

# Research Report RR-13-01



## Ergebnisse des AAL Projektes PAMAP Physical Activity Monitoring for Aging People Schätzung biomechanischer Parameter und Visualisierung körperlicher Aktivitäten

Gabriele Bleser, Attila Reiss, Daniel Steffen, Markus Weber und Didier Stricker  
Forschungsbereich Augmented Vision

02/2013

Research Report RR-13-01

**German Research Center for Artificial Intelligence (DFKI) GmbH**

Editorial Board: Prof. Dr. Frank Kirchner, Prof. Dr. Prof. h.c. Andreas Dengel, Prof. Dr. Hans Uszkoreit, Prof. Dr. Dr. h.c. mult. Wolfgang Wahlster

**Bibliographic information published by the German National Library**

The German National Library lists this publication in the German National Biography; detailed bibliographic data are available in the internet at <http://dnb.ddb.de>.

**Editorial Board:**

Prof. Dr. Frank Kirchner

Prof. Dr. Prof. h.c. Andreas Dengel

Prof. Dr. Hans Uszkoreit

Prof. Dr. Dr. h.c. mult. Wolfgang Wahlster

©German Research Center for Artificial Intelligence (DFKI) GmbH, 2013

This work may not be copied or reproduced in whole or in part for any commercial purpose. Permission to copy in whole or in part without payment of fee is granted for nonprofit educational and research purposes provided that all such whole or partial copies include the following: a notice that such copying is by permission of the German Research Center for Artificial Intelligence (DFKI) GmbH, Kaiserslautern, Federal Republic of Germany; an acknowledgement of the authors and individual contributors to the work; all applicable portions of this copyright notice. Copying, reproducing, or republishing for any other purpose shall require a licence with payment of fee to German Research Center for Artificial Intelligence (DFKI) GmbH.

Issue RR-13-01 (2013)

ISSN 0946-008x

**German Research Center for Artificial Intelligence**  
**Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz**  
**DFKI GmbH**

Founded in 1988, DFKI today is one of the largest nonprofit contract research institutes in the field of innovative software technology based on Artificial Intelligence (AI) methods. DFKI is focusing on the complete cycle of innovation – from world-class basic research and technology development through leading-edge demonstrators and prototypes to product functions and commercialization.

Based in Kaiserslautern, Saarbrücken and Bremen, the German Research Center for Artificial Intelligence ranks among the important 'Centers of Excellence' worldwide. An important element of DFKI's mission is to move innovations as quickly as possible from the lab into the marketplace. Only by maintaining research projects at the forefront of science DFKI has the strength to meet its technology transfer goals.

The key directors of DFKI are Prof. Wolfgang Wahlster (CEO) and Dr. Walter Olthoff (CFO). DFKI's research departments are directed by internationally recognized research scientists:

- Knowledge Management (Prof. A. Dengel)
- Cyber-Physical Systems (Prof. R. Drechsler)
- Robotics Innovation Center (Prof. F. Kirchner)
- Innovative Retail Laboratory (Prof. A. Krüger)
- Institute for Information Systems (Prof. P. Loos)
- Embedded Intelligence (Prof. P. Lukowicz)
- Agents and Simulated Reality (Prof. P. Slusallek)
- Augmented Vision (Prof. D. Stricker)
- Language Technology (Prof. H. Uszkoreit)
- Intelligent User Interfaces (Prof. W. Wahlster)
- Innovative Factory Systems (Prof. D. Zühlke)

In this series, DFKI publishes research reports, technical memos, documents (eg. workshop proceedings), and final project reports. The aim is to make new results, ideas, and software available as quickly as possible.

Prof. Wolfgang Wahlster  
Director



# Ergebnisse des AAL Projektes PAMAP (Physical Activity Monitoring for Aging People)

Schätzung biomechanischer Parameter und Visualisierung körperlicher Aktivitäten

Gabriele Bleser, Attila Reiss, Daniel Steffen, Markus Weber und Didier Stricker, Forschungsbereich Augmented Vision



02/2013

## **Abstract**

In the European AAL project PAMAP, an activity monitoring system for aging people based on wearable sensors has been developed. This system can be used in a clinical environment and specific structures, but also in daily life at home for both prevention and rehabilitation. Within this joint project, DFKI has researched and developed methods for activity monitoring, mainly based on inertial measurement units (IMUs), and interactive real-time visualization of the monitoring results with instant feedback. In contrast to existing monitoring systems, the developed system provides higher flexibility, precision and extended functionality. It enables monitoring of global activity parameters, such as frequency, intensity, type, and time, but also monitoring and support of specific exercises with real-time feedback and corrections. The latter component is based on a generic concept, where exercise motions are automatically learnt by the system. This provides a scalable approach and allows for personalized monitoring. The scientific and technological foundation of the developed monitoring methods brings together machine learning, classification, stochastic models, pattern recognition and model-based sensor fusion.

## **Zusammenfassung**

Innerhalb des europäischen AAL Rahmenprojektes PAMAP wurde ein Sensor-basiertes Aktivitäts-Monitoring-System für ältere Menschen entwickelt. Dieses System richtet sich sowohl an gesunde, als auch an eingeschränkte Menschen und kann sowohl in einer klinischen Umgebung oder speziellen Strukturen, als auch im alltäglichen häuslichen Bereich zum Zweck der Prävention und der Rehabilitation eingesetzt werden. Innerhalb dieses Rahmenprojektes hat das DFKI konkret entsprechende Aktivitäts-Monitoring-Verfahren mittels körpergetragener Sensorik (hauptsächlich inertielle Messeinheiten (IMUs)) und interaktive Visualisierungen der Auswertungsergebnisse, insbesondere während der Ausführung körperlicher Aktivitäten, das heißt in einem Echtzeit-Kontext, erforscht und entwickelt. Gegenüber existierenden Monitoring-Systemen bietet das finale System höhere Flexibilität, Präzision und Funktionalität. Es erlaubt die Überwachung allgemeiner Aktivitätsparameter sowie die Überwachung und Unterstützung spezifischer Übungen mit einem Echtzeit-Feedback. Letztere Komponente basiert auf einem generischen Konzept, bei dem Übungen eingelernt und so personalisiert unterstützt werden können. Die wissenschaftliche und technologische Basis des Systems besteht aus Methoden des maschinellen Lernens und der Klassifikation, stochastischen Modellen und Methoden der Mustererkennung sowie Methoden der modellbasierten Sensorfusion.



## Inhaltsverzeichnis

Abstract	iii
1 Projektziele	1
2 Wissenschaftlich-technischer Forschungsstand	1
3 Konsortium und Forschungsbeiträge des DFKI	3
4 Erzielte Ergebnisse	4
4.1 Allgemeines Aktivitäts-Monitoring . . . . .	4
4.2 Monitoring und Unterstützung spezifischer Übungen . . . . .	7
5 Schlussfolgerung	11
6 Danksagung	12
Literatur	12



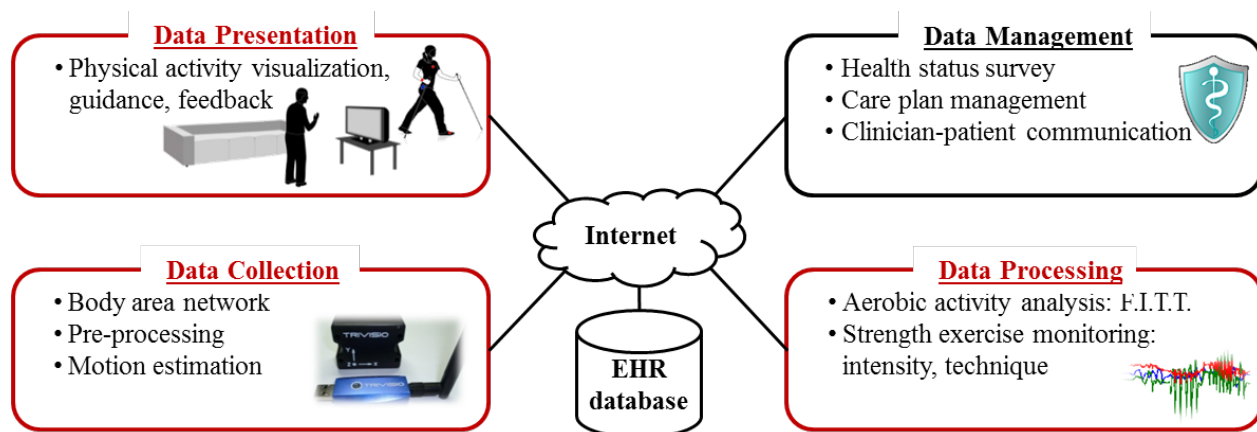


Abbildung 1: Architektur des gesamten PAMAP Systems. Die vom DFKI bearbeiteten Komponenten sind rot markiert. EHR (Electronic Health Record) steht für Elektronische Krankenakte.

## 1 Projektziele

Übergeordnetes Ziel des Rahmenprojektes PAMAP war die Entwicklung eines Sensor-basierten Aktivitäts-Monitoring-Systems für ältere Menschen. Dabei sollte sich das System sowohl an gesunde als auch an eingeschränkte Menschen richten, sowohl in einer klinischen Umgebung oder speziellen Strukturen als auch im alltäglichen häuslichen Bereich einsetzbar sein und der Prävention sowie der Rehabilitation dienen. Das System sollte den wachsenden Anteil der Senioren in unserer Gesellschaft zu einem höheren Aktivitätslevel ermutigen und im medizinischen Kontext individuelle Daten für frühzeitige Diagnosen und Überwachung von Therapien bereitstellen.

Die Arbeiten des DFKI konzentrierten sich dabei auf die Entwicklung und Implementierung entsprechender Aktivitäts-Monitoring-Verfahren mittels körpergetragener Sensorik und die interaktive Visualisierung der Auswertungsergebnisse, insbesondere während der Ausführung körperlicher Aktivitäten, das heißt in einem Echtzeit-Kontext.

