

Wolf-Joachim Fischer, Marian Steinert und Andreas Heinig

Langzeit-Bewegungsmonitoring und Energieumsatzbestimmung mittels eines portablen Diagnosegerätes

1. Zielstellung

In der medizinischen Diagnostik ist die kontinuierliche EKG-Überwachung (Holter-EKG) sowie die in konstanten Zeitabständen durchgeführte Blutdruckmessung über einen Überwachungszeitraum von mindestens 24 Stunden ein seit vielen Jahren gängiges Verfahren. Nachteilig in beiden Fällen ist, dass während der Messung der Belastungsstatus des Probanden nicht erfasst wird. Auch in der Sportmedizin sowie im Freizeitsport ist es zunehmend von Interesse, den Bewegungsstatus, und daraus abgeleitet, die Belastungssituation sowie den Energieumsatz zu bestimmen.

Übliche Verfahren, wie die direkte Kalorimetrie, bei der der Energieumsatz über die Wärmeabgabe des Organismus bestimmt wird, können nur stationär in Speziallabors durchgeführt werden. Bei der indirekten Kalorimetrie wird über die Atemgase auf den Energieumsatz geschlossen; die eingeatmete Sauerstoffmenge ist proportional dem Energieumsatz. Obwohl tragbare Geräte verfügbar sind, ist dieses Verfahren für medizinische Langzeituntersuchungen sowie für den Alltagsport jedoch wegen der unverzichtbaren Atemmaske nicht einsetzbar.

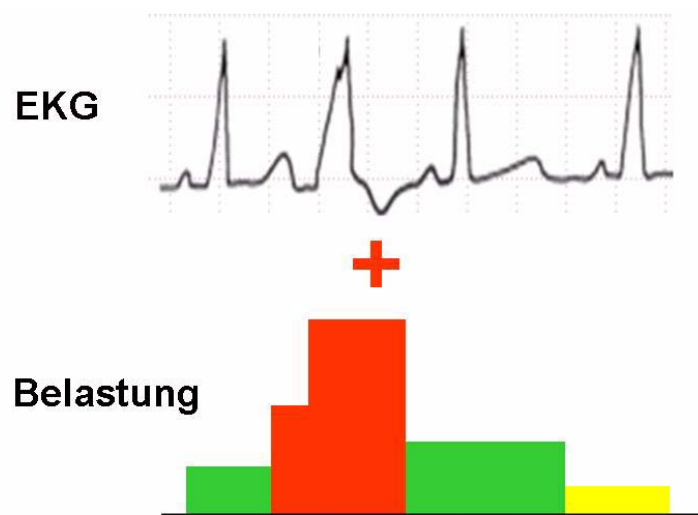


Abb. 1: Beurteilung des EKGs unter Berücksichtigung der Belastungsbedingungen

Zielstellung dieser Arbeiten war es, mit einem geringen Aufwand an Sensorik, kombiniert mit einer modellbasierten Signalverarbeitung, die in einem miniaturisierten Gerät integriert werden kann, tendenzielle Informationen zur körperlichen Bewegung und zum Energieumsatz zu erhal-

ten. Um bei den Probanden eine hohe Akzeptanz zu erzielen, diese Geräte auch über längere Zeiträume am Körper zu tragen, wurde auf den Tragekomfort besonderer Wert gelegt.

Im Ergebnis der Arbeiten entstand ein tragbares 3-Kanal-EKG-Gerät mit integrierter Sensorik zur Bewegungsdetektion. Eine ebenfalls implementierte Signalverarbeitung ermöglicht sowohl die EKG-Vorauswertung als auch die Bestimmung der Bewegungsaktivität und des Energieumsatzes. Damit können Veränderungen im EKG unter Berücksichtigung des aktuellen Belastungsstatus der Probanden bewertet werden (Abbildung 1).

2. Bewegungsmonitoring

Eine quantitative Beurteilung der Bewegungsaktivität eines Probanden ist über die Erfassung der umgesetzten Energie möglich. Konventionelle Methoden zur Bestimmung des Energieumsatzes erfordern entweder einen erheblichen apparativen und damit auch finanziellen Aufwand (direkte/indirekte Kalorimetrie, doppelt markiertes Wasser) oder sind anfällig für subjektive Wahrnehmung und dadurch verzerrte Angaben (Fragebögen, Telefonumfragen). Dagegen erfasst ein kontinuierliches, mobiles gerätetechnisches Aktivitätsmonitoring über am Körper getragene Sensorik objektive Ergebnisgrößen wie Art, Intensität, Dauer und Häufigkeit körperlicher Aktivitäten.

