Universität Rostock Traditio et Innovatio

Methodik zur mobilen Erfassung körperlicher Aktivität mittels Beschleunigungssensoren

Dissertation
zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)
der Fakultät für Informatik und Elektrotechnik
der Universität Rostock

vorgelegt von:
Gerald Bieber
geb. am 04.04.1965 in Velbert
aus Papendorf

Rostock, den 21. Mai 2014

urn:nbn:de:gbv:28-diss2015-0078-6

Gutachter:

1. Gutachter:
   Prof. Dr.-Ing. Thomas Kirste
   Universität Rostock

2. Gutachter:
   Prof. Dr.-Ing. Bodo Urban
   Universität Rostock

3. Gutachter:
   Prof. Dr. Didier Stricker
   Technsiche Universität Kaiserslautern

Datum der Einreichung:
21. Mai 2014

Datum der Verteidigung:
18. Dezember 2014

Zusammenfassung

Ein ausgewogenes Verhältnis zwischen körperlicher Aktivität und gesunder Ernährung trägt zu einem gesunden Lebensstil bei. Oftmals wird jedoch ein optimales Maß an Bewegung und Ernährung nicht erreicht, so dass Übergewicht und gesundheitliche Probleme auftreten können. Eine objektive Erhebung der Bewegungssituation kann hierbei Defizite erkennen und ein e Intervention unterstützen.
Für die Erfassung der körperlichen Aktivität mittels Beschleunigungssensoren war es bislang üblich, entweder nur einfachste körperliche Aktivitäten zu erfassen oder spezielle Sensoren einzusetzen, die exakt am Körper auszurichten sind. Die sinnvolle Nutzung von nur einem Sensor zur Aktivitätserfassung, der beliebig orientiert getragen wird, war bisher nicht möglich, da die erhobenen Sensordaten bei Verdrehung nur eine eingeschränkte Erkennung der ausgeführten Aktivitäten zulassen.

Die vorliegende Arbeit beschreibt die Methodik zur mobilen Erfassung körperlicher Aktivität mittels Beschleunigungssensoren. Hierbei wird ein neues Verfahren eingesetzt, welches die Orientierung des Sensorsystems identifiziert und die gemessenen Beschleunigungsdaten in ein neues, geeignetes Bezugssystem transformiert. Zur Bestimmung der Ausrichtung des Messsystems werden spezifische Bewegungsinformationen einer Aktivität genutzt, die eine vollständige Bestimmung der Orientierung erlauben. Durch die Transformation der Sensordaten in ein neues Bezugssystem wird es möglich, die Menge der Trainingsdaten zu reduzieren und die Erkennungsrate zu erhöhen.
Die hierfür notwendigen Teilkomponenten werden als Module definiert und in einer Gesamtarchitektur zusammengefasst. Dieses Gesamtmodell basiert auf der Aktivitätserkennung mittels merkmalsbasierter Mustererkennung. In Teilmodulen werden die Messdatenvorverarbeitungen zur Signalschätzung, die Merkmalsextraktion sowie die Klassifizierung abgebildet. Das Gesamtkonzept beinhaltet die Auswahl der relevanten Merkmale sowie eines geeigneten Klassifizierers für mobile Endgeräte.
Als Nachweis der Umsetzbarkeit wurde eine Implementierung auf einem handelsüblichen Mobiltelefon durchgeführt. Die Evaluation zeigt, dass die Bestimmung beliebiger Sensororientierungen und die Generierung des Bezugssystems dynamisch möglich sind und eine praxistaugliche Aktivitätserkennung umsetzbar ist. Der Technologiedemonstrator DiaTrace liefert den Nachweis, dass auf dieser Grundlage ein mobiles Assistenzsystem sinnvoll zur Behandlung von Adipositaspatienten eingesetzt werden kann.

Abstract

The convenience of civilization comes along with a lack of physical activity. In many societies the average person is overweight and physically inactive. This leads to long-term physical and mental health problems. While measuring weight by scales is very handy, a comprehensive method for measuring physical activity in daily life is currently not available.
This work describes the methodology for the measurement of physical activity by only one mobile acceleration sensor and processing unit to wear at the body. Hereby, a suitable reference system is generated through the identification of the horizontal and vertical orientation of the sensor system.
The bearing information is extracted by the movement pattern of certain physical activities. The usage of a normalized reference frame reduces the need of a large training set and enables the identification of relevant features. This improves the accuracy of physical activity recognition.
A classification provides the current activity of the user in real time. Therefore, the process is designed in modules and integrated in an overall structure of physical activity recognition by acceleration sensors.
For the evaluation of the methodology, a mobile unit has been developed to determine physical activities such as resting, walking, running, cycling, car driving or jumping, which assists the user in performing their activities. For evaluation purposes, the methodology is implemented in the mobile phone application DiaTrace, which supports the user in performing their physical activities in daily life and which can also be used in treatments for obese and overweight patients.

CR-Classification:

- D.2.10 Software Engineering - Design
- H.5.2 User Interfaces (Information Interfaces and Presentation)
- I.5.2 Design Methodology (Pattern Recognition)
- J.3 Life and medical sciences

Keywords:
Physical activity recognition, acceleration sensor, reference frame, ubiquitous computing, digital signal processing, DiaTrace, mobile phone, mobile motion tracking.

Inhaltsverzeichnis

1 Einführung **5**
1.1 Motivation . . . 5
1.2 Generelle Herangehensweise zur Aktivitätserkennung . . . 6
1.3 Anwendungsbezogene Problemlage . . . 7
1.4 Ziele und Aufbau der Arbeit . . . 7
1.5 Kapitelzusammenfassung . . . 8

2 Definition der Begrifflichkeiten **9**
2.1 Aktivität und Bewegung . . . 9
2.2 Notwendige Aktivitätsklassen . . . 10
2.3 Merkmale . . . 11
2.4 Orientierung . . . 11
2.5 Weitere Definitionen . . . 11
2.6 Kapitelzusammenfassung . . . 14

3 Aktueller Stand der Technologie **15**
3.1 Einteilung existierender Aktivitätserfassungssysteme . . . 15
3.2 Beschleunigungssensoren . . . 16
3.2.1 Funktionsprinzip . . . 16
3.3 Vorverarbeitung . . . 20
3.3.1 Signalschätzung . . . 23
3.4 Merkmalsextraktion . . . 28
3.4.1 Merkmalsmodell . . . 28
3.4.2 Merkmalsselektion . . . 29
3.4.3 Übersicht gebräuchlicher Merkmale zur Aktivitätserkennung . . . 33
3.5 Klassifizierer . . . 36
3.5.1 Übersicht gebräuchlicher Klassifizierer . . . 36
3.6 Kommerzielle Systeme zur Aktivitätserkennung . . . 40
3.7 Kritische Betrachtung des Standes der Technik . . . 42
3.8 Kapitelzusammenfassung . . . 45

4 Konzeption des orientierungsunabhängigen Bezugssystems **48**
4.1 Inertialsensoren . . . 48
4.2 Konzeption eines einheitlichen Bezugssystems . . . 50
4.2.1 Rotation und Translation . . . 52
4.3 Normiertes Bezugssystem . . . 53
4.3.1 Konzept zur Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung . . . 55
4.3.2 Visualisierung der Orientierung anhand graphischer Muster . . . 55
4.3.3 Orientierungsbestimmung mittels numerischen Verfahrens . . . 58
4.4 Merkmalsselektion . . . 60
4.4.1 Referenzdatensatz . . . 61
4.4.2 Merkmal Orientierungsfreie Beschleunigung . . . 63
4.4.3 Merkmal Horizontalbeschleunigung . . . 67
4.4.4 Merkmal Vertikalbeschleunigung . . . 68
4.4.5 Merkmal Schrittfrequenz . . . 69
4.4.6 Merkmal Phasenlage . . . 75
4.4.7 Merkmal Richtungswechsel . . . 77
4.4.8 Merkmal Abwesenheit . . . 77
4.4.9 Merkmal FFT . . . 78
4.4.10 Merkmal HG . . . 80
4.4.11 Sonstige Merkmale . . . 81

4.4.12 Merkmalsvektor . . . 82
4.5 Kapitelzusammenfassung . . . 83

5 Gesamtarchitektur eines mobilen Aktivitätserkennungssystems 86
5.1 Modell der körperlichen Aktivität . . . 86
5.2 Gesamtmodell der Aktivitätserkennung . . . 86
5.2.1 Module der Erkennungsphase . . . 88
5.2.2 Module der Trainingsphase . . . 88
5.3 Kapitelzusammenfassung . . . 90

6 Implementierungskonzept und prototypische Umsetzung 91
6.1 Entwicklungsumgebung . . . 91
6.2 Sensortechnik . . . 92
6.2.1 MoSeBo . . . 92
6.2.2 Mobiltelefon mit integriertem Beschleunigungssensor . . . 93
6.3 Datenerfassung und Vorverarbeitung . . . 93
6.4 Erkennungsphase . . . 94
6.4.1 Merkmalsextraktion . . . 94
6.4.2 Klassifizierung . . . 94
6.5 Adaptive Aktivitätserkennung . . . 95
6.5.1 Annotation . . . 95
6.5.2 Modellierer . . . 96
6.5.3 Lerner und Merkmalsselektion . . . 96
6.5.4 Erweiterung durch neue Aktivitätsklassen . . . 96
6.6 Prototypische Applikation DiaTrace . . . 97
6.6.1 Serverbasierende Applikation . . . 97
6.6.2 Proaktive Assistenz . . . 98
6.7 Kapitelzusammenfassung . . . 99

7 Evaluation 100
7.1 Zielsetzung der Evaluation . . . 100
7.2 Evaluierung . . . 100
7.2.1 Richtungsbestimmung während einer spezifischen Aktivität . . . 104
7.3 Aktivitätserkennung . . . 106
7.3.1 Reproduktion . . . 106
7.3.2 Erkennung vorgegebener Aktivitäten . . . 108
7.3.3 Einfache Kreuzvalidierung . . . 111
7.3.4 Leave-one-Out Validierung . . . 113
7.3.5 Validierung der Erkennungsrate bei Verdrehung . . . 114
7.3.6 Validierung der Erkennungsrate bei simulierter Verdrehung . . . 116
7.3.7 Merkmalsausprägung in Abhängigkeit der Verdrehung . . . 117
7.3.8 Analyse der Ausrichtung des Messsystems . . . 121
7.3.9 Koordinatentransformation für andere Erkennungsverfahren . . . 122
7.3.10 Einsatz des Assistenzsystems DiaTrace . . . 124
7.4 Fehlereinflüsse bei der Aktivitätserfassung . . . 125
7.5 Betriebsverhalten . . . 126
7.6 Diskussion der Ergebnisdaten . . . 126
7.7 Grenzen und Möglichkeiten der Aktivitätserkennung . . . 128
7.8 Kapitelzusammenfassung . . . 128

8 Zusammenfassung 130
8.1 Ausblick . . . 131

9 Anlage **133**

Literaturverzeichnis **133**

Abbildungsverzeichnis **146**

Tabellenverzeichnis **148**

Formelverzeichnis **149**

ROC-Kurven **156**

Thesen **159**

1 Einführung

Kapitelübersicht
Dieses Kapitel führt in die Thematik der im Alltag anwendbaren Aktivitätserkennung durch die zunehmende Problematik des Übergewichts und der Bewegungsarmut beim Menschen ein. Die Erhebung der körperlichen Aktivität kann durch mobile Beschleunigungssensoren erreicht werden, die am Körper befestigt sind. Die verfügbaren Systeme zur Aktivitätserfassung müssen in einer vorgegebenen Orientierung am Körper getragen werden. Beim Einsatz im Alltag liegt daher das Problem vor, dass eine leichte Verdrehung oder ungenaue Ausrichtung des Messsensors zu starken Störungen hinsichtlich der Aktivitätserkennung führt. Es wird daher das Ziel verfolgt, eine Methodik zur Aktivitätserkennung zu entwickeln, die auch in der Lage ist, mit einem willkürlich am Körper befestigten Sensor eine Aktivitätserkennung durchzuführen. Dieses Aktivitätserkennungssystem soll in der Lage sein, relevante Alltagssituationen zu erfassen, die beispielsweise für die Unterstützung bei der Behandlung von übergewichtigen und adipösen Patienten notwendig sind.

