktivitätskategorien	Generierte Merkmale <sup>c</sup>	Klassifizierungsverfahren	Genauigkeit <sup>d</sup> in %
Activity Monitor	4	Oberschenkel links und rechts (s), Sternum (v, s)	Liegen, Sitzen, Stehen, Gehen, Treppe hochsteigen, Treppe absteigen, Rad fahren, nicht zyklische Bewegung	Winkel, MW, Frequenzmerkmale (Intervall 1 s)	Abstandsbestimmung zu Normwerten	81 bis 93 (Busmann et al. [74])
AMMA-System (1)	4	Oberschenkel links und rechts (s), Rücken (v, h)	Liegen, Sitzen, Stehen, Gehen, Übergänge	MW, SD, Vektorlänge (Intervall 0,5 s)	Hierarchischer Entscheidungsbaum	98 (Kiani et al. [81])
AMMA-System (2)	4	Oberschenkel links und rechts (s), Rücken (v, h)	Liegen, Sitzen, Stehen, Gehen, Übergänge	-	Probabilistisches Neuronales Netzwerk	95 (Kiani et al. [12])
System von Bao und Intille [87]	10	Fuß- und Handgelenk rechts, Oberschenkel und -arm links, Hüfte (jeweils v, s)	Gehen, Sitzen, Stehen, TV sehen, Rennen, Stretching, Fenster putzen, Wäsche falten, Zähne putzen, Fahrrad fahren, Gehen mit Last, Essen/Trinken, Arbeiten am PC, Lesen, Rad fahren, Krafttraining, Staub saugen, Liegen, Treppen steigen, Rolltreppe fahren	Amplituden-, Frequenz- und Korrelationsmerkmale (Intervall 6,7 s)	Entscheidungstabelle (1) Nächster Nachbar (2) C4.5 Entscheidungsbaum (3) Bayes-Klassifizierung (4)	46,8 (1), 82,7 (2), 84,3 (3), 52,4 (4)
DynaPort ADL-Monitor	3	Oberschenkel links (s), Hüfte (v, s)	Liegen, Sitzen, Stehen, Fortbewegung, Schaukeln/Wippen	k. A. <sup>e</sup>	k. A.	73 bis 91 (Busser et al. [80]) 86 bis 93 (Uiterwaal et al. [79])
System von Foerster et al. [78]	4	Unter- und Oberschenkel Vorzugsbein, Vorzugshandgelenk und Sternum (jeweils v)	Liegen, Sitzen, Sitzen und reden, Sitzen und am PC arbeiten, Stehen, Gehen, Treppe hochsteigen, Treppe absteigen, Rad fahren	MW (variable Intervalllänge)	Abstandsbestimmung zu individuellen Referenzwerten	66,7 bis 95,8
IDEEA	k. A.	Brust, Oberschenkel links und rechts; Fußsohle links und rechts	Liegen, Sitzen, Stehen, Haltungsübergänge, Gehen, Treppe hochsteigen, Treppe absteigen, Springen, Rennen	k. A.	„Verfahren der Künstlichen Intelligenz“	94,1 bis 100 (Zhang et al. [70])

Tabelle A1: Fortsetzung

System	Kanäle <sup>a</sup>	Sensorpositionierung <sup>b</sup>	Aktivitätskategorien	Generierte Merkmale <sup>c</sup>	Klassifizierungsverfahren	Genauigkeit <sup>d</sup> in %
System von Kern et al. [85]	36	Schulter-, Ellbogen-, Hand-, Hüft-, Knie- und Fußgelenk links und rechts (jeweils v, s, h)	Sitzen, Stehen, Gehen, Treppe hochsteigen, Treppe absteigen, Hände schütteln, Schreiben am Flipchart, Arbeiten am PC	Gleitender MW, SD (Intervall 0,5 s)	Bayes-Klassifizierung	68 bis 95
System von Lyons et al. [83]	4	Oberschenkel rechts (v, s), Sternum (v, s)	Liegen, Sitzen, Stehen, Bewegen	MW, SD, Winkel (Intervall 1 s)	Vergleich mit festgelegten Schwellenwerten	84 bis 93
System von Mäntyjärvi et al. [84]	6	Hüfte links und rechts (v, s, h)	Gehen, Treppe hochsteigen, Treppe absteigen	PC/IC (Wavelet-transformiert) (Intervall 1 s)	Mehrlagiges Perzeptron	83 bis 85
System von Mathie et al. [55]	3	Hüfte (v, s, h)	Liegen, Sitzen, Stehen, Stürze, Gehen, Übergänge, „andere“	Keine präzisen Angaben	Hierarchischer Entscheidungsbaum	97
Physiolog	2	Oberschenkel (s), Rücken (v)	Liegen, Sitzen, Stehen, Bewegen, „andere“	Median, MAD (Intervall 10 s)	Vergleich mit festgelegten Schwellenwerten	89,3 (Aminian et al. [82])
System von Sherill et al. [86]	10	Unterarm links und rechts (v, s), Oberschenkel links und rechts (v, s), Sternum (v, h)	Laufband/Fahrrad- und Armergometer, Gehen (eben/Rampe/Treppe), Wäsche falten, Boden wischen	Amplituden-, Frequenz und Korrelationsmerkmale; PC (Intervall 3 s)	Lineare Diskriminanzanalyse	-