Die Umsetzung dieses Lösungsansatzes erforderte die Lösung folgender Aufgaben:

- Ermittlung der minimal erforderlichen Anzahl von Sensoren zur eindeutigen Bestimmung der verschiedenen Bewegungsabläufe,
- Ermittlung von eindeutigen Merkmalen für die Mustererkennung.

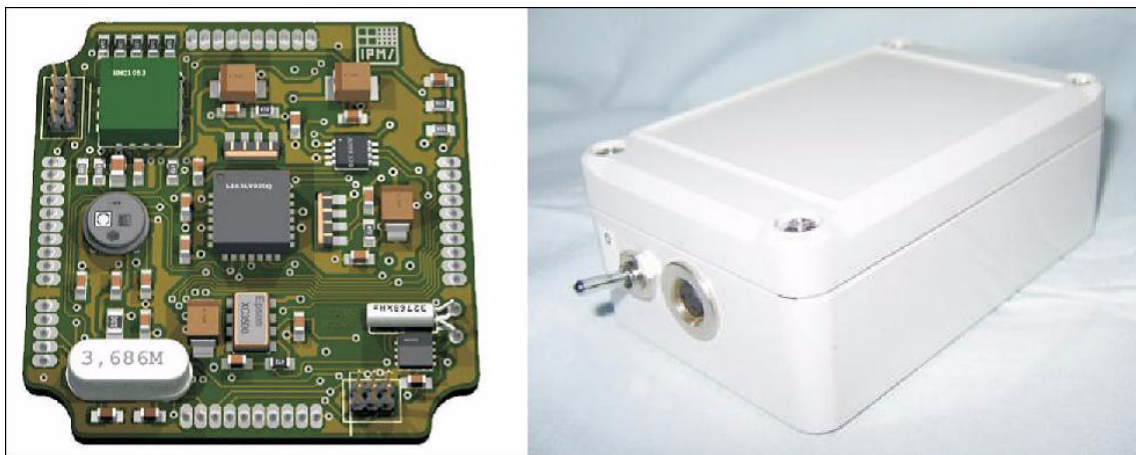


Abb. 2: IPMS-Sensorsystem MSENS zur Bewegungsanalyse

Zur Auswahl der Sensoren, die notwendig sind, um Bewegungsabläufe eindeutig charakterisieren zu können, wurden experimentelle Untersuchungen mit einem am Fraunhofer-IPMS entwickelten portablen Inertialsensoriksystem (Abbildung 2) durchgeführt. Das Gerät enthält folgende Sensoren:

- Achsen-Beschleunigungssensor (STM LIS3LV02DQ),
- 3-Achsen-Drehratensensor bzw. Gyroskop (Epson XV3500),
- 3-Achsen-Magnetfeldsensor (Honeywell HMC1053),
- Luftdruck- und Temperatursensor (VTI SCP1000).

Die Messdaten werden über eine Bluetooth-Schnittstelle an den Auswerterechner übertragen. Im Ergebnis der Untersuchungen wurde festgestellt, dass für eine eindeutige Bestimmung der Bewegungsabläufe eine Kombination aus Beschleunigungssensor und Hözensensor ausreichend ist. Dieses Ergebnis deckt sich mit den Ergebnissen zahlreicher Studien mit unterschiedlichen experimentellen Ansätzen. Der mit Abstand am häufigsten eingesetzte Sensor zur Aktivitätserfassung ist der Beschleunigungssensor. Dabei werden Sensoren mit folgenden Eigenschaften verwendet:

- direkte Messung der Beschleunigung am Anbringort auf 1 bis 3 Achsen,
- Bandbreite von 0 Hz bis zu einigen 100 Hz,
- Messbereich bis zu ± 10 g,
- Grundfläche von wenigen Quadratzentimetern und einer Masse von wenigen Gramm.

Damit lassen sich folgende Größen bestimmen:

- Körperlagen (statische Aktivitäten) über den gravitationsbedingten Anteil der gemessenen Beschleunigung,
- Unterscheiden von Zeitabschnitten statischer und dynamischer Aktivität, z.B. durch Ermitteln von Standardabweichung [1] bzw. Effektivwert,
- Erkennen von Gehen, Laufen, Treppensteigen, Radfahren über den durch Trägheitskräfte verursachten Beschleunigungsanteil,
- Zeitlicher Gangparameter [2], Schätzung der Ganggeschwindigkeit über Effektivwert [3] oder Signalenergie [4],
- Schätzen des Energieverbrauches.