1.1 Motivation

Gemäß den Angaben der Weltgesundheitsorganisation (WHO) führt der zunehmende Wohlstand der Bevölkerung in den Industrieländern zu erhöhtem Übergewicht [Bra06]. Als übergewichtig werden gemäß der Deutschen Gesellschaft für Ernährung (DGE) [DGEde] vereinfacht Personen bezeichnet, die einen Body-Maß-Index (BMI) von mehr als 25 (männlich) beziehungsweise 24 (weiblich) aufweisen, bei einem BMI von mehr als 30 handelt es sich um Adipositas. Nach Angaben der DGE waren in 2012 allein in Deutschland ca. 23 Prozent aller erwachsenen Personen adipös und ca. 67 Prozent der Männer und 53 Prozent der Frauen übergewichtig [Res13]. Die Anzahl der Übergewichtigen nimmt ständig zu, in den letzten 40 Jahren hat sich der Anteil bei den Frauen verdoppelt, bei den Männern sogar verdreifacht. Besonders die Anzahl der übergewichtigen Kinder ist besorgniserregend, da davon ausgegangen wird, dass sie ihr Übergewicht auch als Erwachsene beibehalten [KSR07]. Die Verteilung der übergewichtigen Personen ist regional unterschiedlich, Mecklenburg-Vorpommern ist im Bundesvergleich hinsichtlich der Übergewichtigen führend [MV07]. Das hohe Übergewicht und eine mangelnde körperliche Aktivität führen zu einer Vielzahl von Folgekrankheiten, die die Lebensqualität der Personen erheblich beeinflussen. Diese Krankheiten werden als Wohlstandkrankheiten bezeichnet und führen zu typischen Krankheitsbildern wie Bluthochdruck, Schlaganfall, Herzinfarkt, Krebs oder Diabetes [SKHL09].

Als Maßnahmen zum Erhalt des Normalgewichts oder zur Reduktion des Übergewichts ist eine ausgewogene Ernährung und ausreichende Bewegung notwendig [Koe07]. Dabei reicht es bereits, sich ca. 30 Minuten am Tag intensiv zu bewegen [Bau04]. Doch die Ausführungsdauer der körperlichen Aktivität wird meist falsch eingeschätzt. Besonders übergewichtige Personen neigen dazu, die ausgeübte Aktivität subjektiv höher einzuschätzen, als sie tatsächlich ausgeführt wurde [SRB06]. Die fälschliche Wahrnehmung unterstützt die Verschiebung des Gleichgewichts zwischen Energieaufnahme und -verbrauch zu Ungunsten einer gesunden Lebenssituation.

Für eine erfolgreiche Prävention oder Behandlung des Übergewichts ist es notwendig, die körperliche Aktivität kontinuierlich über den gesamten Tag zu erfassen [SKB12]. Damit eine durchgängige Erhebung der körperlichen Aktivität möglich wird, ist es sinnvoll, die Aktivitätserfassung mit Geräten durchzuführen, die auch im Alltagsbereich verfügbar sind [SKB+10]. Das Mobiltelefon, oftmals als Handy oder Smartphone bezeichnet, ist für viele Nutzer der ständige, digitale Begleiter und bietet sich somit für das Monitoring der körper-

lichen Aktivität an. Das Mobiltelefon war ursprünglich von seiner Konzeption nicht als System zur Erfassung körperlicher Aktivität ausgelegt und diente nur zum Telefonieren. Die heutigen Modelle sind programmerbar, verfügen über einen Beschleunigungssensor sowie einer Internetanbindung und werden meist direkt am Körper getragen. Die Verwendung eines Mobiltelefons als Monitoringsystem kann dabei helfen, die körperliche Aktivität des Nutzers objektiv während des Alltags zu erheben und für eine weiterführende Bewertung oder Behandlung zu nutzen. Hierfür ist es notwendig, eine Methodik zu entwickeln, welche die Erkennung körperlicher Aktivität mittels Mobiltelefonen erlaubt und die Einbeziehung der erhobenen Daten zur Unterstützung einer Behandlung von Adipositas ermöglicht.

1.2 Generelle Herangehensweise zur Aktivitätserkennung

Der Mensch führt täglich eine Vielzahl körperlicher Aktivitäten[1] aus, die sich hinsichtlich ihrer Ausführungseigenschaften beschreiben und zusammenfassen lassen. Der Mensch kann durch eigene Einschätzung Auskunft über seine ausgeführten Aktivitäten geben, ebenfalls kann durch Beobachtung die ausgeführte körperliche Aktivität erkannt werden. Diese Beobachtung kann automatisiert auf Basis eines oder mehrerer Sensoren durchgeführt werden. Bei der Ausführung von gleichen Aktivitäten zeigen die Sensorsignale gleiche oder ähnliche Eigenschaften. Durch das Bewerten und Vergleichen dieser Eigenschaften kann wiederum auf die vorliegende Aktivität zurück geschlossen werden. Dieses Prinzip der Mustererkennung wird für die Identifizierung von Regelmäßigkeiten, Wiederholungen, Ähnlichkeiten oder Gesetzmäßigkeiten genutzt [Kuc10]. Die folgende Abbildung 1 stellt den allgemeinen Klassifizierungsprozess dar, in dem aus Signalen der Beschleunigungssensoren relevante Merkmale extrahiert und vorgegebene Aktivitätsklassen klassifiziert werden.
Ein einfaches Beispiel soll folgend das Prinzip erläutern. Wird beispielsweise ein Beschleunigungssensor an der Gürtelschnalle eine Anwenders befestigt, so mißt der Sensor die Signale, die von der Bewegung ausgehen. Der Beschleunigungssensor wandelt die gemessenen Bewegungssignale in diskrete Sensorsignale um, die die auf ihn einwirkende Beschleunigung repräsentieren. Befindet sich der Anwender in Ruhe, so sind die Eigenschaften der Sensorsignale anders, als wenn sich der Anwender mit der Hüfte bewegt. Durch die Betrachtung der jeweiligen Signaleigenschaften kann die vorliegende Aktivität bestimmt werden. Liefert der Beschleunigungssensor nahezu konstante Messsignale, so bewegt sich der Anwender nicht; ändern sich dauernd die Messsignale, so ist der Anwender in Bewegung. Eine genauere Analyse der Messsignale ermöglicht die Unterscheidung verschiedenster Aktivitäten.

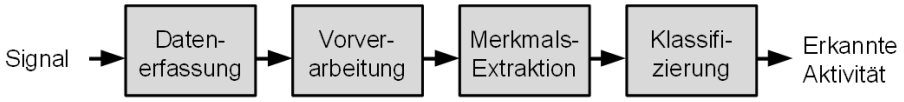


Abbildung 1: Allgemeiner Klassifizierungsprozess

Die Sensoren (abgebildet als Modul Datenerfassung) erfassen die ausgeführten körperlichen Bewegungen nicht vollständig und fehlerfrei, daher müssen die Sensorsignale bearbeitet (Modul Vorverarbeitung) werden. Die Daten werden normiert und anschließend sind relevante Merkmale aus den Sensorsignalen zu extrahieren (Modul Merkmalsextraktion), die die Signaleigenschaften beschreiben. Die Merkmale der Signale werden zusammengefasst und mittels eines Klassifizierers (Modul Klassifizierung) bewertet. Durch diese Bewertung wird die Ähnlichkeit der vorliegenden Merkmale mit bekannten Merkmalen bestimmt und auf die ausgeübte Aktivität geschlossen.

[1] zur Definition von Aktivität siehe Kapitel 2.1

1.3 Anwendungsbezogene Problemlage

Die Aktivitätserkennung ist seit Langem ein intensives Forschungsthema im Bereich des Ambient Assisted Livings [EK05a]. Besonders im Alltag des Menschen ist die objektive Erfassung der Aktivität für viele Anwendungsgebiete wichtig. Dabei ist es wünschenswert, den Nutzer nicht mit einer zusätzlichen Messsensorik zu belasten, sondern die Aktivitätserfassung mit vertrauten Geräten durchzuführen, die der Nutzer bereits mit sich führt. Im Laborumfeld wurden mit Aktivitätserfassungssystemen auf Basis von multiplen Beschleunigungssensoren (Multipunkt-Systemen) mit fest vorgegebener Orientierung bereits hohe Erkennungsraten hinsichtlich der ausgeführten physischen Aktivität erreicht [BI04], [TIH+07], [Tap08]. Diese Systeme bestehen jedoch meist aus mehreren, am Körper verteilten Sensoren und sind auf Grund des Tragekomforts nicht alltagstauglich.
Die Klassifizierung von körperlichen Aktivitäten setzt voraus, dass die Merkmale bei gleicher Aktivität ähnlich sind. Diese Annahme ist üblicherweise gegeben, wenn der Sensor stets vergleichbare Signale liefert. Die Nutzung von nur einem am Körper befestigten Beschleunigungssensor (Monopunkt- oder Einpunkt-System) ermöglicht eine unaufdringliche Nutzung im Alltag. Der einzelne Sensor ist jedoch, entsprechend seiner Befestigung am Körper, gegenüber einer mögliche Verdrehung anfällig. Wird der Sensor nur leicht verdreht getragen, so teilen sich die Beschleunigungsmesswerte entsprechend auf die jeweiligen Achsen auf. So bewirkt beispielsweise die Drehung des Sensors um 15 Grad bereits eine Signalverschiebung zwischen den Achsen um 25 Prozent. Eine Verdrehung des Sensors beeinflusst die gemessenen Beschleunigung der jeweiligen Koordinatenachse sowie die Erkennungsrate. Oftmals werden die gemessenen Erkennungsraten der Laborversuche bei Versuchswiederholung zu späteren Zeiten nicht erreicht [RDML05].
Leistungsfähige Mobiltelefone verfügen über einen Beschleunigungssensor, der zur Aktivitätserfassung genutzt werden könnte. Die ergonomische Form der Mobiltelefone lässt jedoch beim Tragen in der Hosentasche eine willkürliche und vom Nutzer frei bestimmbare Orientierung des Gerätes zu.
Um diesem Problem zu entgegnen ist eine Methodik und ein Gesamtkonzept zu entwickeln, die durchgängig die zur Aktivitätserkennung notwendigen Teilschritte abbilden.
Die zu entwickelnde Methodik zur Erfassung körperlicher Aktivität ist besonders für das Anwendungsgebiet der Behandlungsunterstützung von Adipositas von Bedeutung. Hierbei ist es sinnvoll, den Patienten unaufdringlich und möglichst ohne Belastung durch ein zusätzliches Endgerät eine mobile Assistenz zur Verfügung zu stellen. Bei übergewichtigen Jugendlichen ist die Persönlichkeitsentwicklung noch nicht abgeschlossen und Unterstützungen zur Lebensstiländerung sind erfolgreicher als bei Erwachsenen, weiterhin ist der zu unterstützende natürliche „Bewegungsdrang“ bei Jugendlichen größer [SDC+07]. Darüber hinaus ist die Akzeptanz und Verbreitung von Mobiltelefonen bei Jugendlichen höher als bei anderen Altersgruppen. Damit ein Erfassungssystem für körperliche Aktivitäten als mobiles Assistenzsystem eingesetzt werden kann, muss eine Mindestmenge an relevanten Aktivitäten erkannt werden [KBK+08]. Für eine mögliche Lösung in diesem Anwendungsumfeld ist die Entwicklung einer neuen Technologie notwendig, die diese Menge an Aktivitäten mit nur einem Beschleunigungssensor im Alltagsumfeld erkennen kann.