<sup>a</sup> Anzahl der Aufzeichnungskanäle

<sup>b</sup> Messrichtungen der Beschleunigungssensoren im körperfesten Bezugssystem: vertikal (v), sagittal (s), horizontal (h)

<sup>c</sup> MW = Mittelwert, SD = Standardabweichung, PC = Hauptkomponenten, IC = unabhängige Komponenten, MAD = mittlere absolute Abweichung

<sup>d</sup> Übereinstimmung im Vergleich mit Beobachtung oder protokollfixen Aktivitätssequenzen

<sup>e</sup> k. A. = keine Angaben

## Anhang B: Bestimmung der kardiorespiratorischen Fitness

Abbildung A1 zeigt das Verfahren zur Bestimmung der kardiorespiratorischen Fitness nach *Jurca et al.* [107]. Zunächst wird der Aktivitätslevel der Person bestimmt (Step 1). Die eingesetzte deutsche Version zur Ermittlung des Aktivitätslevel ist in Abbildung A2 gegeben. Der ermittelte MET-Level (siehe Abbildung A1, Step 2) kann durch Multiplikation mit 3,5 in die geschätzte maximale (relative) Sauerstoffaufnahme überführt werden.

Abbildung A1:  
Eingesetztes Verfahren zur Bestimmung der kardiorespiratorischen Fitness nach *Jurca et al.* [107]

Name: _____	Date: _____
<b>STEP 1</b>	
<b>Physical activity score:</b> Choose <u>one</u> activity category that best describes your usual pattern of daily physical activities, including activities related to house and family care, transportation, occupation, exercise and wellness, and leisure or recreational purposes.	
Level 1: Inactive or little activity other than usual daily activities.	Score <input type="text" value="0.00"/>
Level 2: Regularly ( $\geq 5$ d/wk) participate in physical activities requiring low levels of exertion that result in slight increases in breathing and heart rate for at least <b>10 minutes</b> at a time.	<input type="text" value="0.32"/>
Level 3: Participate in aerobic exercises such as brisk walking, jogging or running, cycling, swimming, or vigorous sports at a comfortable pace or other activities requiring similar levels of exertion for <b>20 to 60 minutes</b> per week.	<input type="text" value="1.06"/>
Level 4: Participate in aerobic exercises such as brisk walking, jogging or running at a comfortable pace, or other activities requiring similar levels of exertion for <b>1 to 3 hours</b> per week.	<input type="text" value="1.76"/>
Level 5: Participate in aerobic exercises such as brisk walking, jogging or running at a comfortable pace, or other activities requiring similar levels of exertion for <b>over 3 hours</b> per week.	<input type="text" value="3.03"/>
<b>STEP 2</b>	
<b>Estimate MET level of cardiorespiratory fitness</b>	
Enter 0 for women or 1 for men	<input type="text"/> x 2.77 = <input type="text"/> minus
Enter <b>age</b> in years	<input type="text"/> x 0.10 = <input type="text"/> minus
Enter <b>body mass index</b>	<input type="text"/> x 0.17 = <input type="text"/> minus
Enter <b>resting heart rate</b>	<input type="text"/> x 0.03 = <input type="text"/> plus
Enter <b>physical activity score</b> from step 1	<input type="text"/> x 1.00 = <input type="text"/> plus
Constant	<input type="text" value="18.07"/> =
<b>Estimated MET value</b>	<input type="text"/>
<b>Clinical relevance of selected maximal MET levels of cardiorespiratory fitness</b>	
1 MET	Resting metabolic rate; sitting quietly in a chair
<3 METs	Severely limited functional capacity; a criteria for placement on a heart transplant list
3-5 METs	Poor prognosis in coronary patients; highly deconditioned individual
10 METs	Good prognosis in coronary patients on medical therapy; approximate maximal capacity expected in regularly active middle-aged men and women
13 METs	Excellent prognosis regardless of disease status
18 METs	Elite endurance athletes
20 METs	World-class athletes