Dem Vorteil der vielfältigen Anwendungsmöglichkeiten steht eine Reihe von Nachteilen gegenüber:

- anspruchsvolle Signalverarbeitung wegen der Beeinflussung des Messsignals durch die Ausgangsorientierung des Sensors in Bezug zum Schwerfeld der Erde [5],
- Frequenzbereiche von Gravitations- und Trägheitskomponente der Beschleunigung überlappen, daher keine ideale Trennung durch Filterung möglich [6],
- Ausgangssignal vom genauen Anbringungsort am jeweiligen Körperteil abhängig [2].

Mehreren Studien berichten von Schwierigkeiten bei der Identifikation des Treppensteigens bzw. bei der Unterscheidung von Treppenauf- und -absteigen allein aus Beschleunigungsdaten [7], [8], [9]. Es ist daher vorteilhaft, zusätzlich einen Atmosphärendruck- bzw. Hözensensor (Altimeter) einzusetzen. Die physikalische Grundlage liefert die barometrische Höhenformel. Unter der Annahme eines linearen Temperaturabfalls bei steigender Höhe h ergibt sich der Luftdruck $p(h)$ zu [10], [11]:

$$p(h) = p_0 \left(1 - \frac{\Delta T}{T_0} h \right)^{\frac{g}{R_s} \frac{\Delta T}{\Delta h}}$$

Bezugstemperatur $T_0 = 288,15$ K (15 °C), Bezugsdruck $p_0 = 1013,25$ hPa bei $h = 0$ (Meeresspiegel) gemäß internationaler Standardatmosphäre; spezielle Gaskonstante von Luft $R_s = 287$ J/(kg·K)

Der Luftdruck variiert bei einer Höhenänderung von 20 cm, was in etwa der Höhe einer Treppenstufe entspricht, vom Bezugspunkt ($h = 0$) aus um ca. 2,4 Pa. In dieser Größenordnung muss demzufolge auch die Auflösung eines zur Bewegungserkennung eingesetzten Atmosphärendrucksensors liegen.

Vor einer Extraktion von Merkmalen aus den Messwerten wird eine Vorverarbeitung der Messwerte in Form einer Filterung durchgeführt. Eine Bandbegrenzung der Messsignale auf den relevanten Frequenzbereich dämpft den Einfluss von Erscheinungen, die nicht von den zu erfassenden körperlichen Aktivitäten herrühren. Ungefähr 98 % der Signalenergie der Bodenreaktionskräfte und damit auch der gemessenen Beschleunigung im Körperschwerpunkt liegen im Frequenzbereich unterhalb von 10 Hz. Die üblichen Schrittfrequenzen liegen als betragsmäßig größter Anteil im Spektrum bei maximal 7 Hz (Halbschrittfrequenz im Körperschwerpunkt). Zur Unterdrückung unerwünschter Spektralanteile wird auf die Beschleunigungssignale in vertikaler und horizontaler Richtung daher zunächst ein digitaler IIR-Tiefpass 1. Ordnung angewendet.

Die Frequenzbereiche von Trägheits- und Gravitationsanteil überlappen sich [6]. Bei Änderungen der Position des Rumpfes lassen sich beispielsweise die durch Trägheitskräfte auftretenden Beschleunigungen im Messsignal nicht von denen unterscheiden, die von der Lageänderung relativ zum Schwerfeld der Erde herrühren. Dadurch können sie nicht in jedem Fall durch Filterung voneinander getrennt werden. Die während der Fortbewegung näherungsweise konstante Neigung des Rumpfes führt jedoch zu einem nahezu konstanten Gravitationsanteil – zumindest während dieser Aktivität. In diesem Fall ist die Trennung durch Extrahieren des konstanten (Gleich-)Anteils, der die Lageinformation enthält, möglich. Folgerichtig enthält der zeitabhängige, oszillierende (Wechsel-)Anteil die Trägheitskomponente. Hierzu werden in der Regel Tief- bzw. Hochpassfilter mit einer Grenzfrequenz im Bereich von 0,1 ... 0,5 Hz eingesetzt. Der genaue Wert innerhalb dieser Spanne ist laut [6] unerheblich. Im vorliegenden Fall wurde ein Tiefpass-/Hochpass-IIR-Filterpaar 1. Ordnung mit einer Grenzfrequenz von 0,25 Hz verwendet.