Aus Endnutzer-Sicht sollte das Aktivitäts-Monitoring-System mit seinen Benutzerschnittstellen folgende Funktionalitäten aufweisen:

Es sollte die Erfassung und Messung körperlicher Aktivitäten mit einem didaktischen Aspekt und motivierenden Elementen verbinden. Der didaktische Aspekt meint hierbei die Unterstützung des Nutzers in der Ausführung spezifischer Aktivitäten und Programme durch die Bereitstellung von Anleitungen und gezielten Rückmeldungen. Motivierende Elemente schließen ebenfalls unmittelbare und gezielte Rückmeldungen sowie eine ansprechende, situationsgerechte Benutzerschnittstelle, aber auch das Aufzeichnen der Aktivitätsparameter für spätere Analysen und langfristiges Verfolgen ein.

Weiterhin sollten zwei Arten von Aktivitäten überwacht werden: aerobe oder globale Aktivitäten, die die Gesundheit des Herz-Kreislauf-Systems unterstützen und spezifische Kräftigungs-, Dehnungs- und Gleichgewichtsübungen, die den Muskelapparat erhalten. Im ersten Szenario sollte ein globales tägliches Aktivitätsprofil bezüglich Dauer, Intensität und Art typischer aerober und anderer Aktivitäten erstellt werden können. Im zweiten Szenario sollte die Ausführung spezifischer Übungen eines frei konfigurierbaren Programms bezüglich Quantität (Anzahl der Wiederholungen) und Qualität (Geschwindigkeit, Kontinuität, Bewegungsbereich, Pose, etc.) überwacht und durch spezifische Rückmeldungen unterstützt und ggf. korrigiert werden. Beide Monitoring-Szenarien sollten durch geeignete Hardware-Plattformen und Benutzerschnittstellen realisiert werden.

Abbildung 1 illustriert die Architektur des gesamten PAMAP Systems, wobei sich die Arbeiten des DFKI auf die rot markierten Komponenten und die Bereitstellung entsprechender Schnittstellen konzentrieren.

## 2 Wissenschaftlich-technischer Forschungsstand

Die Verfolgung physischer Aktivitäten im häuslichen Bereich (mit einem professionellen Hintergrund) beschränkt sich bis heute hauptsächlich auf den Bereich der sogenannten Tele-Rehabilitation. Entsprechende Systeme bieten im Allgemeinen keine komplexeren Funktionalitäten wie objektive Überwachung physischer

Aktivitäten, Anleitung und Mentoring und Dokumentation der Fortschritte eines Patienten innerhalb eines Programms [32]. Sie konzentrieren sich weiterhin meist auf einen bestimmten Aspekt physischer Aktivität, beispielsweise im Zusammenhang mit einer bestimmten Krankheit oder Pathologie, und sind nicht generell einsetzbar.

Ausgewogene physische Aktivität beinhaltet zwei Arten von Aktivitäten: aerobe Aktivitäten, die die Gesundheit des Herz-Kreislauf-Systems unterstützen und Übergewicht vorbeugen und spezifische Kräftigungs-, Dehnungs- und Gleichgewichtsübungen, die den Muskelapparat erhalten. Beide Arten sind notwendig, um ganzheitlich fit und gesund zu bleiben [10]. Ihre Überwachung basiert jedoch auf unterschiedlichsten Anforderungen und Prinzipien, die bisher nicht in einem einheitlichen System zusammengeführt wurden. Ein Anliegen des Projektes PAMAP war es, genau diese Lücke zu schließen.

Die Ziele eines aeroben Aktivitäts-Monitoring-Systems sind, unter anderen, die Erkennung der ausgeführten Aktivitäten sowie die Bestimmung der Dauer und der Intensität der erkannten Aktivität. Mit den so erhaltenen Informationen kann die Alltagsroutine einer Person im Detail abgebildet werden.

Aktivitätserkennung ist ein etabliertes Forschungsgebiet. Es wurde gezeigt, dass die Erkennung der elementaren Aktivitäten (liegen, sitzen, stehen, spazieren, laufen und Fahrrad fahren) unter Verwendung eines einzelnen 3D-Beschleunigungssensors möglich ist [5, 17]. Die aktuelle Forschung konzentriert sich unter anderem auf mobile Applikationen unter alleiniger Verwendung eines integrierten Sensors [6], die Nutzung der Aktivitätserkennung in gesellschaftlichen Applikationen [19], die Personalisierung der Aktivitätserkennung [4, 20] und die Erweiterung der zu erkennenden Aktivitäten (bis hin zur alltäglichen Nutzung). Die Erhöhung der Anzahl der zu erkennenden Aktivitäten unter Beibehaltung einer ähnlich hohen Erkennungsrate erfordert zum einen die Erhöhung der Anzahl der Sensoren, die die jeweilige Person tragen muss, und zum anderen die Einführung neuer Klassifizierungsalgorithmen. So ist z.B. ein am Unterarm angebrachter Sensor wünschenswert, um Alltags- oder Fitness-Aktivitäten mit ähnlichen Unterkörper-, aber unterschiedlichen Oberkörper-Bewegungen (z.B. spazieren und Nordic Walking) zu unterscheiden [3, 22].

Die meistgenutzten Klassifizierungsalgorithmen für Aktivitätserkennung sind manuell konstruierte [3, 22] oder automatisch generierte [5, 22] Entscheidungsbäume, Bayes-Klassifikatoren [17], neuronale Netze [22], kNNs (K-Nearest-Neighbor) und SVMs (Support Vector Machine). Einen Vergleich verschiedener Klassifikatoren für die Aktivitätserkennung findet man in [18] und [2]. Der Einsatz von sogenannten meta-level Klassifikatoren ist in der Aktivitätserkennung noch weniger verbreitet [39]. Ein Vergleich von base-level und meta-level Klassifikatoren für die Aktivitätserkennung ist in [23] gegeben.

Für die Schätzung der Intensität der ausgeführten Aktivitäten sind von den verschiedenen Inertialsensoren, wie schon für die Aktivitätserkennung [21], die 3D-Beschleunigungssensoren am besten geeignet. Neben Inertialsensoren wurden für die Schätzung der Intensität auch physiologische Sensoren, wie etwa Herzfrequenzmessgeräte [35], untersucht.

In den letzten Jahren (während der Projektlaufzeit) ist die Anzahl und Verfügbarkeit der im Handel erhältlichen Aktivitäts-Monitoring-Systeme gestiegen. Die meisten dieser Produkte beinhalten einen am Körper des Benutzers angebrachten Sensor (z.B. als Armband, auf dem Gürtel oder direkt in ein mobiles Gerät integriert). Studien zeigen die gute Präzision einiger dieser Systeme wie z.B. Actiheart [7] oder SenseWear [15]. Die erhältlichen Systeme beschränken sich jedoch auf wenige Anwendungsszenarien und konzentrieren sich auf wenige Features, meistens in Verbindung mit der Schätzung des Energieaufwandes der ausgeführten Aktivitäten. Außerdem sind diese mobilen Systeme nicht in vorhandene elektronische Gesundheitssysteme eingebunden. Die Erkennung der ausgeführten Aktivitäten unter Alltagsbedingungen, d.h. nicht nur beschränkt auf spezielle Szenarien, eine präzisere Abschätzung der Intensitäten sowie die Anbindung des entwickelten mobilen Aktivitäts-Monitoring-Systems an eine EHR bilden die Schwerpunkte im Szenario des aeroben Aktivitäts-Monitoring im Projekt PAMAP.

Im Gegensatz zu der Ausübung allgemeiner und aerober Aktivitäten sind Kräftigungsübungen oft ungewohnt, insbesondere für ältere Menschen. Solche Übungen erfordern die Wiederholung sehr kurzer Bewegungssequenzen, die präzise ausgeführt werden müssen, um Schaden zu vermeiden und den gewünschten Effekt zu erzielen. Die Überwachung solcher Programme basiert daher auf der präzisen Verfolgung und Auswertung der Bewegungen, um Fehler ermitteln und korrigieren zu können.

Zu diesem Zweck existieren heutzutage zahlreiche kommerzielle Motion Capturing Systeme, die unterschiedliche Technologien nutzen. Kamera-basierte Systeme (z.B. Vicon, ART) sind sehr präzise, jedoch teuer, räumlich eingeschränkt und nur unter Laborbedingungen einsetzbar. Inertiale Systeme (z.B. Moven, Animazoo) sind räumlich nicht eingeschränkt, liefern aber weniger präzise Ergebnisse. Außerdem sind die verfügbaren Systeme im Allgemeinen nicht für das Monitoring älterer Menschen geeignet, da sie unhandlich sind und z.B. das Tragen spezieller Anzüge mit eingearbeiteten Markern bzw. Sensoren und Verkabelung benötigen. Ein Ziel im Projekt PAMAP war es daher, neueste Entwicklungen in der drahtlosen Netzwerk-

---

Kommunikation und der integrierten Schaltkreis- und Mikrosystemtechnik mit innovativen Sensorfusionsalgorithmen zusammenzubringen, um ein flexibles, autonomes und leichtgewichtiges inertiales System zur präzisen Bewegungsschätzung und -überwachung zu entwickeln.

Basierend auf einer präzisen Bewegungserfassung, stand in PAMAP die Überwachung und Auswertung quantitativer und qualitativer Parameter bei der Durchführung spezieller Übungen im Vordergrund. Trotz des Wissens um die Wichtigkeit einer präzisen Ausführung [10] fehlte es sowohl an entsprechender Literatur als auch an Systemen, die diese Art des Monitorings bzw. der Unterstützung spezieller Übungen realisieren.

Bekannte Spielekonsolen (z.B. Nintendo Wii, Sony EyeToy, Xbox Kinect) wurden zunehmend mit kostengünstigen Bewegungssensoren ausgestattet und erlauben grobe direkte Rückmeldungen bei der Ausübung von Fitnessspielen. Obwohl solche Spiele motivierend wirken und sich, laut Fallstudien, positiv auf Gleichgewicht, Kraft und allgemeine Fitness auswirken können, ist der Einsatz solcher Systeme, insbesondere in einem professionellen medizinischen Kontext und für ältere Menschen laut [36] fragwürdig: Die wenigen überwachten Parameter sind nicht dokumentiert und führen zu unpräzisen Rückmeldungen. Die Übungen und Bewegungsabläufe sind nicht auf einen professionellen medizinischen Kontext zugeschnitten und können nicht personalisiert werden. Die Nutzung solcher Systeme führte mehrfach zu Verletzungen. Außerdem fehlt eine Verbindung zu einer elektronischen Krankenakte.