1.4 Ziele und Aufbau der Arbeit

Diese Arbeit verfolgt das Ziel, ein Gesamtmodell zur Aktivitätserkennung mit mobilen Endgeräten sowie eine neue Methodik zur Bestimmung der Ausrichtung des Messsystems zu entwickeln. Als wissenschaftliche Fragestellung sind hierbei zwei Inhalte zu klären:

- Ist es möglich, die willkürliche Orientierung des Sensorsystems vollständig zu bestimmen?
- Wie ist das Konzept zur mobilen Aktivitätserkennung zu entwerfen, damit in dem

Anwendungsgebiet der Behandlungsunterstützung von Adipositaspatienten eine Aktivitätserkennung anwendbar wird?

Die vorliegende Arbeit ist daher in folgende Abschnitte untergliedert: Im folgenden Kapitel 2 werden die für die Arbeit notwendigen Begrifflichkeiten definiert. Das Kapitel 3 beschreibt den bisherigen Stand der Technik zur Aktivitätserkennung. Hierbei wird herausgearbeitet, welche Lösungen bereits existieren und welche Eigenschaften sie aufweisen. Kapitel 4 beschreibt die Konzeption und Modellbildung, die zu einer umfassenden Gesamtarchitektur führt. Hierbei wird die Methodik des orientierungsunabhängigen Bezugssystems entwickelt. In Kapitel 5 wird aus der abstrakten Modellierung eine Konkretisierung entwickelt und es werden relevante Merkmale zur Klassifizierung präsentiert. Das Kapitel 6 beschreibt das Umsetzungskonzept für eine Mobiltelefon-basierte Implementierung. Kapitel 7 beinhaltet die Evaluation mittels simulierten und realen Versuchen, die Analyse der Zielstellungen und die Interpretation der Ergebnisse. In Kapitel 8 werden die gewonnenen Ergebnisse zusammengefasst, und es wird ein Ausblick auf zukünftige Tendenzen und Entwicklungen gegeben.

1.5 Kapitelzusammenfassung

Sowohl durch die demografische Entwicklung als auch durch die veränderten Lebensweisen steigt das Risiko, an Bewegungsmangel zu leiden und am Wohlstands-Syndrom zu erkranken. Zukünftig ist mit einem hohen Anstieg von bewegungsabhängigen Erkrankungen, wie Diabetes Typ 2 oder Adipositas, zu rechnen. Mobile Systeme zur Aktivitätserkennung können die Motivation zur Änderung des Lebensstils unterstützten und therapeutisch eingesetzt werden. Bisherige mobile Systeme zur Aktivitätserkennung basieren meist auf der Analyse von Beschleunigungsdaten, die durch am Körper getragene Sensoren erhoben werden. Aus den erfassten Sensordaten lassen sich relevante Merkmale extrahieren, die mit Merkmalen von bekannten Trainingsdaten verglichen werden können, um die vorliegenden Aktivitäten zu klassifizieren. Diese Klassifizierung der körperlichen Aktivitäten setzt voraus, dass die Merkmale bei gleicher Aktivität ähnlich sind. Diese Annahme ist üblicherweise gegeben, wenn der Sensor stets vergleichbar ausgerichtet ist. Eine Verdrehung des Sensors beeinflusst jedoch die gemessenen Beschleunigung der jeweiligen Koordinatenachse und beeinflusst die Merkmale sowie die damit verbundene Erkennungsrate. Ziel der vorliegenden Arbeit ist es daher, ein Konzept zur Aktivitätserkennung mit einem aus einem Sensor bestehenden System zu entwickeln und Methoden zu bestimmen, durch die die erhobenen Beschleunigungsdaten invariant zur Verdrehung der Sensoreinheit werden. Dieses Konzept ermöglicht eine bessere Vergleichbarkeit der Merkmale und Klassifizierung von Aktivitäten. Die Umsetzung des Konzepts in Form eines mobilen Aktivitätserkennungssystems kann in dem speziellen Anwendungsgebiet der Behandlungsunterstützung von Adipositaspatienten eingesetzt werden.

2 Definition der Begrifflichkeiten

Kapitelübersicht
In diesem Kapitel wird durch die Einführung und Erläuterung der Begriffe Aktivität und Bewegung ein einheitliches Verständnis für die Thematik der mobilen Aktivitätserkennung geschaffen. Darüber hinaus werden weitere Begriffe definiert, die in späteren Ausführungen verwendet werden.

2.1 Aktivität und Bewegung

Im deutschen Sprachgebrauch ist nach Angaben in PMBOK[2] die Bezeichnung „Aktivität“ eines Menschen nicht genormt und wird unterschiedlich verwendet [Ber00]. In der Literatur sind zahlreiche Beschreibungen zu finden, die zwischen geistiger und körperlicher Aktivität unterscheiden [Mar00]. Man differenziert darüber hinaus bei der körperlichen Aktivität zwischen Spontanaktivität sowie der fakultativen körperlichen Aktivität.
Die Spontanaktivität sichert die Aufrechterhaltung der Körperhaltung, im Gegensatz dazu beschreibt die fakultative Aktivität die willentlichen Körperbewegungen [Wik13]. In der Umgangssprache wird oft die Formulierung „sich bewegen“ gleichbedeutend mit „Aktiv sein“ verwendet, daher werden die Begriffe Aktivität und Bewegung für diese Arbeit präzisiert.
Die Bewegung beschreibt die räumliche Änderung der Position des menschlichen Körpers oder der Körperteile. Diese Bewegung kann aktiv (beispielsweise willentliche Bewegung des Armes) oder passiv, d.h. von außen und ohne aktives Zutun des Menschen ausgeführt werden. Hierbei sind Muskelanspannung oder Nervenimpulse nicht notwendig [IKB06]. Die passive Bewegung von Gliedmaßen, beispielsweise bei alten, gelähmten oder bewusstlosen Patienten, verhindert den Muskelschwund und das Versteifen der Gelenke.
Die physische Bewegung eines Menschen oder seiner Extremitäten wird folgend als **Bewegung** bezeichnet. Dabei ist es unerheblich, ob die Bewegung bewusst oder unbewusst ausgeführt wurde und ob die Bewegung durch den Menschen aktiv oder passiv (beispielsweise durch Maschinen oder Fahrzeuge) erfolgt.
Bei einer **Bewegungsdetektion** wird nur zwischen den Zuständen „Bewegung“ und „Ruhe“ (d.h. keine Bewegung) unterschieden. Für diese Arbeit ist daher eine **Bewegungserkennung** gleichbedeutend mit der Bewegungsdetektion. Die **Bewegungsanalyse** dient zur qualitativen Bestimmung des physischen Bewegungsablaufs [Han04]. Ein **Bewegungszeitraum** bezeichnet den Zeitraum, der für die Ausführung einer physischen Bewegung benötigt wird. Die Fähigkeit, die willkürlichen Muskeln gezielt und koordiniert zu bewegen, wird als **Motorik** bezeichnet. Motorische Störungen liegen beispielsweise bei einer Zerebralparese oder Parkinson-Krankheit vor [Mei09].
Die körperliche **Aktivität** (von lat. „activus“ = „tätig“, „wirksam“) bezeichnet die physische Bewegung eines Menschen oder seiner Extremitäten, die er selbst willentlich zur Erreichung eines Zieles ausführt. Als ein mögliches Ziel kann hierbei die Fortbewegung (beispielsweise „Gehen“), die Bewegung von Gegenständen (beispielsweise „Staubsaugen“) oder die Ausführung von sonstigen Handlungen (beispielsweise „Einkaufen“) sein.
Als Sonderfall für die körperliche Aktivität ist die willentliche Ruhe zu nennen, beispielsweise beim „Sitzen“ oder „Liegen“, die ebenfalls als Aktivität definiert wird. Diese Aktivitäten werden für die Betrachtung eines Aktivitätszeitraumes so klassifiziert, dass zwischen aktiv (willentliche Körperbewegung) und inaktiv (willentliche Bewegungslosigkeit) unterschieden wird. Die Person ist **aktiv**, wenn eine willentliche physische Bewegung der Körperteile ausgeführt wird. Eine Person ist **inaktiv**, wenn keine Körperteile willentlich bewegt werden, beispielsweise bei Aktivitäten wie „Ruhe“, „Sitzen“ oder „Liegen“.

[2] Der PMBOK Guide (Guide to the Project Management Body of Knowledge) ist der international am weitesten anerkannte Projektmanagement-Industrie-Standard und zentrale Referenz des US-amerikanischen Project Management Institute, von dem es auch herausgegeben wird.

Die körperliche Aktivität unterscheidet sich hinsichtlich der Ausprägung, Komplexität, Ausführungspräzision, Kraft und Schnelligkeit [Wik13]. Die Aktivitäten können in **Aktivitätsklassen** sowie hierarchisch in Über- und Unterklassen eingeteilt werden. Innerhalb einer Klasse werden Aktivitäten zusammengefasst, bei denen eine Gemeinsamkeit von Merkmalen vorliegt.
Die **Klassifikation von Aktivitäten** beschreibt die Sammlung der abstrakten Aktivitätsklassen, die zur Abgrenzung verwendet werden. Die Anwendung der Klassifikation auf eine Aktivität durch Auswahl einer passenden Aktivitätsklasse (einer gegebenen Klassifikation) wird **Klassierung** genannt. Die Klassifizierung beinhaltet hierbei die Erstellung der Klassengrenzen, während die Klassierung sich nur auf die Einordnung der Aktivitäten in ein bereits bestehendes Klassensystem bezieht. Eine Unterscheidung zwischen Klassierung und Klassifizierung wird nur im deutschsprachigen Raum und nicht konsequent angewandt, in anderen Sprachen werden beide Begriffe unter der Definition Klassifizierung zusammengefasst [Kuh00]. Für diese Arbeit wird daher die Klassierung als Teil einer Klassifizierung verstanden und somit als **Klassifizierung von Aktivitäten** bezeichnet.
Eine **Aktivitätserkennung** ist daher eine Klassifizierung und bestimmt auf Basis vorliegender Merkmale die für eine Aktivität zugehörige Aktivitätsklasse. Für die Identifikation relevanter Merkmale sowie der Erstellung der Klassengrenzen werden Daten genutzt, die als **Trainingsdaten** (engl. Lernset) bezeichnet werden. Die nach Abschluß der Trainingsphase genutzten Daten werden hingegen als **Testdaten** genannt.