Abbildung A2:  
Deutsche Version der Aktivitätslevel-Bestimmung nach *Jurca et al.* [107]

Wählen Sie eine Aktivitäts-Kategorie, die Ihr alltägliches Aktivitätsverhalten am besten beschreibt. Hierzu zählen neben sportlicher Betätigung sämtliche Aktivitäten, die im Zusammenhang mit Haushalt, Familie, Transport, Beruf, Wellness, Freizeit oder Erholung auftreten.

Level	Beschreibung	
1	Keine oder wenig körperliche Betätigung neben der alltäglichen Aktivität	
2	Regelmäßige ( $\geq 5$ Tage/Woche) körperliche Betätigung bei niedriger Anstrengung (leichte Zunahme von Atmung und HF) für jeweils mindestens <b>10 Minuten</b>	
3	Körperlich-sportliche Aktivität wie zügiges Gehen, Walken, Joggen/Laufen, Rad fahren, Schwimmen oder andere Sportarten bei angenehmem Tempo oder andere körperliche Betätigungen bei vergleichbarer Anstrengung für mindestens <b>20-60 Minuten</b> pro Woche	
4	Körperlich-sportliche Aktivität wie zügiges Gehen, Walken, Joggen/Laufen, Rad fahren, Schwimmen oder andere Sportarten bei angenehmem Tempo oder andere körperliche Betätigungen bei vergleichbarer Anstrengung für mindestens <b>1-3 Stunden</b> pro Woche	
5	Körperlich-sportliche Aktivität wie zügiges Gehen, Walken, Joggen/Laufen, Rad fahren, Schwimmen oder andere Sportarten bei angenehmem Tempo oder andere körperliche Betätigungen bei vergleichbarer Anstrengung für <b>mehr als 3 Stunden</b> pro Woche	

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	Actiheart Device (Quelle: www.camntech.com) .....	24
Abbildung 2:	SenseWear-Pro-3-Armband (Quelle: www.bodymedia.com ) .....	24
Abbildung 3:	IDEEA (Quelle: www.minisun.com) .....	26
Abbildung 4:	Erweiterte Konfiguration des Activity-Monitors (Quelle: <i>Bussmann</i> et al. [74]) .....	37
Abbildung 5:	DynaPort-ADL-Monitor (Quelle: motionlab.klinikum.uni-muenster.de) .....	28
Abbildung 6:	System von <i>Bao</i> und <i>Intille</i> [87] und eine zugehörige Sensoreinheit .....	29
Abbildung 7:	Arbeitsplatzanalysen mit dem CUELA-System .....	33
Abbildung 8:	Messkonzept des CUELA-Systems .....	34
Abbildung 9:	Hardware des CUELA-Systems .....	34
Abbildung 10:	Benutzeroberfläche der WIDAAN-Software .....	37
Abbildung 11:	OWAS-Farbcode in WIDAAN .....	38
Abbildung 12:	Beispiele für Piktogramme von Oberkörperhaltungen .....	39
Abbildung 13:	Beispieldiagramme für die OWAS-Statistik .....	39
Abbildung 14:	Diagrammbeispiele Winkelstufen und Winkelklassen .....	40
Abbildung 15:	Diagrammbeispiele Winkelstatik und Boxplot .....	40
Abbildung 16:	CUELA-Activity-Sensor mit und ohne Schutzhülle .....	41
Abbildung 17:	Positionierung der CUELA-Activity-Hardware .....	42
Abbildung 18:	Gesamte Hardware des CUELA-Activity-Systems .....	42
Abbildung 19:	Hardwarekomponenten des CUELA-Activity-Systems .....	43
Abbildung 20:	Unterbringung von Datenlogger und Sensorkästchen in einer Gürteltasche .....	45
Abbildung 21:	Anbringung des BWS-Sensors .....	45
Abbildung 22:	Anbringung des LWS-Sensors .....	45
Abbildung 23:	Anbringung der Beinsensoren .....	46
Abbildung 24:	Anbringung des Armsensors .....	46
Abbildung 25:	Segmentwichtung der PAI-Werte .....	49
Abbildung 26:	Vom CUELA-Activity-System identifizierbare Tätigkeiten .....	50
Abbildung 27:	WIDAAN-Screenshot der Aktivitätsanalyse .....	51
Abbildung 28:	Diagramme zum relativen Vorkommen von Tätigkeiten .....	52
Abbildung 29:	Modell zur Energieumsatzbestimmung mit dem CUELA-Activity-System .....	53
Abbildung 30:	MetaMax 3B .....	54