Neuere Systeme mit medizinischem Hintergrund sind beispielsweise der Orthopädie-Trainer von Philips<sup>1</sup> und ValedoMotion von Hocoma<sup>2</sup>. Beide Systeme basieren auf körpergetragenen IMUs, unterstützen die Ausführung spezieller Übungen mit Video-Instruktionen und Rückmeldungen bezüglich der Qualität der Bewegungen und dokumentieren das Training. Jedoch konzentrieren sich beide Systeme nur auf bestimmte Bereiche des Körpers, die mit wenigen Sensoren überwacht werden (z.B. Hüfte und Knie, Rücken) und bieten eine begrenzte Menge an Übungen. Der Philips Orthopädie-Trainer ist außerdem nur für den Einsatz unter medizinischer Aufsicht vorgesehen und wurde mittlerweile vom Markt zurückgezogen. Das Ziel im Projekt PAMAP war es, ein System zu entwickeln, welches Übungen unterstützt, die den ganzen Körper einbeziehen und welches eine generische Personalisierung der Übungen durch Einlernen anbietet. Nur durch personalisierbare Übungen kann die Anwendbarkeit des Systems für gesunde aber auch eingeschränkte Menschen gleichermaßen gewährleistet werden und nur durch einen generischen Ansatz ist eine universelle Einsetzbarkeit gegeben.

### 3 Konsortium und Forschungsbeiträge des DFKI

PAMAP ist ein interdisziplinäres Projekt, welches Hardwareentwickler (Trivisio GmbH), Entwickler kommerzieller Software (INTRACOM Telecom), Experten der Biomechanik (Universität Compiegne, UTC), Experten der Signalverarbeitung und interaktiven Visualisierung (DFKI) und medizinische Spezialisten (CIT-INSERM) zusammengeführt hat. In PAMAP wurden modernste Sensorik und innovative Verfahren integriert, um physische Aktivitäten unter medizinischen und gesundheitlichen Aspekten zu messen und zu visualisieren. Hierzu war eine enge Kooperation sowohl mit medizinischen Experten als auch mit Sensorenherstellern notwendig. Parallel dazu wurde mit Experten der Biomechanik ein Modell des menschlichen Körpers entwickelt, um die erhobenen Daten in Relation zu den wichtigen biomechanischen Parametern zu setzen. Die Schlüsselrolle des Forschungsbereichs Augmented Vision am DFKI bestand dann darin, Messdaten und Modell mithilfe innovativer Sensorfusionsalgorithmen zusammenzuführen, relevante Aktivitätsparameter zu extrahieren und diese letztendlich darzustellen. Die Forschungsbeiträge des DFKI können folgendermaßen zusammengefasst werden:

- Entwicklung drahtloser Sensornetzwerke bestehend aus inertialen Messeinheiten (IMUs) (Zusammenarbeit mit Trivisio)
- Biomechanische Modellierung des Körpers
- Entwicklung von Algorithmen zur Sensordatenvorverarbeitung und Bewegungsschätzung aus körpergetragenen IMUs
- Entwicklung von Algorithmen zur Schätzung globaler Aktivitätsparameter auf einem mobilen Endgerät
- Entwicklung von Algorithmen zum Einlernen und Monitoring spezieller Kräftigungsübungen für den ganzen Körper (Zusammenarbeit mit UTC)

---

<sup>1</sup><http://www.research.philips.com/cgi-bin/search.cgi?cc=1&URL=http://www.research.philips.com/initiatives/orthopedictrainer/de/index.html&q=com&wm=wr>

<sup>2</sup><http://www.hocoma.com/products/valedo/>

- Informationsmanagement und interaktive Visualisierung von Aktivitätsparametern auf einem mobilen Gerät und einer PC/TV Station mit direkten Rückmeldungen (Zusammenarbeit mit INTRACOM)
- Entwicklung eines Experten-Tools mit grafischer Benutzeroberfläche zur Aufnahme, Visualisierung, Analyse, Modellierung und Annotation von Referenzbewegungen.

Diese Entwicklungen werden nachfolgend genauer beschrieben.

## 4 Erzielte Ergebnisse

Im Projekt PAMAP wurden zwei Anwendungsfälle definiert: das Monitoring aerober Aktivitäten (um die Gesundheit des Herz-Kreislauf-Systems zu fördern) und das Monitoring spezieller Kräftigungsübungen (um die Gesundheit und Fitness des Muskel-Skelett-Systems zu erhalten, zu fördern oder nach einer Erkrankung zu rehabilitieren). Medizinische Spezialisten empfehlen eine ausgewogene Mischung beider Arten physischer Aktivität (vgl. [13]). Somit stellen die definierten Anwendungsfälle sicher, dass das PAMAP System eine ganzheitliche Überwachung empfohlener physischer Aktivitäten ermöglicht.

### 4.1 Allgemeines Aktivitäts-Monitoring

Das Ziel im Szenario des allgemeinen Aktivitäts-Monitoring war die Entwicklung eines mobilen und leichtgewichtigen Systems, welches das präzise Monitoring aerober Aktivitäten im Alltag ermöglicht. Genauer wurde die Erkennung der ausgeführten Aktivitäten und die Bestimmung ihrer Intensität spezifiziert. Weiterhin sollte der Benutzer durch das System unterstützt und motiviert werden, indem letzteres Echtzeit-Feedback über ausgeführte Aktivitäten bereitstellt. Die folgenden Abschnitte beschreiben das entwickelte mobile System, die Datenverarbeitung und Klassifizierungs-Algorithmen, die Evaluierung des mobilen Systems anhand neu erstellter Datensätze, die Benutzeroberfläche und Visualisierung der ermittelten Aktivitätsdaten und schließlich die Integration des mobilen Systems in das PAMAP Gesamtsystem. Der Abschnitt wird mit einem Ausblick und der Definition neuer Problemstellungen im Bereich des aeroben Aktivitäts-Monitoring abgeschlossen.

Im Gegensatz zur Überwachung und Unterstützung spezieller Übungen wird das System zum allgemeinen Aktivitäts-Monitoring vom Benutzer über einen längeren Zeitraum im Alltag verwendet und muss daher entsprechende Anforderungen erfüllen: Das System sollte mobil und leichtgewichtig sein und nur eine begrenzte Zahl an Sensoren benötigen. Das im Rahmen des Projekts PAMAP entwickelte System besteht daher aus folgenden Komponenten: drei drahtlose Inertialsensoren des Projektpartners Trivisio (befestigt an Brust, Unterarm und Fußgelenk des Benutzers), ein drahtloses Herzfrequenzmessgerät und eine mobile Verarbeitungseinheit (hier: Viliv S5 UMPC), welche für Datenaufzeichnung, Datenverarbeitung und Echtzeit-Feedback mittels Visualisierung der ermittelten Aktivitätsdaten verwendet wird. Dieses mobile System und die einzelnen Hardware-Komponenten werden in [25] im Detail beschrieben. Eine Analyse der Erkennungsraten verschiedener Sensor-Konfigurationen in [26] hat ergeben, dass die vorgeschlagene Sensor-Konfiguration (drei Inertialsensoren und ein Herzfrequenzmessgerät) die minimal notwendige Konfiguration darstellt, um die oben definierten Ziele - insbesondere die Aktivitätserkennung betreffend - erreichen zu können.

Bezüglich der Datenverarbeitung bestand das Ziel in der Ableitung allgemeiner Parameter der vom Benutzer ausgeführten alltäglichen Aktivitäten, nämlich die Erkennung traditionell empfohlener physischer Aktivitäten mit hoher Zuverlässigkeit und die Schätzung der Intensität der ausgeführten Aktivitäten. Konkret war die Erkennung der aeroben Aktivitäten spazieren, laufen, Fahrrad fahren und - die unter älteren Menschen in Deutschland beliebte Aktivität - Nordic walking das Ziel. Dies wurde mit der Erkennung der Körperstellungen liegen, sitzen und stehen, sowie einigen typischen Haushaltsaktivitäten (z.B. bügeln) erweitert, um die Alltagsroutine einer Person im Detail und präzise beschreiben zu können. Bei der Intensitätsschätzung der ausgeführten Aktivitäten war das Ziel zwischen leichten, moderaten und hohen Aktivitäten zu unterscheiden. Dies entspricht laut medizinischen Empfehlungen [13] der groben Klassifizierung der Intensitätslevel verschiedener Aktivitäten und basiert auf dem Kompendium physischer Aktivitäten [1]: Dieses Dokument definiert die Intensitätslevel von über 600 Aktivitäten mit ihren MET-Werten (MET = metabolic equivalent of task). Die drei Intensitätsklassen werden daher wie folgt definiert: leichte Aktivitäten (<3.0 METs, z.B. liegen, sitzen, bügeln); moderate Aktivitäten (3.0 - 6.0 METs, z.B. spazieren, Fahrrad fahren, Nordic walking); hohe Aktivitäten (>6.0 METs, z.B. laufen, Treppen steigen, seilspringen).