2.2 Notwendige Aktivitätsklassen

Die körperliche Aktivität beeinflusst den Tagesenergieumsatz, daher wurden in der Literatur bereits über 500 alltagsrelevante Aktivitätsklassen identifiziert und gemäß ihres metabolischen Äquivalents klassifiziert (siehe „Compendium of Physical Activities“ [A$^+$02]). Der Zeitraum, in dem der Mensch pro Tag aktiv ist, setzt sich meist jedoch nur aus 15 - 30 Minuten körperlicher Aktivität mit mittlerem oder hohem Energieumsatz zusammen [OWWB07].
Betrachtet man die Aktivitätsklassen, die der Mensch im Alltag am häufigsten ausführt, so decken wenige Aktivitäten fast den gesamten Tagesbereich ab. Je nach Individuum sind die am häufigsten ausgeführten Aktivitäten „Ruhe“ (Liegen, Sitzen, Stehen), „Gehen“ oder sich fortbewegen (Auto, Bus, Fahrrad etc.) sowie die allgemeine Aktivität „Aktiv sein“. Individuell können einzelne Aktivitäten sehr häufig und lang andauernd ausgeführt werden, beispielsweise Tennis oder Fußball spielen, Schwimmen, Skifahren, Rudern oder Judo.
Für die Behandlung von adipösen Kindern und Jugendlichen kann jedoch eine bestimmte Menge an Aktivitäten definiert werden, deren Ausführungsdauer eine realistische Einschätzung hinsichtlich der körperlichen Aktivität im Alltag erlaubt [SRB06]. Diese Aktivitäten können in einer Übersichtstabelle zur Umsetzung (siehe Tabelle 1) mittels eines mobilen Aktivitätserkennungssystems, beispielsweise für adipöse Jugendliche, abgebildet werden.

Für ein Ausführungsbeispiel im Bereich der Adipositas-Assistenz ist es notwendig, genau diese Aktivitäten mit einem mobilen System zu erkennen. Das **„Ruhen“** bezeichnet die Inaktivität, die sich darin äußert, dass der Mensch sich nicht bewegt, beispielsweise beim Schlafen, Sitzen oder Stehen. Eine weitere Klasse der Aktivität des Menschen ist das **„Gehen“**. Wird das „Gehen“ sehr schnell ausgeführt, kommt es zu einem zeitweiligen Verlust des Kontakts zwischen den Füßen und dem Boden. Diese Aktivität wird als **„Laufen“** definiert, da es hierbei im Gegensatz zum „Gehen“ eine Flugphase beinhaltet. Das „Laufen“ wird umgangssprachlich auch als „Rennen“ oder „Joggen“ bezeichnet.
Das **„Fahrrad fahren“** bezeichnet die Ausführung von Tretbewegungen auf einem Fahrrad oder Ergometer. Als **„Auto fahren“** wird das Mitfahren oder das Selbstfahren eines

Aktivität	Beschreibung
Ruhen	Liegen, Stehen, Sitzen
Gehen	Normales Gehen, Spazieren gehen, Nordic Walking, Laufband
Laufen	Rennen, Joggen, Waldlauf, Laufband
Fahrrad fahren	Fahren eines Fahrrades oder Ergometers, d.h. Ausführung von Tretbewegungen auf einem Fahrrad
Auto-, Zug-, Busfahren	Auto-, Zug-, Busfahren als Fahrer oder Beifahrer
Aktiv sein	Allgemeine Aktivität, Aktivität des täglichen Lebens (Hausarbeit, Staubsaugen, Gartenarbeit)

Tabelle 1: Klassifikation von Aktivitäten zur Behandlungsunterstützung bei Adipositas

Fahrzeuges, beispielsweise eines Autos, Transporters oder Busses bezeichnet. Das **„Aktiv sein“** bezeichnet alle sonstigen Aktivitäten, beispielsweise die Ausführung von Reinigungstätigkeiten, Haus- oder Gartenarbeiten.

2.3 Merkmale

Ein **Merkmal** ist eine bestimmte Eigenschaft oder ein Charakteristikum, das der Beschreibung und Unterscheidung von Personen, Gegenständen einer Gegenstandsgruppe oder abstrakten Zusammenhängen dient [Anw98]. Es können Datenströme, die durch Sensordaten während der Ausführung von Aktivitäten generiert werden, mittels Merkmalen unterschieden werden. Hierbei beschreiben die Merkmale die charakteristischen Eigenschaften der Sensordaten. Können mehrere Merkmale aus einem Datenstrom extrahiert werden, so ist es möglich, diese in einem **Merkmalsvektor** zusammen zufassen [HTFF05]. Alle Merkmale, die zur Beschreibung von Aktivitäten genutzt werden können, beschreiben die Merkmalsmenge. Die Teilmenge von Merkmalen, die für eine Aktivitätserkennung genutzt werden, wird als **Merkmalsset** definiert. Als **Merkmalsausprägung** werden jene Eigenschaften bezeichnet, die ein Merkmal aufweisen kann. Dieses ist typischerweise ein Zahlenwert mit Einheit.

2.4 Orientierung

Der Begriff **Orientierung** beschreibt allgemein eine Ausrichtung [GJ11] und wird für diese Arbeit gemäß der mathematischen Definition der linearen Algebra definiert. Die Beschleunigungswerte eines Sensorsystems werden in der mathematischen Orientierung des Sensorsystems erfasst und in einem kartesischen Koordinatensystem ausgegeben. Die Orientierung des Sensor-Koordinatensystems kann je nach Fixierung am menschlichen Körper anders sein als das vestibuläre Bezugssystem des Menschen. (Eine erweiterte Definition des Bezugssystems des Menschen wird im Kapitel 4 (Konzeption) gegeben.) Ein Sensorsystem wird als orientierungsfrei oder orientierungsunabhängig bezeichnet, wenn zur Aktivitätserkennung jede willkürlich gewählte Ausrichtung des Sensors möglich ist.

2.5 Weitere Definitionen

Im Zusammenhang mit der Aktivitätserkennung werden häufig mehrdeutige Begrifflichkeiten verwendet, die für diese Arbeit nachfolgend präzisiert und definiert werden.

Aktivitätseinheit(AE)
Die durchschnittliche Höhe der gemessenen Beschleunigung lässt Rückschlüsse auf die In-

tensität der körperlichen Aktivität zu [RPHE06]. Erste Systeme zur Aktivitätserkennung ermittelten aus Rumpfbewegungen (Trageort Hüfte) unter Einbeziehung eines digitalen Filters (0,5 - 2,5 Hertz) sowie einer frei durch den Benutzer einstellbaren Fensterung („Epoch“) ein firmenspezifisches Aktivitätsmass (Activity Count) [GT309]. Die Activity Counts lassen vereinfachte Rückschlüsse auf den Energieverbrauch beim Menschen zu. Activity Counts stellen jedoch keine physikalische Größe dar. Darüber hinaus ist dieses Maß durch die Einbeziehung des verwendeten digitalen Filters nicht geeignet, Bewegungen durch Fremdeinflüsse (z.B. „Auto fahren“) zu erfassen. Aus diesen Gründen wird mit der Aktivitätseinheit (AE) eine neutrale Messgröße gewählt, die auch als Merkmal für eine Aktivitätsklassifizierung genutzt werden kann. Die Aktivitätseinheit basiert auf standardisierten SI-Einheiten[3] und dient als wichtiges Merkmal für die Aktivitätserkennung. Eine Aktivitätseinheit entspricht der Summe des Betrages der Bewegungsänderung der Sensoreinheit pro Zeiteinheit (siehe Kapitel 4, Konzeption) und ist von der Trageposition sowie der ausgeführten körperlichen Aktivität abhängig.

Benutzer-(User)-tracking

Der Begriff des Tracking (engl.: Spurbildung) beschreibt die zeitgleiche Verfolgung von bewegten Objekten oder Lebewesen. Die zeitversetzte Verfolgung wird hingegen als Tracing (engl.: Nachziehen) bezeichnet [KT05]. Ziel dieser Verfolgung ist zum einen die Extraktion von Informationen über den Verlauf der Aktivität und die Lage eines Objektes (Absolutdaten) und zum anderen die Verminderung von Abweichungen (relative Fehlerdaten), herrührend von zumeist zufälligen technischen Messfehlern oder physikalischem Messrauschen [Roe08]. Die extrahierten Informationen können beispielsweise die Geschwindigkeit der Bewegung beschreiben, welches zu einer genaueren Aktivitätsbestimmung führen kann. Zu den typischen Trackingmethoden gehören das optische Tracking, das sensorbasierte Tracking (z.B. Magnetfeldtracking) sowie die heterogenen Trackingmethoden.

Direkt / Indirekt

Die körperliche Aktivität eines Menschen kann direkt durch Beobachtung der Bewegung erfasst werden. Diese Beobachtung kann beispielsweise optisch durch Kameras, durch andere Personen oder mittels am Körper angebrachter Sensoren erfolgen. Darüber hinaus ist es möglich, auf die ausgeführten Aktivitäten auch indirekt auf Basis der Interaktion des Menschen mit seiner Umwelt zu schließen [BD06]. Hierbei wird beispielsweise das „Fahrrad fahren“ durch Radsensoren am Fahrrad, das „Auto fahren“ durch den Tachometer oder das „Gehen“ durch akustische Sensoren erfasst [BLPU11]. Weiterhin können indirekt durch die umgesetzte Energie Rückschlüsse auf die ausgeführten Aktivitäten getroffen werden. Dieser Energieumsatz kann beispielsweise durch Messung der Atemluftzusammensetzung ermittelt werden (z.B. Spirometrie). Als derzeitiger „Gold Standard“ zur Erhebung des Energieumsatzes und der damit möglichen Rückschlüsse auf die körperliche Aktivität wird die Methode des *doubly labeled water* betrachtet [MWW09]. Hierbei nimmt der Proband Radioisotopen ein, welche im Maß der körperlichen Aktivität ausgeatmet werden. Dieses Verfahren eignet sich für längerfristige Messungen von über 3 Tagen und kann derzeit nicht zur Identifikation einzelner Aktivitäten eingesetzt werden.

Erkennungsrate einer Aktivität

Als Erkennungsrate einer Aktivität wird für diese Arbeit das Verhältnis der Anzahl der richtig erkannten Aktivitäten zu der Anzahl der insgesamt ausgeführten Aktivitäten in einem Zeitintervall (Precision) bezeichnet [HTFF05] (siehe Anlage).

[3] SI-Einheiten, französisch: Système international d'unités, Internationales Einheitensystem für physikalische Größen

Homogene / Heterogene Sensorik
Die zur Aktivitätserkennung eingesetzten Sensorsysteme bestehen oftmals aus verschiedenen Sensortypen und nutzen beispielsweise einen Lichtsensor, Beschleunigungssensor und ein Hautleitwertmessgerät. Sensorsysteme mit unterschiedlichen Sensortypen werden als heterogene Sensorik bezeichnet. Sensorsysteme, die aus nur einem Typ von Sensoren bestehen, werden als homogene Sensorsysteme definiert.

Einpunkt- / Mehrpunkt-Systeme
Die Systeme zur Erkennung der körperlichen Aktivität können entweder an einem Punkt des Körpers oder an mehreren Stellen eingesetzt werden. Sensorsysteme, die nur an einer Körperstelle Daten erheben, werden als Einpunkt-System bezeichnet. Systeme, die an mehreren Stellen des Körpers Messdaten erheben, werden für diese Arbeit als Multipunkt-Systeme bezeichnet.