Für die Filterung des Luftdrucksignals wird der im Sensorsystem implementierte IIR-Tiefpass verwendet. Durch Wettereinflüsse verursachte tieffrequente Druckschwankungen wirken sich nicht aus, da zur späteren Klassifikation sowie in der Bewertungslogik statt Absolutwerten ausschließlich Druckdifferenzen über höchstens einige Sekunden herangezogen werden

Die Signale werden in Zeitfenstern verarbeitet, wobei die Fensterbreite der Dynamik menschlicher Bewegung angepasst ist. Für ein ähnliches Spektrum an Aktivitäten fand M. J. Mathie [12] optimale Erkennungsraten für Fensterbreiten im Bereich von einer Sekunde (0,8 ... 1,4 s). Die Fensterbreite ist damit klein im Vergleich zu erwartender zusammen hängender Gangdauern von mindestens 10 s Länge, so dass sich der Verlust an zeitlicher Auflösung während der Ausübung alltäglicher Aktivitäten nur geringfügig bemerkbar macht. Die letztlich zur Klassifikation genutzten Merkmale reduzieren die Datenmenge eines Fensters auf die Kennwerte

- Mittelwert eines Signalwertes über 1 s,
- Varianz des Signalwertes über 1 s,
- Peak-Detektion im Signalverlauf.

Zur Erkennung der verschiedenen körperlichen Aktivitäten wird eine hierarchisch strukturierte mehrstufige Klassifikation verwendet, deren prinzipiellen Ablauf Abbildung 3 zeigt. Segmente mit statischer bzw. dynamischer Aktivität lassen sich anhand der Varianz der Trägheitsbeschleu-

nigungssignale detektieren. Bei Bewegung kommt es zu Signalausschlägen und damit zum Anstieg der Varianz (Abbildung 4).

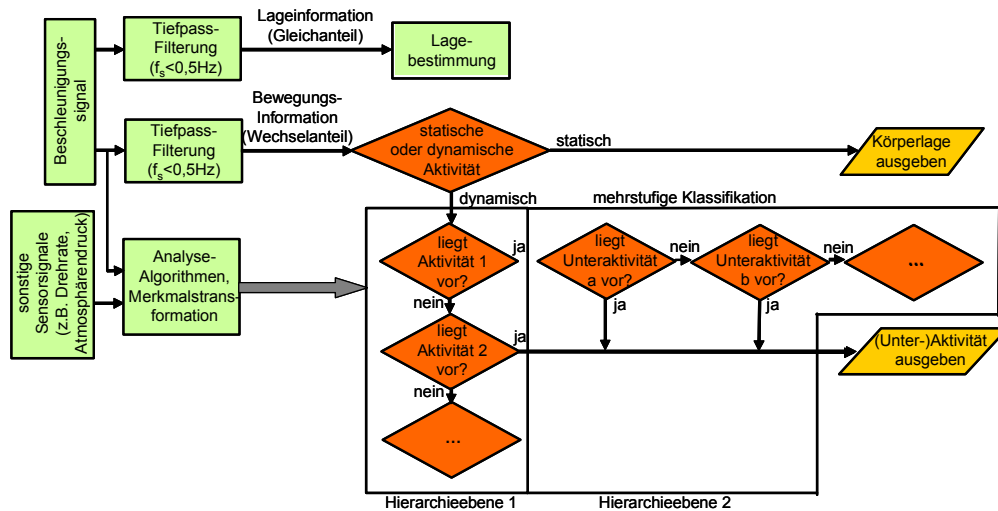


Abb. 3: Schematische Darstellung eines Systems zur Erkennung körperlicher Aktivität

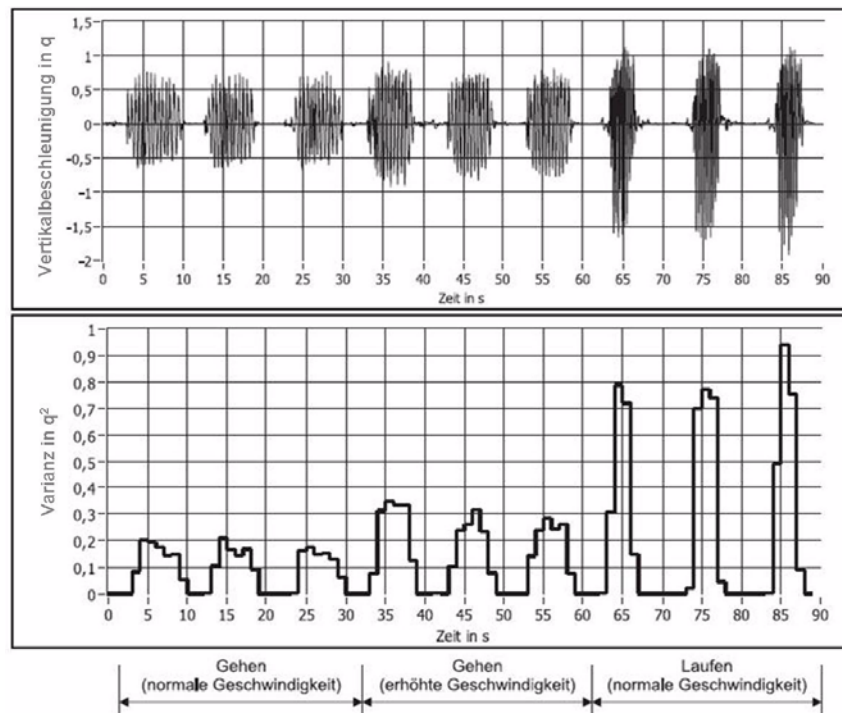


Abb. 4: Typischer Verlauf der Vertikalbeschleunigung (oben Trägheitsanteil) und zugehörige Varianz beim Gehen und Laufen mit verschiedenen Geschwindigkeiten