Um die definierten Ziele der Aktivitätserkennung und Intensitätsschätzung zu erreichen, wurde eine Datenverarbeitungskette entwickelt, die aus den Schritten Vorverarbeitung, Segmentierung, Extrahierung von

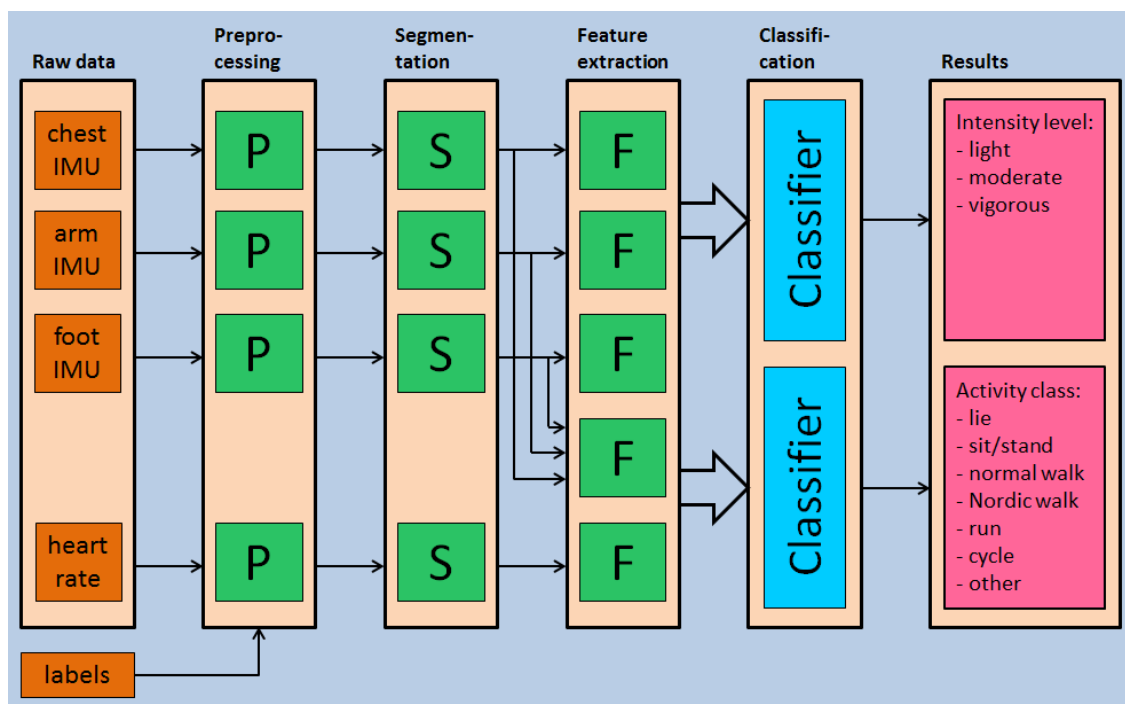


Abbildung 2: Die entwickelte Datenverarbeitungskette für die Erkennung physischer Aktivitäten und die Schätzung ihrer Intensität.

Features und Klassifizierung besteht. Diese Verarbeitungskette ist in Abbildung 2 dargestellt und wird in diesem Abschnitt kurz erläutert. Die Vorverarbeitung beinhaltet die Synchronisation der Sensoren (drei Inertialsensoren und Herzfrequenzmessgerät) und die Kompensation von Datenverlusten, verursacht durch drahtlose Datenübertragung. Im nächsten Schritt werden die rohen Sensordaten segmentiert. Dabei werden 5.12 Sekunden lange Segmente mit einer Verschiebung von einer Sekunde erstellt. Anschließend werden Features von jedem Segment extrahiert: Features im Zeitbereich (z.B. Durchschnitt, Normalabweichung, Höchstwert) und Frequenzbereich (z.B. Entropie, Energie verschiedener Frequenzbereiche) werden berechnet. Schließlich werden diese Features als Input für den Klassifizierungsschritt verwendet. Bei der Klassifizierung lag der Fokus darauf, die Performanz verschiedener traditionell angewendeter Klassifikatoren für die Aktivitätserkennung und Intensitätsschätzung zu analysieren und neue Methoden auf diesem Gebiet einzuführen. Algorithmen wie manuell konstruierte oder automatisch generierte Entscheidungsbäume, Naive Bayes, SVM und kNN wurden dabei untersucht. Weiterhin wurden auch meta-level Klassifikatoren (boosting, bagging) untersucht, die auf dem Gebiet des aeroben Aktivitäts-Monitoring weniger verbreitet sind. Die höchsten Erkennungsraten wurden mit dem Algorithmus AdaBoost.M1 [12] in Kombination mit Entscheidungsbäumen erzielt: 90.65% für die Aktivitätserkennung und 95.65% für die Intensitätsschätzung (benutzerunabhängige Evaluierung).

Die erreichten hohen Erkennungsraten bedeuten eine zuverlässige Anwendbarkeit des Gesamtsystems und aus wissenschaftlicher Sicht einen Fortschritt im Vergleich zum Stand der Technik. Die entwickelte Datenverarbeitungskette und die unterschiedlichen Klassifikations-Algorithmen werden in [27], [28] und [30] beschrieben. Außerdem wurden in [31] unterschiedliche algorithmische Aspekte im Zusammenhang mit der Klassifizierung untersucht, wie z.B. die Verwendbarkeit von meta-level Klassifikatoren in mobilen Aktivitäts-Monitoring-Systemen. Hierbei stellte sich die Frage, ob die komplexeren meta-level Klassifikatoren auf mobilen Verarbeitungseinheiten mit begrenzten Ressourcen implementierbar sind. Die durchgeführten Tests geben darauf eine positive Antwort. Weiterhin wurde in [31] für die Wahl benutzerunabhängiger Evaluierungsmethoden gegenüber benutzerabhängiger Evaluierung argumentiert, da erstere besser die übliche Verwendung von Aktivitäts-Monitoring-Systemen simuliert: Die Algorithmen werden meist mit Daten ausgewählter Testpersonen trainiert und das System wird danach von Testpersonen-unabhängigen Benutzern angewendet.

Um die entwickelten Verfahren und Klassifikations-Algorithmen zu evaluieren, wurden mit den verschiedenen Prototypen des mobilen Systems Daten von mehreren Testbenutzern aufgenommen. Die Datenerfassung und ihre Aufbereitung als allgemein nutzbare Datensätze für physisches Aktivitäts-Monitoring werden im Detail in den Publikationen [27], [31] und [28] beschrieben. Darüber hinaus wurden die im Rahmen des Projektes

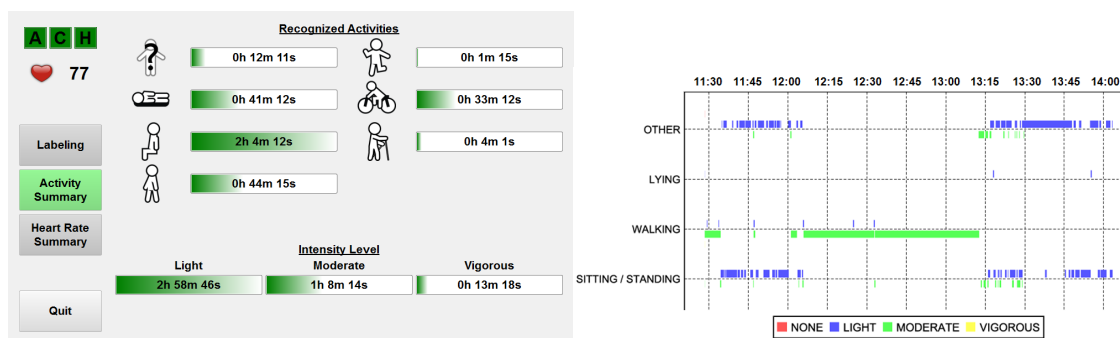


Abbildung 3: Visualisierung der ermittelten Aktivitätsdaten. Links: Echtzeit-Feedback auf dem mobilen Gerät. Rechts: Darstellung in der EHR für den behandelnden Arzt.

PAMAP erstellten neuen Datensätze für wissenschaftliche Zwecke auf der Projektwebseite veröffentlicht<sup>3</sup>. Da im Forschungsgebiet des physischen Aktivitäts-Monitoring keine allgemein verwendeten und als Standard angesehenen Datensätze existieren, wird die Veröffentlichung der PAMAP-Datensätze von der Forschungsgemeinschaft als wertvoller Beitrag angesehen. Außerdem wurde in [28] und [29] auf dem Datensatz PAMAP2 eine vergleichende Analyse (Benchmark) unterschiedlicher Klassifikations-Probleme durchgeführt, welche als Grundlage und als Vergleich für zukünftige Forschungsarbeiten in diesem Forschungsgebiet dient. Dabei haben die Klassifikatoren kNN und AdaBoost.M1 in Kombination mit Entscheidungsbäumen die höchsten Erkennungsraten erzielt. Weiterhin zeigt der Benchmark auch Schwierigkeiten in der Aktivitätserkennung auf und weist darauf hin, dass die Erkennung einer hohen Anzahl von Aktivitäten und die Personalisierung der Algorithmen noch weitestgehend ungelöste Herausforderungen sind.

Die gesamte Datenverarbeitungskette wurde auf der verwendeten mobilen Verarbeitungseinheit implementiert. So wurde die Hauptfunktionalität (Echtzeiterkennung der ausgeführten Aktivitäten und Bestimmung ihrer Intensität) des mobilen Aktivitäts-Monitoring-Systems realisiert.

Neben der Ermittlung der allgemeinen Aktivitätsparameter bietet die entwickelte Applikation noch weitere Funktionen, welche über eine einfache Benutzeroberfläche zu erreichen sind. So bietet diese auch eine Zusammenfassung der ausgeführten Aktivitäten des jeweiligen Tages und somit Echtzeit-Feedback für den Benutzer (siehe Abbildung 3, links). Die gesamte Funktionalität der mobilen Applikation wird in [25] im Detail beschrieben. Darüber hinaus wurde das entwickelte mobile System mit der EHR des Projektpartners INTRACOM integriert. Die Anbindung beinhaltet unter anderem einen bidirektionalen Kommunikationskanal zwischen dem mobilen Gerät und der EHR, welcher zum einen das Herunterladen persönlicher Information (z.B. Alter, Gewicht, Ruhepuls) von der EHR auf das mobile Gerät und zum anderen das Hochladen ermittelter Aktivitätsdaten (welche Aktivitäten wurden wie lange und mit welcher Intensität vom Benutzer ausgeführt) in umgekehrter Richtung ermöglicht. Durch die langfristige Speicherung der gewonnenen Daten in der elektronischen Krankenakte kann beispielsweise der behandelnde Arzt den täglichen Fortschritt seines Patienten mitverfolgen. Eine Visualisierung der Daten in der Weboberfläche der EHR wurde von dem Projektpartner INTRACOM entwickelt (siehe Abbildung 3, rechts). Das integrierte Gesamtsystem für aerobes Aktivitäts-Monitoring wird in der Publikation [25] ausführlich beschrieben.