Abbildung 31:	Herzfrequenzbasierte MET-Abschätzung, modifiziert nach <i>Strath</i> et al. [35] .....	55
Abbildung 32:	Aktivitätssensor AiperMotion 320 (Quelle: www.aipermotion.com) .....	56
Abbildung 33:	Instrumentierung während der Kalibrierung in der Vorstudie .....	61
Abbildung 34:	Zusammenhang zwischen Ganzkörper-PAI (PAI <sub>total</sub> ) und der Differenz zwischen gemessenen und Basis-MET (MET <sub>K4b2</sub> - MET <sub>Basis</sub> ) für Aktivitäten im Sitzen und Stehen und für Fortbewegungsaktivitäten .....	64
Abbildung 35:	Gegenüberstellung von MET <sub>HF</sub> und MET <sub>CA</sub> (Mittelwert ± SD je Aktivitätsintervall) .....	65
Abbildung 36:	Instrumentierung in der Kalibrierungsstudie .....	70
Abbildung 37:	Zusammenhänge zwischen PAI <sub>total</sub> und der Differenz zwischen MET <sub>MMX</sub> und MET <sub>Basis</sub> getrennt für jede Aktivitätskategorie (***) (*** p ≤ 0,001) .....	72
Abbildung 38:	Zusammenhang zwischen PAI <sub>total</sub> und der Differenz zwischen MET <sub>MMX</sub> und MET <sub>Basis</sub> .....	73
Abbildung 39:	Instrumentierung in der Validierungsstudie .....	79
Abbildung 40:	Gemessene (MetaMax) und geschätzte MET bei den untersuchten Tätigkeiten (Mittelwerte ± SD) .....	83
Abbildung 41:	Absolute Differenzen der verschiedenen Vorhersagen zum Kriterium (MET <sub>MMX</sub> - MET <sub>Vorhersage</sub> ) bei den untersuchten Tätigkeiten (Mittelwerte ± SD) .....	83
Abbildung 42:	Relative Differenzen der verschiedenen Vorhersagen zum Kriterium ((MET <sub>MMX</sub> - MET <sub>Vorhersage</sub> )/MET <sub>MMX</sub> ) * 100) bei den untersuchten Tätigkeiten (Mittelwerte ± SD) .....	84
Abbildung 43:	Mittelwerte und Standardabweichungen der relativen Vorhersagegüte (%RMSE) der MET-Abschätzungen bei verschiedenen Tätigkeiten .....	85
Abbildung 44:	Mittelwerte und Standardabweichungen der relativen Vorhersagegüte (%RMSE) der MET-Abschätzungen bei verschiedenen Personen .....	86
Abbildung 45:	Mittelwerte und Standardabweichungen der relativen Vorhersagegüte (%RMSE) der verschiedenen MET-Abschätzungen .....	86
Abbildung 46:	Streudiagramm der Mittelwerte von MET <sub>MMX</sub> und MET <sub>CA</sub> für alle Versuchspersonen und Tätigkeiten (farblich gruppiert nach Versuchspersonen) .....	87
Abbildung 47:	Bland-Altman-Plot für den Vergleich zwischen MET <sub>MMX</sub> und MET <sub>CA</sub> .....	88
Abbildung 48:	Streudiagramm der Mittelwerte von MET <sub>MMX</sub> und MET <sub>HF</sub> für alle Versuchspersonen und Tätigkeiten (farblich gruppiert nach Versuchspersonen) .....	89
Abbildung 49:	Streudiagramm der Mittelwerte von MET <sub>MMX</sub> und MET <sub>AM</sub> für alle Versuchspersonen und Tätigkeiten (farblich gruppiert nach Versuchspersonen) .....	90
Abbildung 50:	Bland-Altman-Plots für den Vergleich zwischen MET <sub>MMX</sub> und den MET-Abschätzungen aller untersuchten Methoden .....	91