Sowohl die vertikale als auch die horizontale Trägheitsbeschleunigungskomponente zeigen beide leicht detektierbare Peaks, anhand derer sich sogar einzelne Gangphasen identifizieren lassen. Dabei ist die Amplitude der von der Belastungsantwort verursachten negativen Spitze im horizontalen Beschleunigungsverlauf bis zu moderaten Ganggeschwindigkeiten hin relativ konstant, während sich die Amplituden in der vertikalen Beschleunigung sogar zur Vorhersage der Geschwindigkeit eignen. Aus diesem Grund werden die negativen Peaks in der horizontalen Träg-

heitskomponente (Abbildung 5) zur Detektion von Schritten, d.h. zur Erkennung einer Fortbewegung verwendet.

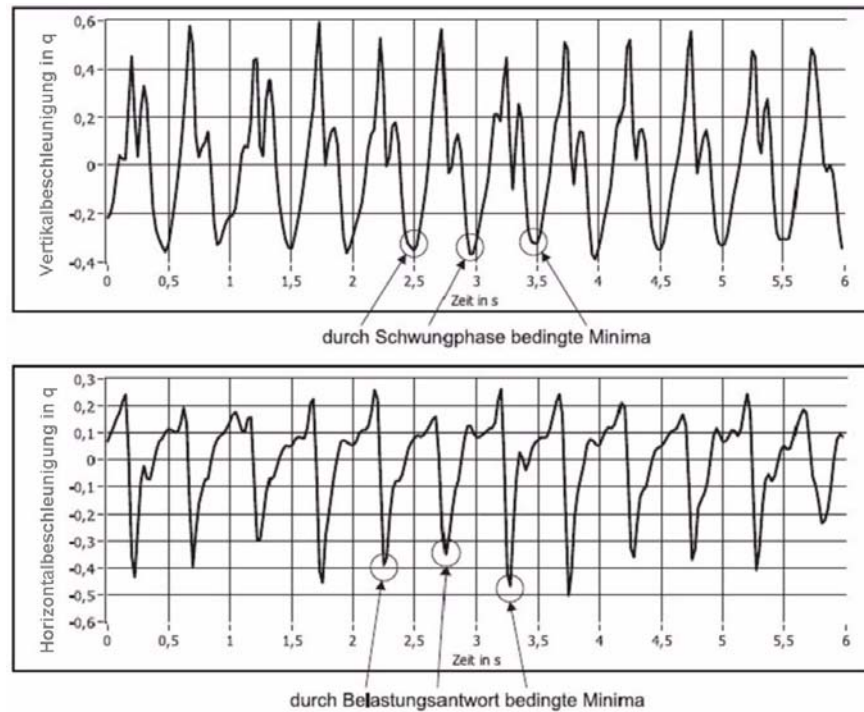


Abb. 5: Typischer Verlauf der Vertikal- (oben) bzw. Horizontalbeschleunigung (Trägheitsanteile) bei normaler Ganggeschwindigkeit