Der finale PAMAP-Prototyp des aeroben Aktivitäts-Monitoring-Systems wurde während der klinischen Studie von November 2011 bis Juni 2012 mit 30 Teilnehmern getestet. Die Ziele dieser Studie waren unter anderem das Testen des mobilen Aktivitäts-Monitoring-Prototyps unter realen Bedingungen, die Akzeptanz älterer Benutzer gegenüber dem entwickelten Prototyp und die Datenerfassung von älteren Menschen. Die Teilnehmer der klinischen Studie fanden das Anbringen der Sensoren unproblematisch und das Tragen der Sensoren als nicht störend während der Ausübung ihrer täglichen Routine. Im Gegensatz dazu empfanden die Teilnehmer das Tragen der mobilen Verarbeitungseinheit (Viliv S5) als eher störend. Außerdem hat die Studie gezeigt, dass die Robustheit des Prototyps für die Anwendung im täglichen Leben noch verbessert werden muss. Da die klinische Studie im Szenario des allgemeinen Aktivitäts-Monitoring bis zum Projektende lief, ist die Evaluierung der in diesem Szenario entwickelten Methoden auf den Daten der Studie erst in Folgeprojekten möglich. Weiterhin ist geplant, dass aus den während der Studie erfassten Daten ein neuer Datensatz erstellt und veröffentlicht wird. Dieser Datensatz sollte besonders wertvoll für die Forschungsgemeinschaft sein, da er Daten zur Verfügung stellt, die von älteren Menschen erfasst wurden. Derartige Datensätze sind zurzeit nicht verfügbar.

<sup>3</sup><http://www.pamap.org/demo.html>

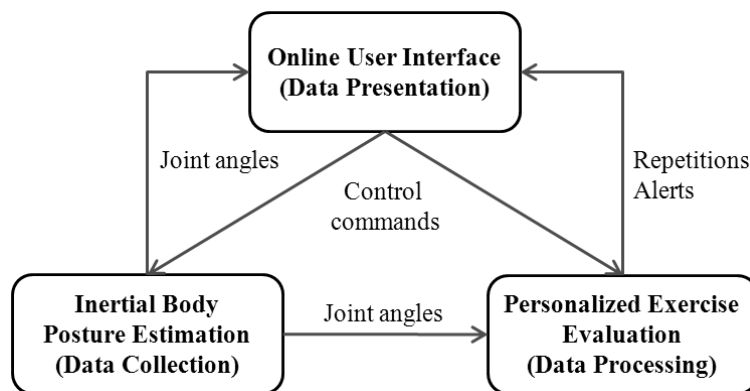


Abbildung 4: Architektur des Monitoring-Systems für spezifische Übungen.

### Zusammenfassung

Im Projekt PAMAP wurde ein einsatzfähiger Aktivitäts-Monitoring-Prototyp entwickelt und getestet. Allgemeine Konzepte wurden definiert und Referenzdatensätze wurden auch für weitere Forschungsarbeiten erstellt. Damit wurden die Grundlagen für die weiterführende Entwicklung eines personalisierten Aktivitäts-Monitoring-Systems für den Alltag gelegt. Im Rahmen des Projektes PAMAP konnten darüber hinaus die Besonderheiten und Schwierigkeiten im Bereich Aktivitäts-Monitoring analysiert und neue, weiterführende Herausforderungen definiert werden. Als wichtigste Problemstellungen wurden dabei die Aktivitätserkennung als komplexeres Klassifikationsproblem (d.h. Erweiterung der zu erkennenden Aktivitäten [31, 28]) und die Personalisierung der Aktivitätserkennung [28] identifiziert. Diese Problemstellungen werden im PAMAP-Folgeprojekt ActivityPlus - gestartet im Mai 2012 und finanziert von der Stiftung Rheinland-Pfalz für Innovation - adressiert, wobei wesentlich auf die Ergebnisse des Projektes PAMAP zurückgegriffen wird.

## 4.2 Monitoring und Unterstützung spezifischer Übungen

Im zweiten PAMAP Szenario sollte die Ausführung spezifischer Übungen (z.B. Kräftigungs-, Dehnungs- und Gleichgewichtsübungen) eines frei konfigurierbaren Trainingsprogramms bezüglich Quantität und Qualität überwacht werden. Für die dazu notwendige präzise Bewegungserfassung sowie die Benutzerschnittstelle sollte eine geeignete Hardware-Plattform entwickelt werden. Das System sollte außerdem einen didaktischen Aspekt sowie motivierende Elemente aufweisen. Der didaktische Aspekt meint hierbei die Unterstützung des Nutzers in der Ausführung der Übungen und Programme durch Bereitstellung von Anleitungen und gezielten Rückmeldungen. Motivierende Elemente schließen ebenfalls unmittelbare und gezielte Rückmeldungen und Korrekturen sowie eine ansprechende, situationsgerechte Benutzerschnittstelle, aber auch das Aufzeichnen der Aktivitätsparameter für spätere Analysen und langfristiges Verfolgen ein.

Abbildung 4 illustriert die Architektur des Monitoring-Systems für spezifische Übungen, d.h. die Hauptkomponenten und ihre Interaktion. Diese Grafik ist eine Instanz der allgemeinen Systemarchitektur in Abbildung 1 (rot markierte Bereiche). Die Hauptkomponenten bestehen in der Benutzerschnittstelle (Online User Interface) und den notwendigen Basistechnologien zur Bewegungserfassung über körpergetragene IMUs (Inertial Body Posture Estimation) und zur personalisierten Bewegungsauswertung (Personalized Exercise Evaluation). Während der Benutzer mit der Benutzerschnittstelle (BS) interagiert (beispielsweise durch Auswahl bestimmter Übungen oder Programme), werden entsprechende Kontrollsignale an die darunter liegenden Komponenten gesendet (z.B. Signal zur Kalibrierung oder Auswahl eines Programms). In umgekehrter Richtung werden die erfassten Bewegungen in Form von Gelenkwinkeln (joint angles) sowie darauf aufbauend die Ergebnisse der Bewegungsanalyse, d.h. die Anzahl der detektierten Wiederholungen (repetitions) und Korrekturen im Falle falsch ausgeführter Bewegungen (alerts) an die BS gesendet und dort in audio-visuelle Rückmeldungen übersetzt.

Um das PAMAP-System in unterschiedlichsten Kontexten (medizinisch, privat, Prävention, Rehabilitation) und für sowohl gesunde als auch für eingeschränkte ältere Menschen nutzbar zu machen, ist ein generischer und personalisierbarer Ansatz wichtig. Konkret bedeutet dies: (1) Beliebige repetitive Bewegungsabläufe sollten als Übungen definiert werden können; (2) die Auswertung sollte personalisiert sein, also mögliche Einschränkungen des Benutzers einbeziehen. Das PAMAP-Konzept erreicht diese anspruchsvollen Ziele durch die Definition und das Einlernen von Referenzbewegungen, die in der Bewegungsauswertung

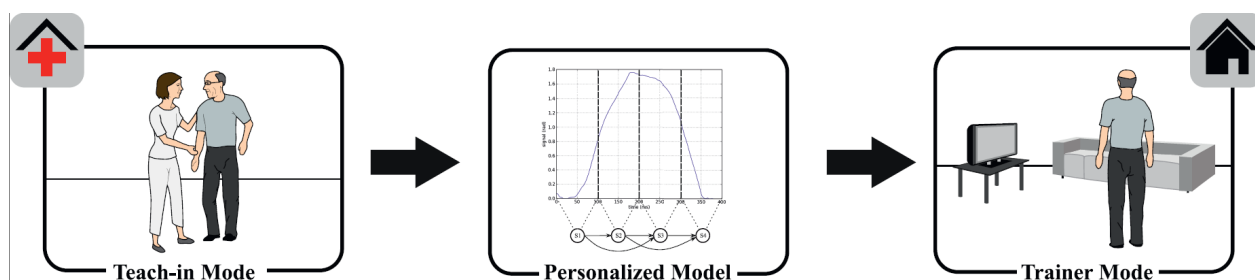


Abbildung 5: Über das Konzept des Einlernens von Referenzbewegungen wird eine generische und personalisierte Bewegungsauswertung erreicht.

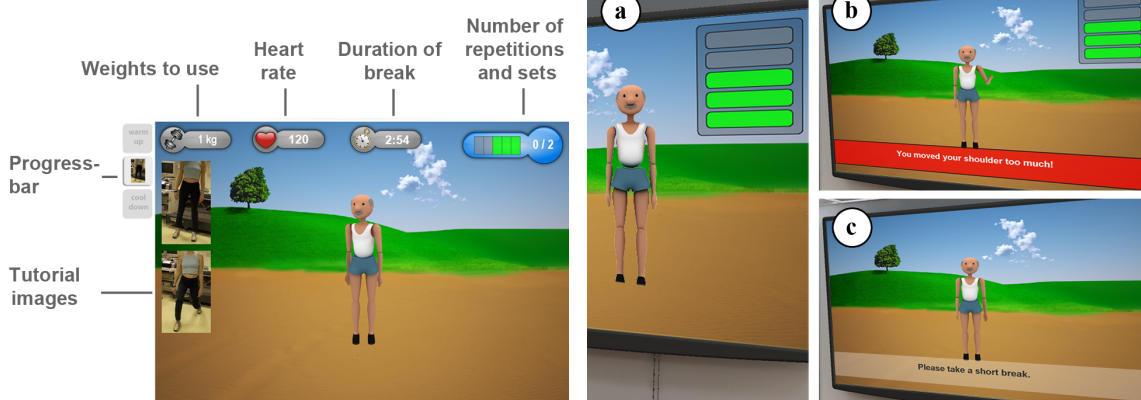


Abbildung 6: Die Benutzerschnittstelle während einer Übung.

zum Abgleich herangezogen werden. Die Idee wird in Abbildung 5 dargestellt. Der Benutzer übt sein Trainingsprogramm zunächst einmal unter Aufsicht, beispielweise eines Physiotherapeuten, ein (Teach-in Mode). In dieser Phase werden wenige Ausführungen jeder Bewegungssequenz aufgezeichnet, verarbeitet und als prototypisches Referenzmodell (Personalized Model) abgespeichert. Somit kennt das Monitoring-System die individuellen Bewegungsmuster des Benutzers und zieht diese als Referenz beim erneuten Trainieren (Trainer Mode) heran. Um dieses Konzept zu realisieren, wurden innovative Verfahren zur Bewegungserfassung sowie zur Segmentierung, zur Modellierung und zum Abgleich von Bewegungsmustern in kontinuierlichen Bewegungsdaten entwickelt.