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Vergleich verschiedener Verfahren zur Energieumsatzabschätzung, modifiziert nach <i>Andre</i> und <i>Wolf</i> [19].....	30
Tabelle 2:	Körperhaltungskategorien nach der OWAS Methode, modifiziert nach <i>Stoffert</i> [95].....	38
Tabelle 3:	Stichprobencharakteristika der Vorstudie zur Entwicklung der Energieumsatzvorhersage; VP = Versuchsperson.....	60
Tabelle 4:	Stichprobencharakteristika der Vorstudie zur Überprüfung der Energieumsatzvorhersage; VP = Versuchsperson.....	60
Tabelle 5:	Aktivitätsprotokoll der Vorstudie zur Energieumsatzbestimmung.....	60
Tabelle 6:	Stichprobencharakteristika der Kalibrierungsstudie.....	68
Tabelle 7:	Aktivitätsprotokoll der Kalibrierungsstudie.....	69
Tabelle 8:	Differenzen zwischen nachgeschlagenen $MET$ ( $MET_{Basis}$ ) und gemessenen $MET$ ( $MET_{MMX}$ ).....	71
Tabelle 9:	Ergebnisse der einfachen Regression zur Korrektur der $MET_{Basis}$ -Werte über $PAI_{total}$ .....	73
Tabelle 10:	Vorhersagegleichungen zur Korrektur der $MET_{Basis}$ -Werte über $PAI_{total}$ und Personenmerkmale.....	74
Tabelle 11:	Modellgüte und standardisierte Koeffizienten zur Korrektur der $MET_{Basis}$ -Werte über $PAI_{total}$ und Personenmerkmale.....	74
Tabelle 12:	Stichprobencharakteristika der Validierungsstudie.....	78
Tabelle 13:	Aktivitätsprotokoll der Validierungsstudie.....	79
Tabelle 14:	Gegenüberstellung der gemessenen $MET$ (MetaMax) und der mittels verschiedener Methoden geschätzten $MET$ während unterschiedlicher Tätigkeiten (Mittelwerte $\pm$ SD).....	82
Tabelle 15:	Individuelle Korrelationen zwischen $MET_{MMX}$ und den verschiedenen $MET$ -Abschätzungen.....	88
Tabelle 16:	Ergebnisse der Überprüfung der automatischen Aktivitätserkennung.....	96
Tabelle 17:	Übereinstimmungsmatrix zwischen Videoklassifizierung und automatischer Aktivitätserkennung.....	97
Tabelle 18:	Übereinstimmungsquote zwischen Videoklassifizierung und automatischer Aktivitätserkennung für jede Versuchsperson.....	97

## Abkürzungsverzeichnis

BMI	Body Mass Index
bpm	beats per minute, Schläge pro Minute
BWS	Brustwirbelsäule
CI	Confidence Interval, Konfidenzintervall
CUELA	Computerunterstützte Erfassung und Langzeitanalyse von Belastungen auf das Muskel-Skelett-System
DLW	Doubly isotopically labeled water, doppelt isopenmarkiertes Wasser
EMG	Elektromyografie
HF	Herzfrequenz
IDEEA	Intelligent Device for Energy Expenditure and Activity
LWS	Lendenwirbelsäule
MDD	Mainz-Dortmunder-Dosismodell
MET	Metabolisches Äquivalent (1 MET = 1 kcal·kg <sup>-1</sup> ·h <sup>-1</sup> )
OWAS	OVAKO Working Posture Analysing System
PAI	Physical Activity Intensity, Intensität der physischen Aktivität
RMSE	Root Mean Square Error, Wurzel der mittleren quadratischen Abweichungen
SE	Systematic Error, Systematischer Fehler/Bias
SEE	Standard Error of Estimate, Standardschätzfehler
TE	Total Error, Gesamtfehler
WIDAAN	Winkel-Daten-Analyse