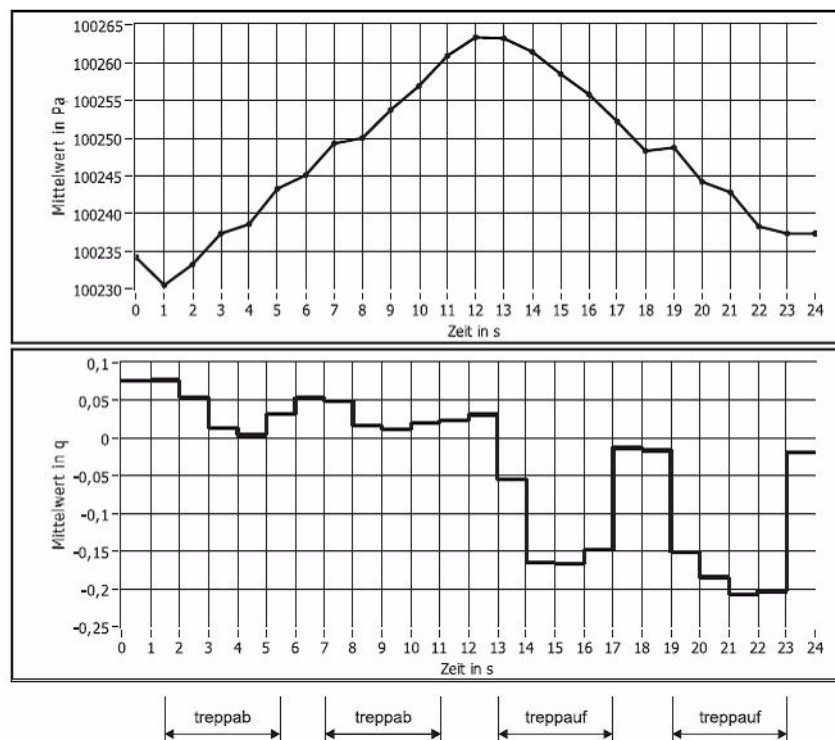


Abb. 6: Erkennung des Treppensteigens: Typischer Verlauf des Luftdruckes (oben) und des Gravitationsanteils der Horizontalbeschleunigung (unten)

Das Treppensteigen lässt sich aus den Signalen des Beschleunigungs- und Höhsensors bestimmen. Während der Proband die Höhendifferenz eines Stockwerkes zurücklegt, sind im Mittelwert des gefilterten Luftdrucksignals klare Tendenzen zu sehen, die sich zur Erkennung nutzen lassen (Abbildung 6). Ein weiteres Merkmal zur Unterscheidung speziell des Treppenabsteigens ist eine im Vergleich zum Gehen/Laufen sowie zum Treppenaufsteigen deutlich geringer ausgeprägte Vorlage des Rumpfes. Die Ursache liegt in einer unbewussten Verlagerung des Körperschwerpunktes nach hinten, um Treppenstürze zu vermeiden [13]. Dieser Effekt wirkt sich besonders stark im Mittelwert des Gravitationsanteiles der horizontalen Beschleunigung (Abbildung 6) aus und wird zusätzlich zur Analyse des Luftdruckverlaufes genutzt.

3. Energieumsatzbestimmung

Zur Bestimmung des Energieumsatzes wird ein modellbasierter Ansatz verwendet. Der tägliche Gesamtenergiebedarf (total energy expenditure, kurz TEE) setzt sich aus dem Ruheenergieumsatz (Grundumsatz) und dem darüber hinaus gehenden Energiebedarf für körperliche Aktivitäten (Leistungsumsatz) zusammen.

Ein häufig verwendetes Nachschlagewerk für Durchschnittswerte des Energieaufwandes während einzelner körperlicher Aktivitäten ist das ‚Compendium of Physical Activities‘ [14], ursprünglich entwickelt an der Stanford University/USA. Das Kompendium enthält entsprechende Faktoren – als PAR-Werte (physical activity ratio) bezeichnet – für eine große Anzahl konkreter Aktivitäten. Diese sind im ‚Compendium of Physical Activities‘ zunächst grob nach allgemeinen Tätigkeitsbereichen (major headings) kategorisiert, die wiederum mehrere Unterkategorien (specific activities) umfassen. Jeder dieser Unterkategorien wird zur Beschreibung der Intensität der Aktivität ein PAR-Wert zugeordnet; Tabelle 1 zeigt dazu Beispiele.

Tätigkeitsbereich (major heading)	Unterkategorie (specific activity)	PAR
Inaktivität	Schlafen	0,9
Inaktivität	Ruhig sitzen	1
Beruf	Tragen schwerer Lasten, z.B. Ziegelsteine	8
Beruf	Waldarbeiter, schnelles Schlagen mit der Axt	17
Beruf	Leichte Büroarbeit im Sitzen	1,5
Laufen	Laufen mit 8 km/h	8
Laufen	Laufen mit 16 km/h	16
Gehen	Gehen mit 4 km/h, ebene Unterlage	3
Gehen	Gehen mit 5,6 km/h, bergauf	6
Gehen	Treppensteigen, treppauf	8

Tabelle 1: Beispiele für PAR-Werte [14]

Einen Schätzwert für die für eine Tätigkeit aufgewendete Energiemenge TEE_{act} erhält man durch Multiplikation des PAR-Wertes mit einem Durchschnittswert für den Grundumsatz, der in [14] als 1MET (metabolisches Äquivalent)

$$1MET = 1 \frac{kcal}{kg \cdot h} \hat{=} 3,5 \frac{mlO_2}{kg \cdot min}$$

bezeichnet wird, sowie der Körpermasse m und der Aktivitätsdauer t_{act} .

$$TEE_{act} = PAR \cdot 1MET \cdot m \cdot t_{act}$$

Das Ergebnis TEE_{act} ist ein absoluter Energiewert und im Gegensatz zu TEE nicht auf 24 h oder eine andere Zeiteinheit bezogen. Das Kompendium liefert Durchschnittswerte für gesunde erwachsene Menschen und erlaubt einen Vergleich der Intensität verschiedener Aktivitäten. Eine exakte Bestimmung des Energieverbrauches ist allerdings nicht das Ziel.