Im Folgenden wird zunächst die Benutzerschnittstelle genauer beschrieben. Nachfolgend werden die oben erwähnten Schlüsseltechnologien zur Datenverarbeitung skizziert. Eine Systemübersicht ist auch in [33] gegeben. Die Benutzerschnittstelle (BS) entspricht einem digitalen Trainer, der einen Benutzer durch einzelne Übungen oder Übungsprogramme (bestehend aus einer Aufwärmphase, einer Anzahl von Übungen und einer Erholungsphase) führt und dabei Rückmeldungen bezüglich der Ausführung sowie eine finale Zusammenfassung liefert. Während die Datenverarbeitung auf einem Computer (z.B. einem Laptop) stattfindet, wurden ein Fernseher als Ausgabegerät und eine Fernbedienung als Interaktionsgerät gewählt. Diese vertrauten Geräte erleichtern älteren Menschen den Umgang mit der neuen Technologie. Übungsprogramme werden hierbei über ein im Projekt entwickeltes XML Format spezifiziert und können über ein Front-End der EHR-Applikation (des Projektpartners INTRACOM) erstellt werden.

Abbildung 6 zeigt die grafische Benutzeroberfläche während einer Übung. Das Design wurde im Hinblick auf ältere Menschen und in Zusammenarbeit mit dem Partner CIT-INSERM entwickelt. Der digitale Trainer führt den Benutzer automatisch durch ein Übungsprogramm. Für jede Übung werden die vorgesehenen Gewichte, die Anzahl der Wiederholungen, Sätze und Pausen sowie die erfassten Bewegungen über einen Avatar, visualisiert. Die detektierten Wiederholungen werden automatisch gezählt und führen so zum Fortschritt des Programms. Abweichungen von den Referenzbewegungen werden über spezifische visuelle und auditive Meldungen sofort an den Benutzer zurückgemeldet. So kann dieser seine Bewegungen korrigieren. Die BS bietet vielfältige weitere Funktionalitäten und Hilfestellungen, die insbesondere für die klinische Studie entwickelt und aufbereitet wurden. Genauere Beschreibungen liefern [34, 33, 16]. Eine Demo-Version ist außerdem auf



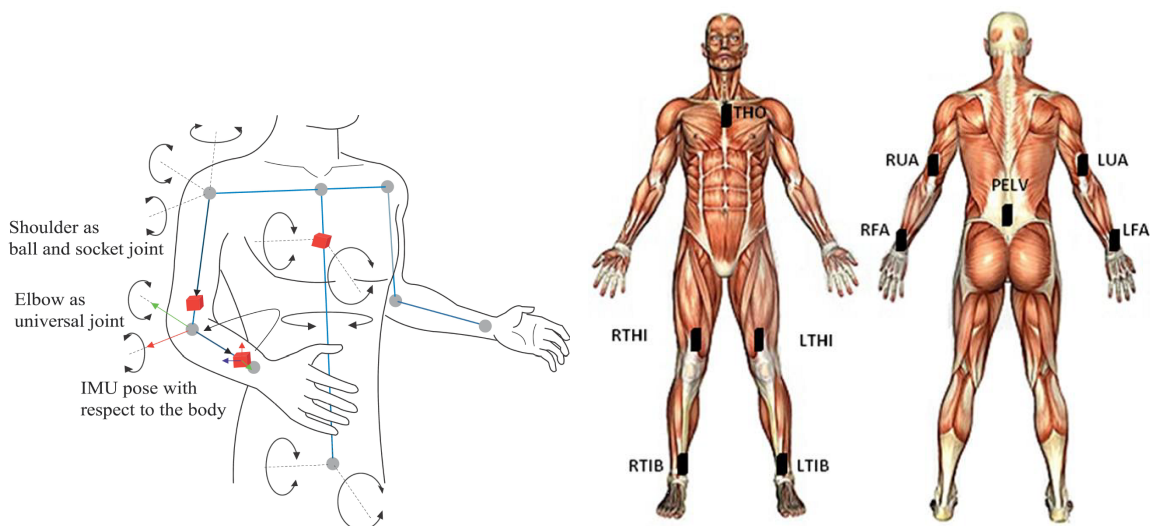


Abbildung 7: Biomechanisches Modell des Oberkörpers mit IMU Positionen (links). IMU Positionen am ganzen Körper (rechts).

der PAMAP-Website verfügbar<sup>4</sup>.

Die Bewegungsanalyse basiert auf einer robusten, ausreichend präzisen und insbesondere reproduzierbaren Erfassung aller wichtigen Gelenkwinkel des Körpers. Hierzu muss ein IMU an jedem unabhängigen Körpersegment befestigt werden, welches überwacht werden soll. In PAMAP wurde zunächst ein biomechanisches Modell des menschlichen Körpers entwickelt (siehe Abbildung 7 (links) für den Oberkörper), welches die für die Bewegungsanalyse wichtigen Segmente definiert. Das Modell besteht aus zehn Segmenten (Torso, Becken, Ober-/Unterarme, Ober-/Unterschenkel), die durch Gelenke unterschiedlicher, anatomisch motivierter, Freiheitsgrade verbunden sind. Die vorteilhafteste Positionierung der IMUs bezüglich ungewollter Bewegungen durch Haut und Muskeln wurde experimentell zusammen mit dem Projektpartner UTC ermittelt (siehe Abbildung 7, rechts). Spezielle Fixierungen wurden weiterhin in einem iterativen Prozess zusammen mit dem Projektpartner UTC und in Kooperation mit dem EU-Projekt MICRODRESS entwickelt und produziert.

Um die technischen Koordinatensysteme der IMUs mit den anatomischen Achsen des Modells in Relation zu setzen, wurden unterschiedliche statische und funktionale Kalibrierprozeduren entwickelt und getestet. Die finale Prozedur besteht aus zwei statischen Posen (neutral, dann mit vorgebeugtem Oberkörper). Diese wurde aufgrund ihrer einfachen Ausführbarkeit, ausreichenden Präzision und ausreichend reproduzierbaren Ergebnisse gewählt. Die tatsächliche Schätzung der Modellparameter aus den Messungen der IMUs, genauer aus den Messungen der Winkelgeschwindigkeiten, der linearen Beschleunigungen und des Magnetfeldes, wurde über Methoden der modellbasierten Sensorfusion, genauer über geschachtelte Extended Kalman Filter (EKF) [14], gelöst. Die Messgleichungen basieren auf direkter Kinematik und ergeben sich aus dem biomechanischen Modell. Das dynamische Modell basiert auf der Annahme konstanter Winkelbeschleunigungen. Je ein EKF wird für die Schätzung der Winkel des Torso und des Beckens verwendet. Die Ergebnisse werden dann in einem hierarchischen Ansatz für die Schätzung der Arme und Beine in je einem EKF übernommen. Die geschätzten Modellparameter liefern die zur Bewegungsevaluierung benötigten Gelenkwinkel und somit die Orientierungen der Segmente. Das System kann flexible konfiguriert werden, indem beispielsweise nur Teile des Körpers (Ober-/Unterkörper) für bestimmte Übungen überwacht werden.

Die in PAMAP entwickelte Methode zur inertialen Bewegungserfassung unterscheidet sich zu vorherigen Methoden (z.B. [9, 8]) durch das Einbringen eines dynamischen biomechanischen Modells und die Verarbeitung der Sensorrohdaten (anstelle vorverarbeiteter Orientierungen). Dieses neue Verfahren führt eine höhere Modellabhängigkeit ein, liefert jedoch viele Vorteile. Die anatomischen Einschränkungen des menschlichen Körpers (z.B. zwei Freiheitsgrade im Ellbogen, ein Freiheitsgrad im Knie) sind direkt im Modell integriert. Die Datenverarbeitung ist sehr flexibel, so dass temporäre Messstörungen, z.B. magnetische Störungen, durch Aussetzen der betroffenen Messungen kompensiert werden können. Außerdem ist die Bewegungserfassung robust gegenüber hohen Beschleunigungen bei schnellen Bewegungen, da diese explizit modelliert werden. Weitere Details sind in [24] enthalten.

Um die kontinuierlich gemessenen Bewegungen des Benutzers bei der Ausführung eines Trainingspro-

<sup>4</sup>[www.pamap.org](http://www.pamap.org)

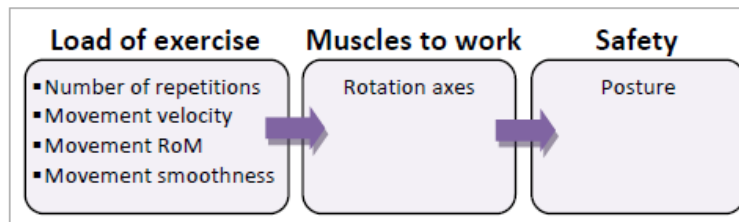


Abbildung 8: Parameter der Bewegungsevaluierung.

gramms zu evaluieren und entsprechende Rückmeldungen zu geben, wurde eine neue Methode entwickelt, die sowohl die Quantität als auch die Qualität der Bewegungen auf Basis einer gegebenen Referenzbewegung überprüft. Die Quantität entspricht der Anzahl der Wiederholungen, die wiederum durch das Programm gegeben ist. Hierzu muss die Referenzbewegung aus dem kontinuierlichen, mehrdimensionalen Datenstrom der Gelenkwinkel robust und in Echtzeit segmentiert werden. In engem Zusammenhang damit steht das Einlernen (und als Konsequenz die Darstellung) dieser Referenzbewegung. Beide Aufgaben sind keinesfalls trivial: Das Einlernen muss auf der Basis von sehr wenigen Ausführungen möglich sein (z.B. 5-10) und das gelernte Modell muss dennoch erlaubte Varianzen kodieren. Die Segmentierung des Referenzsignals muss auch bei stark variierender Ausführung gegeben sein, um eine qualitative Auswertung der isolierten Bewegung erst zu ermöglichen. Weiterhin müssen sowohl Segmentierung als auch Evaluierung echtzeitfähig sein, um direkte Rückmeldungen geben zu können. Um diese anspruchsvollen Aufgaben zu lösen, wurden unterschiedliche probabilistische Verfahren der Mustererkennung und des unüberwachten maschinellen Lernens entwickelt und evaluiert. Die besten Ergebnisse lieferte eine Darstellung der Referenzbewegungen auf Basis des Hidden Markov Model Konzeptes und die Segmentierung über den sogenannten Online DTW Algorithmus. In diesem Kontext wurde auch ein spezielles Experten-Tool mit grafischer Benutzeroberfläche entwickelt. Dieses Tool unterstützt die Aufnahme, Visualisierung, Analyse und Annotation von Referenzbewegungen. Es erlaubt außerdem das testweise Segmentieren auf Basis eines gelernten Modells und eine manuelle Parameteranpassung der entsprechenden Algorithmen. Die entwickelten Methoden werden in [37, 38] beschrieben und evaluiert und aktuell innerhalb des EU-Projektes VISTRA weiter erforscht.