Prospektive / Retrospektive Aktivitätserkennung
Unter prospektiver (ausschauender) Aktivitätserkennung werden die Verfahren bezeichnet, die unter vorheriger Festlegung einer Menge von möglichen Aktivitäten die aktuell ausgeführte Aktivität erkennen können [Ber09]. Bei den retrospektiven (zurückschauenden) Verfahren ist eine Aktivitätserkennung nur durch nachträgliche Auswertung der aufgenommenen Daten möglich [RPWB09].

Schritt / Schrittweite
Bei der Geh- oder Laufbewegung berühren die Füße abwechselnd den Boden. Als Schritt wird hierbei die Bewegung ab der Bodenberührung eines Fußes bis zur Bodenberührung des anderen Fußes bezeichnet. Der Abstand zwischen den Bodenberührungen beschreibt den zurückgelegten Weg und wird als Schrittweite definiert. Werden zwei Schritte ausgeführt, so werden diese Schritte als Doppelschritt bezeichnet.

Stationär / Mobil
Die stationären Aktivitätserkennungssysteme setzen eine bestehende, ortsfeste Infrastruktur voraus. Im Gegensatz dazu benötigen mobile Aktivitätserkennungssysteme keine weitere Infrastruktur und sind dadurch autark [MR05].

Subjektive / Objektive Aktivitätserkennung
Um eine umfassende, einheitliche Erhebung der Bewegungssituation zu ermöglichen, wurden bereits internationale Selbstauskunftsbögen, das IPAQ (International Physical Activity Questionaire) [ESB+06] entwickelt. Hierbei werden die körperlichen Aktivitäten in Beruf, Freizeit und Sport erfasst. Diese Selbstauskunftsbögen sind von der auskunftsgebenden Person abhängig (Subjekt), basieren auf subjektiven Einschätzungen und zählen daher zu den subjektiven Messmethoden. Es konnte gezeigt werden, dass nationale Unterschiede in der subjektiven Empfindung von leichter bis starker körperlicher Aktivität existieren.
Wesentlich objektivere Aussagen hinsichtlich der Ausführung körperlicher Aktivität können durch die direkte oder indirekte Beobachtung mit anschließender Auswertung durch Fachpersonal nach vorgegebenen Kriterien erreicht werden. Hierbei wird beispielsweise personalintensiv durch Videoaufzeichnung oder bereits während der Ausführung durch einen Beobachter die körperliche Aktivität protokolliert. Die Aktivitätserfassung mittels Beschleunigungssensoren generiert vom Versuchsleiter unabhängige Daten und wird daher als objektive Messmethode bezeichnet [MWW09].

Willkürliche Orientierung des Mobiltelefons
Beim Tragen des Mobiltelefons, beispielsweise in einer Hosentasche, sind verschiedene Aus-

richtung des Mobiltelefones möglich. Die Ausrichtung des Mobiltelefons zum Nutzer wird für diese Arbeit als Orientierung bezeichnet.

2.6 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Begrifflichkeiten zur mobilen Aktivitätserkennung eingeführt und beschrieben. Für diese Arbeit wird definiert, dass eine Bewegungsdetektion die Unterscheidung liefert, ob sich ein Körper in Ruhe oder in Bewegung befindet. Die Aktivität eines Menschen bezeichnet die physische Bewegung eines Menschen oder seiner Extremitäten, die er selbst willentlich zur Erreichung eines Zieles ausführt. Es wurde dargestellt, dass sich die körperlichen Aktivitäten des Menschen in Art und Dauer unterscheiden, durch Merkmale beschrieben und in verschiedene Aktivitätsklassen getrennt werden können.
Die Klassifikation von Aktivitäten beschreibt die Sammlung der abstrakten Aktivitätsklassen, die zur Abgrenzung verwendet werden. Die Klassierung bestimmt auf Basis vorliegender Merkmale die für eine Aktivität zugehörige Aktivitätsklasse und wird für diese Arbeit vereinfachend mit dem Begriff Klassifizierung gleichgesetzt. Die Aktivitätserkennung bestimmt auf Basis vorliegender Merkmale die für eine Aktivität zugehörige Aktivitätsklasse.

3 Aktueller Stand der Technologie

Kapitelübersicht
Dieses Kapitel bietet einen Überblick über den aktuellen Stand der Forschung und Technik zur Erfassung der körperlichen Aktivität mittels Beschleunigungssensoren. Entsprechend der Prozesskette zur Erfassung der körperlichen Aktivität werden die aus der Literatur bekannten Technologien und Methoden zur Vorverarbeitung, Musterextraktion und Klassifizierung vorgestellt. Anschließend werden relevante Bezugssysteme im Themengebiet der Aktivitätserkennung präsentiert. Ergänzend werden auf dem Markt existierende, kommerzielle Systeme zur Aktivitätserkennung vorgestellt, die bereits eine rudimentäre Aktivitätserkennung ermöglichen. Die identifizierten Verfahren werden mit ihren Eigenschaften im Rahmen einer Übersichtstabelle abschließend dargestellt.

3.1 Einteilung existierender Aktivitätserfassungssysteme

Zur Klassifikation von Aktivitätserfassungssystemen mittels Beschleunigungssensoren lassen sich die Technologien in zwei Grundklassen unterteilen:

- Einpunkt-Systeme, die nur an einer Körperstelle befestigt werden
- Mehrpunkt-Systeme, die aus mehreren am Körper verteilte Sensoren bestehen

Die Messsysteme können dabei entweder nur Beschleunigungssensoren (homogene Messsysteme) oder auch zusätzlich andere Sensoren beinhalten (heterogene Systeme). Bei heterogenen Systemen finden Luftdrucksensoren, Winkeländerungssensoren (Gyroskope) oder Magnetfeldsensoren Verwendung. Die Erfassung der körperlichen Aktivität mittels Beschleunigungssensoren lässt sich darüber hinaus in die Teilbereiche der Erfassung von Körperhaltungen (Postures), der körperlichen Aktivität (Activity Recognition) und der Änderungserkennung (Transition Recognition) einteilen. Während Körperhaltungen beispielsweise zur Emotionsanalyse genutzt werden können [RBD+11], zielt die Änderungserkennung darauf ab, den Übergang von Aktivitäten, beispielsweise des Stehens und des Sitzens zu erkennen [BKS+10]. Die Änderungserkennung beinhaltet die Herausforderung, dass die Übergänge nur einmalig auftreten und bei Nichterkennung falsche körperliche Aktivitäten abgeleitet werden könnten. Daher werden Systeme zur Änderungserkennung meist mit Systemen zur Erfassung körperlicher Aktivität kombiniert.
Die Erfassungssysteme können entweder während der Aktivitätsausführung die vorliegende Aktivität erkennen, d.h. eine prospektive Aktivitätserkennung durchführen, oder die Daten loggen, damit im Nachgang (retrospektiv) die Aktivitätserkennung durchgeführt werden kann. Durch die unterschiedlichen Verfahren der existierenden Systeme zur Erfassung der körperlichen Aktivität ergibt sich eine Klassifikation, wie sie in Abbildung 2 dargestellt ist.

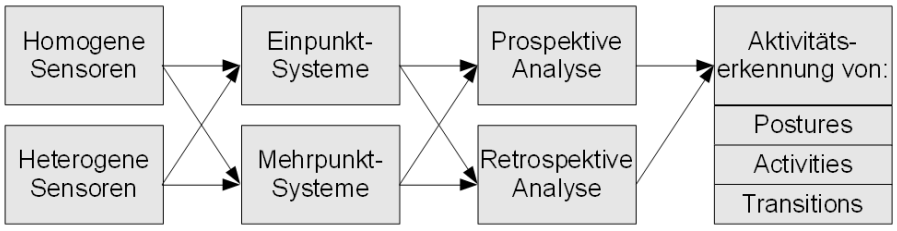


Abbildung 2: Klassifikation von Aktivitätserkennungssystemen

Die Verwendung von Einpunkt-Systemen bietet auf Grund des höheren Tragekomforts eine geringe Störung des Nutzers bei der Alltagsnutzung. Die vorliegende Arbeit beschränkt sich daher auf die prospektive Aktivitätserkennung mit homogenen Einpunkt-Systemen.

3.2 Beschleunigungssensoren

Als Beschleunigungssensor wird ein Sensor bezeichnet, der die auf ihn einwirkende Beschleunigung misst. In der Literatur kann der Beschleunigungssensor auch als Accelerometer, Akzelerator, B-Messer, G-Sensor, Motion-Sensor oder BeSe (**Be**schleunigungs-**Se**nsor) bezeichnet werden.

Abbildung 3: Sensorik und Datenerfassung

Die Abbildung 3 veranschaulicht den Einsatz des Beschleunigungssensors zur Erfassung und Digitalisierung der Körperbewegungen in Bezug auf den Klassifizierungsprozess.

3.2.1 Funktionsprinzip

Durch die verschiedenen Einsatzgebiete der Beschleunigungssensoren haben sich unterschiedliche Messprinzipien entwickelt. Alle Messprinzipien beruhen jedoch physikalisch auf dem zweiten Newton'schen Axiom: „Die Änderung der Bewegung einer Masse ist der Einwirkung der bewegenden Kraft proportional und geschieht nach der Richtung derjenigen geraden Linie, nach welcher jene Kraft wirkt." [New99]

Newton beschreibt den Impuls $\vec{p}$ eines Körpers als Produkt seiner Masse m und seiner Geschwindigkeit $\vec{v}$. Da Impuls und Geschwindigkeit hierbei Vektoren mit gleicher Richtung sind, folgt:

$$\vec{p} = m * \vec{v} \tag{1}$$

Das zweite Newton'sche Axiom beschreibt demnach das physikalische Gesetz der Änderung des Bewegungszustandes eines Körpers mit der Masse m, die durch die Kraft F hervorgerufen wird.

$$\frac{d\vec{p}}{dt} = \vec{F} \tag{2}$$

Bei Raketentriebwerken etc. verändert sich die Masse des Körpers über die Zeit, d.h. sie wird geringer. Bleibt die Masse m des Körpers jedoch konstant, vereinfachen sich die physikalischen Zusammenhänge. Mit

$$\vec{a}(t) = \frac{d\vec{v}(t)}{dt} \tag{3}$$

ergibt sich

$$\vec{a} = \frac{\vec{F}(t)}{m} \tag{4}$$

Die Beschleunigung $\vec{a}$ eines Körpers mit konstanter Masse (Prüfmasse) ist demnach proportional der auf ihn einwirkenden Kraft $\vec{F}$. Die Beschleunigung kann beispielsweise dadurch gemessen werden, dass die Prüfmasse unter Federeinwirkung beweglich angeordnet ist. Da hierbei die Prüfmasse ein elastisch gelagerter, fester Körper mit gleichmäßiger Masseverteilung ist, wird diese auch als seismische Masse bezeichnet. Die Messung basiert auf dem Hooke'schen Gesetz (Federkraft $\vec{F}$ ist proportional zur Verschiebung $\vec{L}$), da die Auslenkung der seismischen Masse der Beschleunigung entspricht. Die Anordnung 4 zeigt einen typischen Aufbau eines Beschleunigungssensors.