4. Experimentelle Ergebnisse

Vier Probanden (zwei männlich, zwei weiblich, Alter 25 ... 56 Jahre (Mittelwert $\pm$ Standardabweichung: $(43 \pm 15,6)$ Jahre), Gewicht 60 ... 85 kg ($(72,3 \pm 11,7)$ kg), Größe 164 ... 185 cm ((173 ± 9) cm)) nahmen an den Versuchen teil. Zur Messwertaufnahme diente das in einer Stofftasche untergebrachte, im IPMS entwickelte, portable Inertialsensoriksystems, das mit Hilfe eines Gurtbandes an der entsprechenden Körperpartie (über der Kleidung) fixiert war.

Folgende Versuche wurden mit den Probanden durchgeführt:

- 10 m Gehen mit geringer Geschwindigkeit (Doppelschrittfrequenz 45 min^{-1}),
- 10 m Gehen mit normaler Geschwindigkeit (Doppelschrittfrequenz 60 min^{-1}),
- 10 m Gehen mit erhöhter Geschwindigkeit (Doppelschrittfrequenz 75 min^{-1}),
- 10 m Laufen mit normaler Geschwindigkeit (Joggen) ohne weitere Vorgaben,
- Treppensteigen (treppab und treppauf) über ein Stockwerk (Höhendifferenz ca. 2,9m).

Das Sensoriksystem war dabei im Bereich der Lendenwirbelsäule angebracht.

Der geringe Umfang der zur Verfügung stehenden Daten erfordert ein Verfahren zur effizienten Nutzung dieser Stichproben. Im vorliegenden Fall kommt die ‚Leave-One-Out-Kreuzvalidierung‘ zum Einsatz [15]. Dabei werden die Datensätze aller Probanden bis auf einen als Lernstichprobe zur Feinabstimmung der Klassifikationsparameter genutzt. Der verbleibende einzelne Probandendatensatz dient als Teststichprobe; er ist in keiner Weise zum Lernen der Parameter für den aktuellen Leave-One-Out-Durchlauf zu verwenden. Der Testdatensatz wird in das mit der Lernstichprobe trainierte Erkennungssystem eingegeben. Der Vorgang wird für jeden Probandendatensatz, d.h. hier viermal, wiederholt.

Aus den einzelnen Klassifikationsergebnissen – Sensitivität und Spezifität – lässt sich die zu erwartende Reaktion des Systems auf Datensätze ableiten, die nicht zum Training genutzt wurden. Zum Finden der endgültigen Klassifikationsparameter verwendet man wiederum alle zur Verfügung stehenden Trainingsdaten [15]. Diese Methode garantiert eine optimale Nutzung des vorhandenen Datenmaterials. Die in Tabelle 2 zusammengefassten Ergebnisse zeigen, dass sich mit diesem Verfahren für die untersuchten Aktivitäten Sensitivitäten und Spezifitäten von im Mittel 94,4 % bzw. 96,6 % erreichen lassen.

Aktivität	Sensitivität [%]	Spezifität [%]
Gehen	95	92,6
Laufen	92,1	98,8
Treppauf	92,8	96,7
Treppab	97,8	98,4
Mittelwert	94,4	96,6

Tabelle 2: Mittelwerte aller Leave-One-Out-Durchläufe

5. Portables Monitoring-Gerät

Im Fraunhoferinstitut IPMS wurde ein portables Gerät zur Überwachung von Vitalparametern entwickelt (Abbildung 7). Das Gerät enthält neben einem 3-Kanal-EKG einschließlich EKG-Auswertungssoftware, einen Dreiaachsenbeschleunigungs- sowie Hörsensor. Damit sind ein Langzeit-Bewegungsmonitoring sowie eine Abschätzung des Energieumsatzes möglich. Dazu wurden die in diesem Beitrag vorgestellten Algorithmen auf einem im Gerät integrierten ARM7-Controller implementiert. Über die Bluetooth-Schnittstelle kann das Gerät über ein im häuslichen Umfeld befindliches Gateway oder über ein Mobilfunktelefon mit Bluetooth-Schnittstelle in Telemedizinische Netzwerke eingebunden werden.