Die Qualität jeder segmentierten Bewegung wird über einen Abgleich mit der Referenzbewegung ermittelt. Die zu evaluierenden Parameter wurden in Zusammenarbeit mit dem Projektpartner UTC, Experten der Biomechanik, in objektive Daten übersetzt und beziehen die Geschwindigkeit (velocity) und Kontinuität (smoothness) der Ausführung jeder Wiederholung, sowie den Bewegungsbereich (RoM) und die Haltung (rotation axes, posture) ein (siehe Abbildung 8). Sobald eine deutliche Abweichung der aktuellen Bewegung von der Referenzbewegung in einem der Parameter detektiert wird, wird diese Information an die BS weitergeleitet und dort in eine für den Benutzer verständliche audio-visuelle Rückmeldung übersetzt.

Die entwickelten Algorithmen im Einzelnen (Bewegungserfassung, Einlernen, Segmentierung), die gesamte Methode zur Bewegungsverfolgung und -evaluierung sowie die Kombination aus BS und Monitoring wurden in unterschiedlichen Studien evaluiert. Eine erste Studie mit vier Teilnehmern nach dem ersten Entwicklungszyklus sowie eine Studie mit sieben Teilnehmern nach dem zweiten Entwicklungszyklus (beide in Kooperation mit dem Projektpartner UTC) dienten hauptsächlich der technischen Validierung der Bewegungserfassung und -analyse im ersten und finalen Prototyp. Die finale klinische Studie des digitalen Trainers wurde in einer zweiwöchigen Phase im Februar 2012 bei dem Projektpartner CIT-INSERM durchgeführt. Unter den 30 Teilnehmern (vgl. Abschnitt 4.1) über 60 Jahre (bis 86 Jahre) waren 10 gesunde Senioren, 10 mit funktionalen Einschränkungen und 10 mit Herz-Kreislauf-Problemen. Die Ziele der Studie waren sowohl die technische Evaluierung des digitalen Trainer-Konzepts sowie die Evaluierung der BS. Wie in Abschnitt 4.1 erwähnt, werden die innerhalb der klinischen Studie gesammelten Daten im Rahmen von Folgeprojekten ausgewertet. Vorläufige Ergebnisse werden nachfolgend zusammengefasst.

Die Methode zur inertialen Bewegungserfassung wurde mit einem professionellen optischen System (Vicon<sup>5</sup>) verglichen. Die Auswertungen der ersten Studie sind in [11] beschrieben und ergaben, dass die Bewegungserfassung in Verbindung mit der einfachen Kalibrierung ausreichend präzise und reproduzierbare Ergebnisse für die gegebene Aufgabe liefert. Diese Ergebnisse bestätigten sich in den Evaluierungen des finalen Prototyps. Die Methode erwies sich als robust gegenüber teilweise hohen Datenverlusten durch die drahtlose Datenübertragung und gegenüber temporären und lokalen magnetischen Störungen. Signifikante Störungen in Innenräumen, z.B. durch starke elektrische Stromleitungen oder eisenhaltige Gegenstände, ver-

<sup>5</sup><http://www.vicon.com/products/viconmx.html>

---

ursachen jedoch signifikante Fehler, die nur durch zusätzliche Referenzen, beispielsweise durch eine externe Kamera kompensiert werden können.

Als Referenz für die Evaluierung der automatischen Bewegungsanalyse (in Kombination mit der Bewegungserfassung) diente die Einschätzung eines am Projekt beteiligten professionellen Sportlehrers des Projektpartners CIT-INSERM, der die Korrektheit der Übungsausführungen bezüglich der Parameter in Abbildung 8 bewertete. Die Ergebnisse der ersten Studie sind in [33] beschrieben. Weitere, bisher nicht publizierte Ergebnisse zeigen eine gute Übereinstimmung bei der Anzahl der Wiederholungen und der Geschwindigkeit der Ausführung. Bei den übrigen Parametern zeigte sich, dass die automatische Auswertung weniger tolerant gegenüber Abweichungen von der Referenzbewegung ist als der Sportlehrer. Eine Erhöhung der Schwellwerte (auf 30%) führte jedoch zu einer guten Übereinstimmung.

Als besondere Herausforderungen haben sich das Einlernen der Referenzbewegungen sowie die Segmentierung der Bewegungen in Echtzeit, insbesondere bei komplexeren Übungen, erwiesen. Eine erste Evaluierung auf Basis der Daten aus der klinischen Studie in [38] zeigt gute Ergebnisse. Schwierigkeiten treten insbesondere bei der Detektion der Startpunkte eines Bewegungsmusters auf. Außerdem hat sich die Parameterwahl als kritisch erwiesen. An dieser Stelle ist es notwendig, weitere Datensätze zu analysieren und automatische Methoden der Parameteroptimierung zu erforschen. Die BS wurde innerhalb eines iterativen Prozesses in Kollaboration mit dem Projektpartner CIT-INSERM entwickelt und kontinuierlich verbessert. Eine formale Evaluierung der BS war, wie oben beschrieben, Teil der zweiten Phase der klinischen Studie. Erste Auswertungsergebnisse der Benutzerstudie zeigen eine sehr hohe Akzeptanz dieser neuen Technologie. Die Teilnehmer standen dem System positiv gegenüber, sie schätzten das automatische Zählen der Wiederholungen, die Rückmeldungen bezüglich ihrer Bewegungen, die ansprechende Visualisierung und empfanden das System als motivierend. Sie empfanden die Bedienung des Systems (mit der gegebenen Hilfe) als einfach und intuitiv und das System an sich als nützlich.

## Zusammenfassung

Im Projekt PAMAP wurde ein einsatzfähiger Prototyp eines digitalen Trainers zur Überwachung und Unterstützung spezieller Übungen entwickelt. Dieses neuartige System basiert auf einer inertialen Bewegungserfassung des ganzen oder ausgewählter Teile des Körpers, einer Analyse der erfassten Bewegungen bezüglich Quantität und Qualität der Bewegungsausführung und einer ansprechenden, motivierenden und einfach zu bedienenden Benutzerschnittstelle, die den Trainierenden durch beliebige Trainingsprogramme begleitet, Wiederholungen automatisch zählt und Rückmeldungen bezüglich der ausgeführten Übungen gibt. Das System bietet außerdem eine Schnittstelle zu einer EHR Applikation, über die Trainingspläne definiert werden können. Durch die Idee des Einlernens von Referenzbewegungen ist das PAMAP Konzept generisch, skalierbar und personalisierbar. Der entwickelte Prototyp hat außerdem die Machbarkeit dieses Ansatzes gezeigt. Stärken und Schwächen der entwickelten Schlüsseltechnologien insbesondere zur Bewegungserfassung und -auswertung konnten analysiert und weiterführende Herausforderungen definiert werden. Als wichtigste Problemstellungen wurden die robuste Bewegungserfassung, auch unter starken magnetischen Störungen, beispielsweise durch die Fusion mit einer externen Kamera und die Robustheit der Segmentierung sowie die Parameterwahl der probabilistischen Methoden identifiziert. Diese Problemstellungen werden in Folgeprojekten (aktuelle EU-Projekte VISTRA und ALTEREGO), aufbauend auf den PAMAP Ergebnissen, adressiert.

## 5 Schlussfolgerung

PAMAP verfolgt eine ganzheitliche Strategie zum Aktivitäts-Monitoring. Sowohl generelle Parameter allgemeiner physischer Aktivität (Häufigkeit, Dauer, Intensität) als auch spezielle Parameter (Typ der Aktivität) und sogar qualitative Parameter spezieller Bewegungsabläufe (Übungen) werden erfasst und ausgewertet. Gleichzeitig ist das PAMAP-System modular und personalisierbar. Hierdurch hebt sich PAMAP in seiner Gesamtheit von existierenden Produkten und Forschungsprojekten ab und kann in den unterschiedlichsten Gebieten eingesetzt werden. Denkbar sind neben dem medizinischen Markt (Rehabilitation, Prävention) beispielsweise auch Wellbeing, Verbesserung der Fitness im privaten Bereich und Optimierung von Bewegungsabläufen für den professionellen Sport. Durch das verstärkte Aufkommen kostengünstiger Sensorik am Markt und die Hardware-unabhängige Entwicklung der PAMAP Technologien eröffnen sich auch im Consumer-Bereich breite Bewertungsmöglichkeiten. Die Teilergebnisse von PAMAP, insbesondere die entwickelten Verfahren und Algorithmen zur Sensor-basierten Aktivitätserkennung, zur inertialen Bewegungsverfolgung und -analyse (Segmentierung und Erkennung von Mustern) bieten also ein enormes Potential, nicht nur für den

Bereich AAL, sondern auch für andere Bereiche wie Entertainment, Spitzensport, Industrie und Produktion (z.B. Ergonomie), Robotik, Mensch-Maschine-Kommunikation.