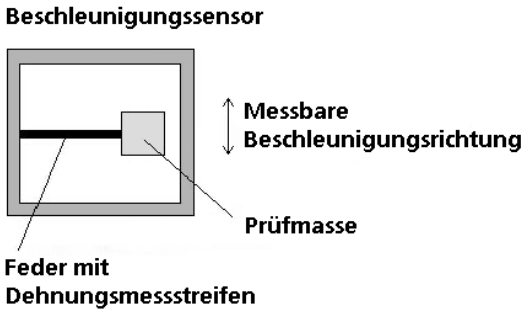


Abbildung 4: Aufbau eines mechanischen Beschleunigungssensors

Bei dem vorliegenden Aufbau wird bei einem in Ruhe befindlichen Beschleunigungssensor annäherungsweise[4] die Erdgravitation von 1 g = 9,81 m / s^2 gemessen. Die Beschleunigungseinwirkung und die damit verbundene Federausdehnung kann mittels optischen Abtastsystemen, mittels Dehnungsmessstreifen oder piezoelektrisch erfasst werden. Bei dem piezoelektrischen Effekt wird die Eigenschaft genutzt, dass bei der Verformung bestimmter Materialien auf der Oberfläche elektrische Ladungen entstehen, die gemessen werden können. Das verbreitetste Messprinzip ist das kapazitive Verfahren. Hierbei wird eine Kapazitätsänderung durch die Änderung des Plattenabstandes d erreicht (siehe Abbildung 5). Dabei wird die Kapazität eines Prüfkondensators, der die beiden Kapazitäten c1 und c2 aufweist, durch die Wegänderung der Prüfmasse geändert.

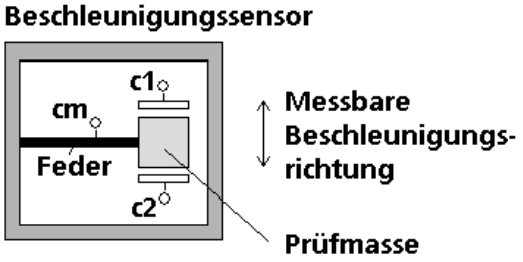


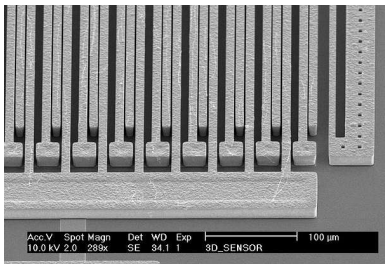
Abbildung 5: Messprinzip des Beschleunigungssensors

Der Kondensator entspricht im Aufbau dem eines Differentialkondensators, der in einer Halbbrückenschaltung betrieben wird. Dabei ist die Messspannung hinsichtlich der Verschiebung der Prüfmasse proportional. Die Messspannung kann durch Analog-Digitalwandler (engl.: ADC für Analog-to-Digital-Converter) diskretisiert werden, wobei ADC systembedingte Fehlereigenschaften aufweisen. Hierzu zählen unter anderem Nullpunkt-, Verstärkungs-, Nichtlinearitäts- und Quantisierungsfehler sowie Clock-Jitter und Latenzzeitfehler. Die Fehler beeinflussen das Messsignal und somit auch die spätere Aktivitätserkennung. Die Häufigkeit der Digitalisierung pro Sekunde entspricht der Abtastfrequenz.

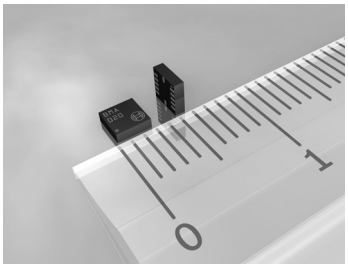
Das vorgestellte Messprinzip machen sich überwiegend MEMS Sensoren (Micro-Electro-Mechanical Systems) zu nutze. Die MEMS-Sensoren sind Messsysteme, die vollständig aus Silizium bestehen und in denen sowohl die elektronische Auswerteeinheit als auch die mechanische Einheit in einem Chip integriert sind. Diese Bauform ermöglicht die Herstellung von kleinen und kostengünstigen Bauteilen. Durch eine Beschleunigung werden kleinste Silizium-Stege bewegt, die zu einer festen Bezugselektrode eine Änderung der elektrischen Kapazität bewirken. Der MEMS Beschleunigungssensor (Abbildung 6(a) zeigt eine mikroskopische Aufnahme) wurde für frequenzunabhängige Messungen entwickelt. Der Sensor umfasst eine hohe Anzahl unterschiedlich langer Stege (cantilever arms), die jeweils bei

[4]Die Anziehungskraft am Erdpol ist um ca. 0,5 Prozent größer als am Äquator [HCF+13]

Vibrationen oder Stoß eine unterschiedliche Resonanzfrequenz aufweisen. Durch die unterschiedlichen Längen sind daher die Einwirkungen der Resonanzschwingungen minimierbar. Durch die Kombination von drei Sensorelementen innerhalb einer Sensoreinheit, die jeweils orthogonal zueinander angeordnet sind, lassen sich Beschleunigungen im dreidimensionalen Raum messen.



(a) Messelektrode eines Beschleunigungssensors (Quelle: IHM, Uni Dresden)



(b) Beschleunigungssensor als MEMS-Chip (Quelle: Bosch-Sensortec)

Abbildung 6: Beschleunigungssensoren

Aktuelle Sensoren, beispielsweise der SMB 380 [BSa], weisen Abmessungen von 3 x 0,9 x 3 mm (L/H/B) auf (siehe Abbildung 6(b)), verfügen über drei Messachsen und decken typischerweise einen Messbereich von ± 2, ± 4 und ± 8 g (wählbar) ab. Die Messauflösung (Quantisierung) des SMB 380 beträgt im Messbereich 10 Bit, die Abtastrate kann von 25 – 1500 Hertz gewählt werden. Die gegenseitige Achsenbeeinflussung liegt typischerweise bei unter ein Prozent. Der geringe Stromverbrauch von $1\mu A$ im Standby und $200\mu A$ im Normalbetrieb ermöglicht Anwendungen besonders im mobilen Bereich.

Beschleunigungssensoren erlauben es festzustellen, ob eine Bewegung durchgeführt wurde oder nicht. Darüber hinaus liefern sie Informationen über das Maß der bei der Bewegung auftretenden Beschleunigung. Durch die Entwicklung von MEMS-Bausteinen sind Beschleunigungssensoren in hoher Stückzahl und dadurch kostengünstig produzierbar. Das Einsatzgebiet der Beschleunigungssensoren ist vielschichtig, sie werden im Bereich der Messung von Erdbeben, Vibrationen an Gebäuden und Maschinen, Aktivlautsprecherboxen, Spielkonsolen bis hin zur Unfalldetektion und Auslösung des Airbags genutzt [CLCJ09]. Durch die geringe Baugröße findet die Sensorik zunehmend Verwendung in mobilen Endgeräten, beispielsweise in Notebooks oder Mobiltelefonen. Darüber hinaus ermöglichen Beschleunigungssensoren zahlreiche Applikationen und werden genutzt, um die Orientierung für die integrierte Digitalkamera zu ermitteln oder Spiele (z.B. Lenkradbewegungen beim Autorennen) oder Gestenerkennung [Hof08] zu unterstützen. Der Messbereich von ± 2 g ist für die derzeitigen Anwendungen ausreichend, durch die Gravitation kann jedoch der wirksame Bereich um 1 g verschoben sein, so dass bei einer zusätzlichen Beschleunigung von 1 g der Sensor bereits seinen Maximalmesswert erreicht. Bei typischen Aktivitäten, beispielsweise dem Laufen, werden bereits Spitzenbeschleunigungen von ca. 5 g (Hüfte) erreicht, beim Hüpfen sogar ca. 7 - 9 g (Hüfte) [BVU09]. Die Beschleunigungssensoren werden zur Messung fest am Körper des Nutzers angebracht, d.h. fixiert getragen. Neben der Trageposition und dem Kraftschluss des Sensors mit dem Körper beeinflusst die Ausrichtung die Erkennung körperlicher Aktivität. Sensorsysteme, die mittels eines Clips am Gürtel befestigt werden, sind über den Messzeitraum fixiert und orientierungsabhängig, da die Ausrichtung durch die Befestigung vorgegeben wird.

Diskretisierung

Der menschliche Körper beschreibt kontinuierliche Bewegungen. Diese können als kontinuierliche Signale am Beschleunigungssensorsystem abgebildet werden. Hierbei misst ein Sensor in verschiedenen, voneinander unabhängigen Kanälen, die jeweils einen von in der

Regel drei orthogonalen Beschleunigungsvektoren repräsentieren. Die Beschleunigungswerte mit der Amplitude s (s = signal) sind von der Zeit t abhängig und eine Funktion der tatsächlich einwirkenden Beschleunigung. Es folgt daher:

$$s(t) = f(t) \tag{5}$$

Die Beschleunigungswerte sind deterministisch, können jedoch von einem Rauschen (n = noise) überlagert werden. Daher kann vereinfachend ein lineares Modell der erfassten Beschleunigung a(t) wie folgt angenommen werden:

$$a(t) = s(t) + n(t) \tag{6}$$

Damit die kontinuierlichen Signale mittels Digitaltechnik verarbeitet werden können, müssen sie hinsichtlich des Zeitbereiches (sampling rate) sowie des Wertebereiches (quantization) diskretisiert werden. Während theoretisch eine unendlich hohe Abtast- oder Quantisierungsrate optimal wäre, sind hierbei praktische Grenzen (Hardware, Software) gesetzt. Die Diskretisierung des kontinuierlichen Signals erfolgt hinsichtlich des Zeitbereichs durch Abtastung an definierten Zeitpunkten, die Diskretisierung des Wertebereichs durch Annäherung der Werte durch vorgegebene Stufungen. In der Praxis sind die Zeitspannen zwischen den diskretisierten Werten nicht immer äquidistant und können durchaus das 10-fache der durchschnittlichen Abtastzeit annehmen. Das kontinuierliche Signal a(t) wird durch die Abtastungen an den Zeitpunkten $t_n = n * h$ mit n = 0,1,2.... wobei h dem Abtastintervall, d.h. der Zeit zwischen zwei Abtastungen entspricht, zu einem zeitdiskreten Signal transformiert. Der Signalverlauf zwischen den Abtastungen ist nicht bekannt und kann nur näherungsweise geschätzt werden. Das diskrete Signal lässt sich daraus wie folgt beschreiben:

$$a_d(t_n) = a(t) \begin{cases} \text{if } t = t_n \\ \text{sonst nicht definiert} \end{cases} \tag{7}$$

Die Größe

$$f_n = \frac{1}{h} \tag{8}$$

wird als Abtastfrequenz (Abtastungen pro Zeiteinheit) bezeichnet. Die Abtastfrequenz ist üblicherweise als SI Einheit auf Sekunden normiert und die Einheit wird in Hertz (Hz) angegeben. Das zeitdiskrete Wertesignal entsteht durch Quantisierung des Wertebereichs in den Grenzen von a und b. In der Digitaltechnik ist es üblich, die Quantisierung für gleich große Amplitudenintervalle durchzuführen. Der diskrete Wert w an der Stelle t_n wird durch N = 2n Diskretisierungsstufen im Intervall [a,b] repräsentiert. Es gilt daher:

$$w(t_n) \in [a, b], a \leq a(t_n) \leq b, \forall t \tag{9}$$

Für eine lineare Diskretisierung folgt daher:

$$w(t_n) = a + round((a(t_n) - a) * N/(b - a)) * (b - a)/N \tag{10}$$

Betrachtet man die Abstraktion der Datenerfassung, so werden kontinuierliche, analoge Bewegungen des menschlichen Körpers auf diskrete, dreiachsige Beschleunigungswerte, die in einer Sensoreinheit wirken, abgebildet. Es entsteht daher ein klassisches Ein-/Ausgangsmodell, welches auf Basis von unterschiedlichen Eingangsparametern entsprechende Ausgangsinformationen liefern kann. Die diskreten Signale werden digital weiter verarbeitet.