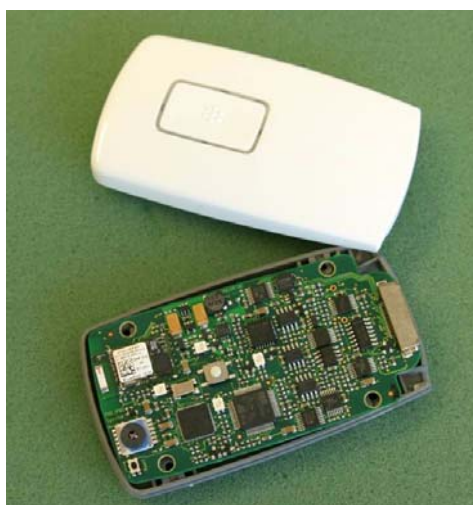


Abb. 7: Langzeit-EKG mit Bewegungsanalyse und Energieumsatzschätzung

Literatur

- [1] Sagawa, K.; Ishihara, T.; Ina, A.; Inooka, H.: Classification of human moving patterns using air pressure and acceleration. In: Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Jg. 2 (1998), S. 1214-1219
- [2] Aminian, K.; Najafi, B.; Büla, C.; Leyvraz, P.-F.; Robert, P.: Spatiotemporal parameters of gait measured by an ambulatory system using miniature gyroscopes. In: Journal of Biomechanics, Nr. 5, Jg. 35 (2002), S. 689-699

- [3] Schutz, Y.; Weinsier, S.; Terrier, P.; Durrer, D.: A new accelerometric method to assess the daily walking practice. In: International Journal of Obesity, Nr. 1, Jg. 26 (2002), S. 111-118
- [4] Ohtaki, Y.; Susumago, M.; Suzuki, A.; Sagawa, K.; Nagatomi, R.; Inooka, H.: Automatic classification of ambulatory movements and evaluation of energy consumptions utilizing accelerometers and a barometer. In: Microsystem Technologies, Nr. 8-10, Jg. 11 (2005), S. 1034-1040
- [5] Najafi, B.; Aminian, K.; Loew, F.; Blanc, Y.; Robert, P. A.: Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly. In: IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Nr. 8, Jg. 49 (2002), S. 843-851
- [6] Mathie, M. J.; Coster, A. C. F.; Lovell, N.H.; Celler, B. G.: Detection of daily physical activities using a triaxial accelerometer. In: Medical and Biological Engineering and Computing, Nr. 3, Jg. 41 (2003), S. 296-301
- [7] Veltink, P. H.; Bussmann, Hans B.; de Vries, W.; Martens, Wim L.; van Lummel, R.C.: Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers. In: IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, Nr. 4, Jg. 4 (1996), S. 375-385
- [8] Foerster, F.; Fahrenberg, J.: Motion pattern and posture – Correctly assessed by calibrated accelerometers. In: Behavior Research Methods, Instruments & Computers, Nr. 3, Jg. 32 (2000), S. 450-457
- [9] Mantyjarvi, J.; Himberg, J.; Seppanen, T.: Recognizing human motion with multiple acceleration sensors. In: IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetics, Jg. 2 (2001), S. 747-752
- [10] Roedel, W.: Physik unserer Umwelt – Die Atmosphäre. 3. Auflage. Berlin/Heidelberg u. a.: Springer, 2000
- [11] VTI Technologies: Application Note 33 - SCP1000-D01/D11 Pressure Sensor as Barometer and Altimeter. Vantaa, Finland, 2006. – URL: http://www.vti.fi/midcom-serveattachment-guid-5ea0f5e98491572da5ae79b70f9f0a41/AN33_SCP1000_Pressure_Sensor_as_barometer_and_altimeter.pdf
- [12] Mathie, M. J.; Celler, B. G.; Lovell, N. H.; Coster, A. C. F.: Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer. In: Medical and Biological Engineering and Computing, Nr. 5, Jg. 42 (2004), S. 679-687
- [13] Sekine, M.; Tamura, T.; Akay, M.; Fujimoto, T.; Togawa, T.; Fukui, Y.: Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis. In: IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, Nr. 3, Jg. 10 (2002), S. 188-196
- [14] 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. In: Medicine & Science in Sports & Exercise, Nr. 1, Jg. 25 (1993), S. 71-80
- [15] Witten, I. H.; Eibe, F.: Data Mining – Praktische Werkzeuge und Techniken für das maschinelle Lernen. München/Wien: Hanser, 2001

[28.05.09]

Anschrift der Autoren:

Prof. Dr.-Ing. Wolf-Joachim Fischer
Fraunhofer-Institut für Photonische Mikrosysteme (IPMS)
Maria-Reiche-Str. 2
D – 01109 Dresden