Eine Reihe von technisch-wissenschaftlichen Fragestellungen wurden innerhalb von PAMAP gelöst und können langfristig in marktfähige Produkte in den unterschiedlichsten Bereichen umgesetzt werden. Neue Ideen und Herausforderungen wurden innerhalb der Projektlaufzeit identifiziert und werden bereits heute in Folgeprojekten, wie beispielsweise im Rahmen der EU-Projekte COGNITO<sup>6</sup>, VISTRA<sup>7</sup> und ALTEREGO<sup>8</sup> bearbeitet.

## 6 Danksagung

Das PAMAP Projekt wurde innerhalb des AAL Rahmenprogramms (AAL-2008-1) mit Mitteln der Europäischen Union und des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 16SV3796 gefördert. Die Autoren bedanken sich bei den Projektpartnern und den europäischen und nationalen Fördergebern für die Unterstützung. Weitere Informationen stehen auf der offiziellen Website [www.pamap.org](http://www.pamap.org) zur Verfügung.

## Literatur

- [1] B. E. Ainsworth, W. L. Haskell, M. C. Whitt, M. L. Irwin, a. M. Swartz, S. J. Strath, W. L. O'Brien, D. R. Bassett, K. H. Schmitz, P. O. Emplaincourt, D. R. Jacobs, and a. S. Leon. Compendium of physical activities: an update of activity codes and met intensities. *Medicine and science in sports and exercise*, 32:498–504, 2000.
- [2] K. Altun, B. Barshan, and O. Tuncel. Comparative study on classifying human activities with miniature inertial and magnetic sensors. *Pattern Recognition*, 43:3605–3620, 2010.
- [3] L. Bao and S. Intille. Activity recognition from user-annotated acceleration data. In *International Conference on Pervasive Computing*, pages 1–17, 2004.
- [4] M. Berchtold, M. Budde, D. Gordon, H. R. Schmidtke, and M. Beigl. Actiserv: Activity recognition service for mobile phones. In *IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC)*, 2010.
- [5] G. Bieber and C. Peter. Using physical activity for user behavior analysis. In *International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments (PETRA)*, 2008.
- [6] G. Bieber, J. Voskamp, and B. Urban. Activity recognition for everyday life on mobile phones. In *HCI*, pages 289–296, 2009.
- [7] S. Crouter, J. Churilla, and D. Basset. Accuracy of the actiheart for the assessment of energy expenditure in adults. *European Journal of Clinical Nutrition*, 62:704–711, 2008.
- [8] A. Cutti, A. Ferrari, P. Garofalo, M. Raggi, A. Cappello, and A. Ferrari. Outwalk: a protocol for clinical gait analysis based on inertial and magnetic sensors. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2010.
- [9] A. Cutti, A. Giovanardi, L. Rocchi, A. Davalli, and R. Sacchetti. Ambulatory measurement of shoulder and elbow kinematics through inertial and magnetic sensors. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2008.
- [10] F.W. Dick. *Sports Training Principles*. A&C Black, 5 edition, 2007.
- [11] L. Fradet, A. Reiss, G. Bleser, I. Lamprinos, N. Ville, and O. Machui. Pamap - system evaluation report. Technical report, University of Compiègne, 2010.
- [12] Y. Freund and R. Schapire. A decision theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of Computer and System Sciences*, 55:119–139, 1997.

<sup>6</sup>[www.ict-cognito.org](http://www.ict-cognito.org)

<sup>7</sup><http://www.vistra-project.eu>

<sup>8</sup><http://euromov.eu/alterego/>

- [13] W. L. Haskell, I.-M. Lee, R. R. Pate, K. E. Powell, S. N. Blair, B. a. Franklin, C. a. Macera, G. W. Heath, P. D. Thompson, and A. Bauman. Physical activity and public health: updated recommendation for adults from the american college of sports medicine and the american heart association. *Medicine and science in sports and exercise*, 39(8), 2007.
- [14] A. H. Jazwinski. *Stochastic Processes and Filtering*. Academic Press, Inc, 1970.
- [15] D. Johannsen, M. Calabro, J. Stewart, W. Franke, J. Rood, and G. Welk. Accuracy of armband monitors for measuring daily energy expenditure in healthy adults. *Med Sci Sports Exerc*, 42(11):2134–2140, 2010.
- [16] I. Lamprinos and D. Steffen. Physical activity monitoring for the aging population. In *IADIS e-Health*, Lisbon, Portugal, 2012.
- [17] X. Long, B. Yin, and R. M. Aarts. Single-accelerometer based daily physical activity classification. In *31st Annual International IEEE EMBS Conference*, volume 1, pages 6107–6110, 2009.
- [18] S. Patel, C. Mancinelli, P. Bonato, J. Healey, and M. Moy. Using wearable sensors to monitor physical activities of patients with copd: A comparison of classifier performance. In *Body Sensor Networks*, 2009.
- [19] C. Peter, G. Bieber, and B. Urban. Affect- and behaviour-related assistance for families in the home environment. In *International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments (PETRA)*, 2010.
- [20] J. Pärkkä, L. Cluitmans, and M. Ermes. Personalization algorithm for real-time activity recognition using PDA, wireless motion bands, and binary decision tree. *IEEE transactions on information technology in biomedicine*, 14:1211–1215, 2010.
- [21] J. Pärkkä, M. Ermes, K. Antila, M. van Gils, A. Mänttärä, and H. Nieminen. Estimating intensity of physical activity: a comparison of wearable accelerometer and gyro sensors and 3 sensor locations. In *Annual International IEEE EMBS Conference*, pages 1511–1514, 2007.
- [22] J. Pärkkä, M. Ermes, P. Korpipää, J. Mäntyjärvi, J. Peltola, and I. Korhonen. Activity classification using realistic data from wearable sensors. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, 10(1):119–128, 2006.
- [23] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, and M. L. Littman. Activity recognition from accelerometer data. In *Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence (IAAI)*, pages 1541–1546, 2005.
- [24] A. Reiss, G. Hendebay, G. Bleser, and D. Stricker. Activity recognition using biomechanical model based pose estimation. In *European Conference on Smart Sensing and Context (EuroSSC)*, Passau, Germany, November 2010.
- [25] A. Reiss, I. Lamprinos, and D. Stricker. An integrated mobile system for long-term aerobic activity monitoring and support in daily life. In *International Symposium on Advances in Ubiquitous Computing and Networking (AUCN)*, Liverpool, UK, 2012.
- [26] A. Reiss and D. Stricker. Introducing a modular activity monitoring system. In *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Boston, MA, USA, 2011.
- [27] A. Reiss and D. Stricker. Towards global aerobic activity monitoring. In *International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments (PETRA)*, Crete, Greece, 2011.
- [28] A. Reiss and D. Stricker. Creating and benchmarking a new dataset for physical activity monitoring. In *Workshop on Affect and Behaviour Related Assistance (ABRA)*, Crete, Greece, 2012.
- [29] A. Reiss and D. Stricker. Introducing a new benchmarked dataset for activity monitoring. In *IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC)*, Newcastle, UK, 2012.
- [30] A. Reiss and D. Stricker. Aerobic activity monitoring: Towards a long-term approach. *International Journal Universal Access in the Information Society (UAIS)*, 2013 (to appear).
- [31] A. Reiss, M. Weber, and D. Stricker. Exploring and extending the boundaries of physical activity recognition. In *IEEE SMC Workshop on Robust Machine Learning Techniques for Human Activity Recognition*, Anchorage, AK, USA, 2011.

- [32] M. Rogante, M. Grigioni, D. Cordella, and C. Giacomozzi. Ten years of telerehabilitation: A literature overview of technologies and clinical applications. *NeuroRehabilitation*, 27:287–304, 2010.
- [33] D. Steffen, G. Bleser, M. Weber, D. Stricker, L. Fradet, and F. Marin. A personalized exercise trainer for elderly. In *Pervasive Health Conference*, Dublin, Ireland, 2011.
- [34] D. Steffen and D. Stricker. pamap - digitaler fitness-coach für senioren. In *4. Deutscher AAL-Kongress*, Berlin, Germany, 2011.
- [35] E. M. Tapia, S. S. Intille, W. Haskell, K. Larson, J. Wright, A. King, and R. Friedman. Real-time recognition of physical activities and their intensities using wireless accelerometers and a heart rate monitor. In *IEEE International Symposium on Wearable Computers*, pages 1–4, 2007.
- [36] M. Taylor, D. McCormick, R. Impson, T. Shawis, and M. Griffin. Activity promoting gaming systems in exercise and rehabilitation. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 48(10):1171–1186, 2011.
- [37] M. Weber, G. Bleser, G. Hendeby, A. Reiss, and D. Stricker. Unsupervised model generation for motion monitoring. In *IEEE SMC Workshop on Robust Machine Learning Techniques for Human Activity Recognition*, Anchorage, AK, USA, 2011.
- [38] M. Weber, M. Liwicki, G. Bleser, and D. Stricker. Unsupervised motion pattern learning for motion segmentation. In *International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Tsukuba Science City, Japan, 2012.
- [39] A. Zinnen, U. Blanke, and B. Schiele. An analysis of sensor-oriented vs. model-based activity recognition. In *IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC)*, pages 93–100, 2009.



## **German Research Center for Artificial Intelligence (DFKI) GmbH**

### **DFKI Bremen**

Robert-Hooke-Straße 5

28359 Bremen

Germany

Phone: +49 421 178 45 4100

Fax: +49 421 178 45 4150

### **DFKI Saarbrücken**

Stuhlsatzenhausweg 3

Campus D3 2

66123 Saarbrücken

Germany

Phone: +49 681 875 75 0

Fax: +49 681 857 75 5341

### **DFKI Kaiserslautern**

Trippstadter Straße 122

67608 Kaiserslautern

Germany

Phone: +49 631 205 75 0

Fax: +49 631 205 75 5030

### **DFKI Projektbüro Berlin**

Alt-Moabit 91c

10559 Berlin

Germany

Phone: +49 30 238 95 1800

### **E-mail:**

reports@dfki.de

### **Further information:**

<http://www.dfki.de>