3.3 Vorverarbeitung

Die digitalisierten Beschleunigungsmesswerte können im Rahmen einer Vorverarbeitung weiter optimiert werden. Die Vorverarbeitung wird dazu genutzt, grundlegende Filterungen sowie Signalnormierungen durchzuführen.

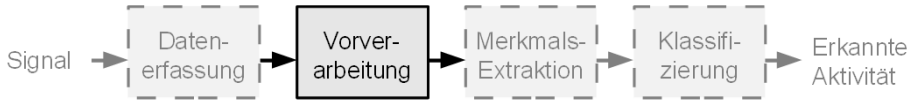


Abbildung 7: Vorverarbeitung

Die Abbildung 7 verdeutlicht das Modul der Vorverarbeitung, in der die digitalisierten Signale der Sensoreinheit aufbereitet und zusammengefasst der Merkmalsextraktion zur Verfügung gestellt werden.

Bei der Digitalisierung der Messgröße können unterschiedliche Abtastfrequenzen und Fensterungen gewählt werden. Als Fenster (auch Frames oder Segmente genannt) wird hierbei ein Abtastintervall bezeichnet, in dem eine bestimmte Anzahl von Datentupel, folgend auch Samples genannt, zusammengefasst sind. Ein Sample besteht aus einem vollständigen Satz der Sensormesswerten, das üblicherweise die Beschleunigungswerte in x, y, z-Richtung enthält.
Methoden und Anwendungen der Signalvorverarbeitung von Beschleunigungsdaten wurden ursprünglich durch Forschungsarbeiten im Bereich der Gestenerkennung mittels mobiler Sensorik [ZLB+87] initiiert und mit vielen Folgearbeiten weitergeführt [DD01]. Dazu gehören auch Forschungsarbeiten im Rahmen des MIThril Projekts, welches zum Ziel hatte „Context-aware wearable computing for daily life“ voranzubringen. Die MIThril [5] Plattform stellte eine intelligente Kleidung dar (siehe Abbildung 14(b)), in der jeweils zwei zwei-achsige Beschleunigungsmesser integriert waren. Die Sensoren erhoben Beschleunigungen mit einer Frequenz von 50 Hertz im Wertebereich von ± 2 g. Zur besseren Weiterverarbeitung wurden die Rohdaten in zur Hälfte überlappende Fenster mit jeweils 64 Werten (Fenstergröße) gruppiert. In folgenden Arbeiten von Bao unter Leitung von S. Intille [Bao03], [BI04] wurden fünf Beschleunigungssensoren im Messbereich von ± 10 g sowie mit einer Abtastrate von 75 Hertz genutzt. Hierbei wurde eine Fenstergröße von 256 Wertepaaren verwendet.
In einem ähnlich gelagerten Projekt wurden ein 2-achsigen Beschleunigungssensor sowie ein Gyroskop, der an der Brust befestigt war, mit einer Abtastrate von 40 Hertz Sensordaten ausgelesen [NAPI+03]. Hierbei wurden die Rohdaten in Fenster von einer Minute Länge (2400 Werte) segmentiert.
Ebenfalls mit 40 Hertz wurden Beschleunigungsdaten im Projekt Palatir erhoben [PEK+06].
Die Arbeiten in [MSW+05] zeigten, dass für die Aktivitätserkennung bei der Kombination eines Mikrofons mit zwei Beschleunigungssensoren an Handgelenk und Oberarm die Abtastrate von 100 Hertz für ausreichend erachtet wird. Auch höhere Abtastraten finden für das Aktivitätsmonitoring Verwendung, in [MOJ06] werden für eine telemedizinische Plattform, die zusätzlich zum Beschleunigungssensor aus einem EKG, einem Fußdruckschalter (zur Schrittzählung) eine Abtastfrequenz von 200 Hertz mit 10 Bit Auflösung gewählt.
Vergleichbare Arbeiten mit Einpunkt-Systemen nutzten eine Abtastrate von 50 Hertz mit anschließender Segmentierung von jeweils zur Hälfte überlappenden Beschleunigungsdaten mit einer Fensterbreite von 256 Werten [RDML05]. Hierbei wurden Daten mittels eines zweiachsigen Beschleunigungssensors im Wertebereich von ± 2 g aufgezeichnet und manuell annotiert.

[5] Der Begriff MIThril stammt aus einem Buch des Schriftstellers Tolkiens

Mobile Messsysteme mit sehr hoher Abtastrate wurden beispielsweise von Intel Research Seattle in Kooperation mit der University of Washington entwickelt. Die heterogene Sensoreinheit (iMote), stellt ebenfalls ein Einpunkt-System dar und erfasst sieben Sensordaten. Die dabei verwendeten Sensoren beinhalten dreiachsige Beschleunigungsdaten mit 550 Hertz Abtastrate, Umgebungstemperatur, Mikrofon, Luftdruck, Luftfeuchtigkeit, Helligkeit und Richtung (Kompass) [LCB+05].

Hinsichtlich der Größe von Fenstern wurde in [BGYW09] nachgewiesen, dass die Erkennungsraten für Fenster mit 128 beziehungsweise 256 Samples keine signifikanten Unterschiede aufweisen, jedoch die Erkennungsrate bei kleineren Fenster abnimmt. In den Untersuchungen wurden Erkennungsraten von 92,6 Prozent mit $\sigma = 0{,}3$ bei einer Segmentierungsgröße von 64 Samples sowie eine Erkennungsrate von 93,1 Prozent mit $\sigma = 0{,}5$ bei 128 Samples beziehungsweise 93,0 Prozent mit $\sigma = 0{,}6$ bei 256 Samples ermittelt.
In [HS05] wurden die Effekte der Fenstergröße sowie die Auswirkungen der Auswahl verschiedener Merkmale auf die Erkennungsrate näher untersucht. Es zeigte sich, dass die Aktivitätserkennung von der Aktivität und Fenstergröße abhängig ist, jedoch innerhalb des Intervalls von ca. 1 - 4 Sekunden eine ausreichende Erkennungsrate erzielt werden kann. Weiterhin wurde am dortigen Institut ein Messsystem namens Porcupine [VLG04] entwickelt (siehe Abbildung 8), welches als Multisensoraufnehmer komplexe Sensordaten aufzeichnen kann. Durch die Einbeziehung spezieller Sensorelemente kann bei Porcupine die Sensororientierung bestimmt werden. Die Forschungsarbeiten ermöglichen es, auch komplexe Bewegungsabfolgen (Kata) von asiatischen Kampfsportarten zu identifizieren [Alt08]. Die wichtigsten Kenngrößen der Vorverarbeitung können daher nachfolgend wie folgt zusammengefasst werden.

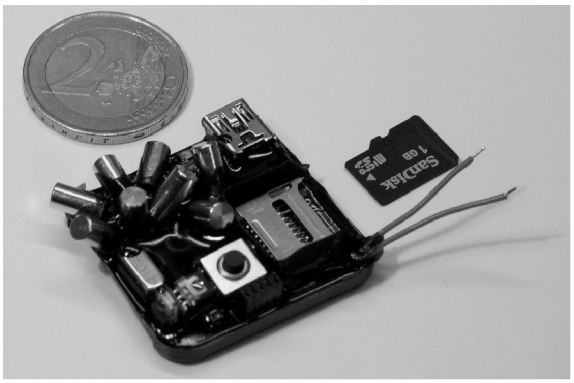


Abbildung 8: Porcupine2 (Quelle: TU Darmstadt)

Abtastfrequenz
Die Abtastfrequenz ist eine entscheidende Größe für die Ressourcennutzung (Speicher, Rechenleistung) eines mobilen Sensorsystems. Je höher die Abtastfrequenz ist, desto mehr Informationen werden pro Zeiteinheit erfasst. Daher kann betrachtet werden, mit welcher Maximalfrequenz sich der Mensch bewegt.
Die Muskeln des menschlichen Körpers werden durch Nervenimpulse angesteuert, die mittels Nervenbahnen übertragen werden. Die Reaktionszeit des Menschen ist abhängig von der Art des Signals (akustische Signale bewirken eine längere Reaktionszeit als optische), weiterhin entscheidend sind die Temperatur des Körpergewebes, die psychische und physische Konstitution sowie externe Einflüsse wie Drogen, Alkohol, Nikotin, Medikamente. Beim Menschen beträgt die optische Reaktionszeit im Mittel ca. 220 Millisekunden [BW03].

Der Triller in der Musik wird bei Klavierspielen in der Literatur [Lan91] mit maximal 10 Hertz und bei Saiteninstrumenten mit 13 Hertz angegeben. Ein Reflex hingegen ist die im Körper erzeugte Reaktion, ohne dass der Reiz direkt im Gehirn verarbeitet wird. Hierbei werden im optimalen Fall Zeiten von ca. 0,06 Sekunden erreicht, welches einer theoretische Wiederholfrequenz von 16 Hertz entspricht. Die Frequenz des physioligischen und pathologischen Tremors (Muskelzittern) des Menschen umfasst den Bereich von unter 4 bis über 10 Hertz [CZ11]. Als Vereinfachung kann daher angenommen werden, dass die Bewegungen des Menschen mit einer Frequenz von bis zu ca. 16 Hertz ausgeführt werden. Gemäß dem Nyquist-Shannon-Abtasttheorem [Sha98] ist daher eine doppelte Abtastfrequenz notwendig. Hierdurch ergibt sich die Abtastfrequenz von 32 Hertz. Ebenfalls zu dieser Auffassung der Abtastrate gelangen Forscher der Uni Eindhoven [BKV+97]. Diese Abtastfrequenz ist für körpereigene Bewegungen relevant, körperfremde Bewegungen, z.B. Motorvibrationen beim „Auto fahren“ werden bei der Frequenz von 32 Hertz nicht vollständig berücksichtigt. Der Sensor des ersten J2ME-fähigen Mobiltelefons[6] ist technisch bedingt nur mit 20 Hertz auszulesen. Es ist jedoch davon auszugehen, dass auch diese Abtastrate ausreichend ist, da eine Frequenzanalyse mit dieser Abtastrate relevante Merkmale identifizieren kann.

Fensterung

In der Literatur wurden bereits die Effekte der unterschiedlichen Fenstergröße (framesize FS) zur Erfassung körperlicher Aktivität beschrieben [HS05]. Hierbei wurde festgestellt, dass die Fensterung abhängig von der zu detektierenden Aktivität ist und bei periodischen Aktivitäten mindestens eine vollständige Periode umfassen muss. Die typischen, periodischen Aktivitäten wie „Gehen“, „Laufen“ oder das „Fahrrad fahren“ werden mit einer Frequenz von ca. 1 - 3 Hertz ausgeführt [ED08], [HFM08]. Damit die Methoden der Fast-Fourier-Analyse für eine spätere Merkmalsextraktion angewandt werden können, ist es üblich, die Fensterung in der Größenordnung von 2-er Potenzen, beispielsweise mit 32, 64 oder 128 Samples zu gruppieren. Einerseits ist es wünschenswert, die Fenster groß zu halten, damit viele Informationen ausgewertet werden können [NAPI+03], andererseits wächst der Aufwand zur Berechnung, beispielsweise der Spektralanalyse, mit n log(n) in Abhängigkeit zur Fenstergröße. Durch die beschriebene Abtastrate von 32 Hertz bei einem Messsystem ergibt sich durch die Einbeziehung der Frequenz der Aktivitätsklasse eine Messperiodenlänge von 2 Sekunden und dadurch eine Fenstergröße von $FS = 2 * 32$ Hertz = 64 Samples pro Fenster.

Für Signale, die nicht periodisch sind, ist es sinnvoll, dass sich die Fenster überlappen. Durch die Überlappung erreicht man, dass beispielsweise kurze, signifikante Signalabschnitte nicht geteilt werden, beziehungsweise vollständig in einem Fenster vorhanden sind. Die optimale Überlappungsgröße ist von den zu erkennenden Aktivitäten abhängig. Die Fragestellung der optimalen Fensterung wurde mittels variabler Fenstergrößen (0,25 Sekunden, 0,5 Sekunden, 1 Sekunde, 2 Sekunden, 4 Sekunden) in Abhängigkeit der Erkennungsrate untersucht, wobei keine allgemeingültige Fensterbreite sondern nur aktivitätsspezifische optimale Fensterbreiten abgeleitet wurden [HuSch05]. Ruttgers, MIT und andere Institutionen identifizierten für die Gesamtheit der Aktivitätserkennung eine optimale Fensterüberlappung von 50 Prozent.

Dauer der Testdatensätze

Die für die Mustererkennung notwendige Generierung der Trainingsdaten setzt sich üblicherweise aus Datensätzen zusammen, die eine durchgehende Dauer von zehn Sekunden bis mehreren Minuten aufweisen [CCCD05][OP06][TSOM06]. In [NAPI+03] wurden Daten in Zeiträumen von 45 - 60 Minuten erhoben, bei [RDML05] sind einzelne Aktivitäten nur mit der Dauer von 2,6 Minuten aufgezeichnet worden. Bei [BI04] wurde die Aktivität „Rolltreppe“ pro Proband nur mit der Dauer von einer Minute aufgezeichnet. Im

[6] SonyEricsson w910i

Durchschnitt beträgt die Dauer der Testdatensätze pro Proband ca. 3 - 10 Minuten. Die optimale Dauer der Testdatensätze ist von dem verwendeten Klassifizierer abhängig, es ist jedoch in der Literatur nicht klar herausgearbeitet, wie viele Trainingsdaten jeweils benötigt werden, um eine Aktivitätserkennung mit hoher Erkennungsrate zu erreichen.

Trageposition
Es zeichnet sich hinsichtlich der Technologieentwicklung der Trend ab, dass der Nutzer im Alltag mindestens ein multifunktionales Gerät, das Mobiltelefon, mit sich führt [Lan09]. Mobile Systeme werden zukünftig eine hohe persönliche Assistenzfunktionalität leisten [EK05b]. Das Mobiltelefon kann mit den in dieser Arbeit zu entwickelnden Algorithmen ebenfalls eine Aktivitätserkennung durchführen. Durch die möglichen Freiheitsgrade beim Tragen des mobilen Endgeräts muss jedoch eine freie Orientierung möglich sein. Nach Studien zur besten Sensorposition zur Aktivitätserkennung beispielsweise des MIT [OP06], Nokia [CCI07], oder Designstudien für MP3-Player [Fro07] ist die erfolgversprechendste Trageposition die Hüfte. Dieses begründet sich besonders durch den Tragekomfort, dem schnellen Zugriff und Bedienbarkeit sowie der Unaufdringlichkeit (Störungen im Alltag). Einer der häufigsten Trageorte des Mobiltelefons ist die Hosentasche [ICG05], so dass dieser Trageort vereinfachend als die normale Trageposition des Sensorsystems betrachtet wird.

3.3.1 Signalschätzung

Real existierende Sensorsysteme, beispielsweise in der Bauform eines Mobiltelefons mit integriertem Beschleunigungssensor, diskretisieren die auftretenden Beschleunigungen nur unzureichend. Es werden bei jeder Abtastung die Beschleunigungsdaten aller drei Achsen ausgegeben. Die auf dem Markt verfügbaren Mobiltelefone mit integriertem Beschleunigungssensor können zum Teil nur Sensordaten mit hoher Varianz in der Abtastfrequenz (z.B. Android Mobiltelefon Sony Xperia, SE w760i etc.) liefern, darüber hinaus ist die Abtastfrequenz limitiert und liegt beispielsweise beim SE G705 bei 20 Hertz. Die von dem Beschleunigungssensor gelieferten Messwerte geben nur die zum Zeitpunkt der Abtastung auftretenden Beschleunigung wieder.
Die zwischen den Abtastungen auftretenden Beschleunigungen sind gemäß Gleichung (Gl.) 7 nicht definiert und nicht bekannt. Bei der Messung der vorliegenden, kontinuierlichen Beschleunigung mittels Mobiltelefonen kann es insbesondere zu Abweichungen in der Abtastrate (nicht äquidistante Abtastungen) kommen, dem Jitter. Mobiltelefone sind nicht als mobile Messsysteme ausgelegt worden und variieren beispielsweise die Abtastrate auf Grund ihres Speichermanagements. Aktuell verfügen Mobiltelefone über Beschleunigungssensoren, wie sie auch in speziell entwickelten Aktivitätsmesssystemen Verwendung finden [KLKC08]. Meist bleibt bei einem Mobiltelefon zwar die gemittelte Abtastrate über einen längeren Zeitraum konstant, zwischen den einzelnen Wertepaaren können jedoch leicht große Zeitsprünge von bis zu einer Sekunde (1 Hertz Abtastung) statt übliche 50 Millisekunden (20 Hertz Abtastung) auftreten [BVU09]. Liegt für jede Abtastung auch der Abtastzeitpunkt vor, ist es möglich, eine geeignete Datenvorverarbeitung durchzuführen. Die Abbildung 9 illustriert das gemessene Abtastverhalten eines Mobiltelefons über 25 Sekunden.

Damit zu jedem beliebigen Zeitpunkt Messwerte erhoben werden können, wird im Folgenden der Ansatz gewählt, auf Basis der vorliegenden Abtastungen den ursprünglichen Signalverlauf zu schätzen und Messwerte für neu benötigte Abtastzeitpunkte zu bestimmen. Dieses ist besonders wichtig, wenn die erhobenen Abtastungen nicht mit konstantem zeitlichen Abstand erhoben werden. Die Abtastungen sind „verstreut“ (scattered) und notwendige Zwischenwerte können mit geeigneten Verfahren abgeschätzt werden. Mittels Signalschätzung kann eine Erhöhung der Abtastrate in der Form durchgeführt werden,

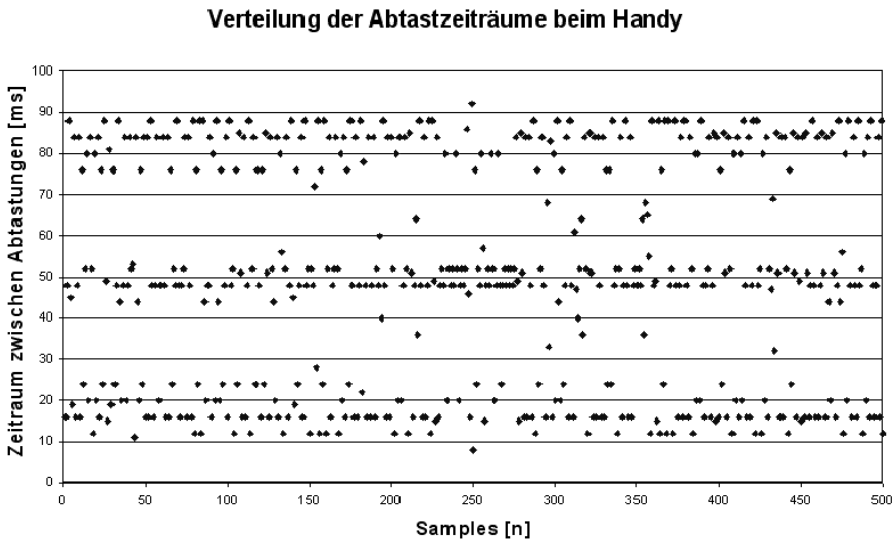


Abbildung 9: Verteilung der Abtastrate bei einem Mobiltelefon (SE w760i)

dass zwischen den Abtastzeitpunkten zusätzliche Signalwerte bestimmt werden. Dadurch ist es möglich, eine quasi-analoge Abbildung des Signals zu erhalten. Eine konstante Abtastrate ist für die Bestimmung von Eigenschaften und Merkmalen des Signals hilfreich, zum Teil sogar notwendig. Es könnten Merkmale beeinflusst, verfälscht oder unbrauchbar werden, welches letztendlich zu einer Beeinflussung der Aktivitätserkennung führt (beispielsweise Anzahl der Nulldurchgänge).
Die interne Verarbeitungseinheit eines Mobiltelefons tastet den integrierten Beschleunigungssensor zeitlich nicht konstant ab und kann die Messung unterbrechen, wenn äußere Ereignisse, z.B. Anrufeingang, eintreffen. Dieses veranschaulicht die Abbildung 10 durch die unterschiedliche Abtastrate.

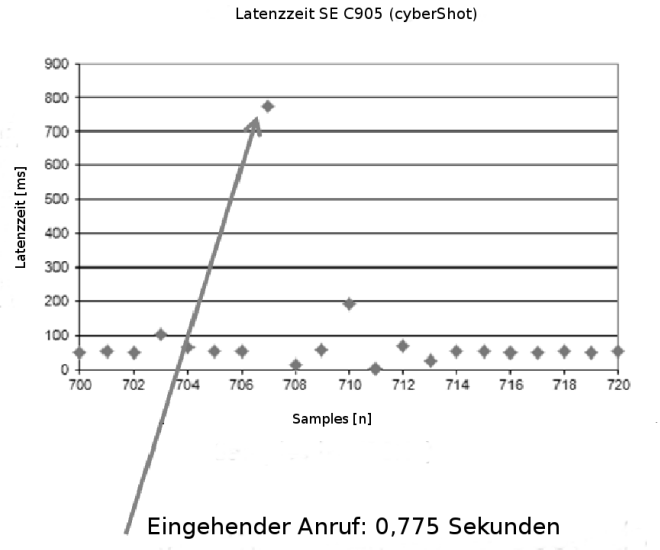


Abbildung 10: Unterbrechung der Messdatenaufnahme bei einem Mobiltelefon (J2ME) bei Anruf

Bei bislang[7] verfügbaren Android-Mobiltelefone können keine fest definierten Abtastfrequenzen, sondern nur Qualitätsbereiche eingestellt werden [Inc11]. Die Abtastfrequenz

[7]Stand 2011, Android 2.3

wird durch das Betriebssystem dynamisch variiert, um den Energiebedarf zu regeln sowie auf interne und externe Ereignisse besser reagieren zu können. Die Intention der Mobiltelefon-Hersteller zur Nutzung von Beschleunigungssensoren lag ursprünglich in der Unterstützung der Interaktion und nicht in der Erfassung der körperlichen Aktivität. Das iPhone bietet bei iOS 4.0 beispielsweise keine Sensorunterstützung im Hintergrundmodus an (trotz des Teilmultitasking), andere Hersteller glätten die Beschleunigungsdaten für die Ausgabe, damit Anwendungen für die Benutzeroberfläche einfacher nutzbar werden. Durch geeignete Verfahren zur Signalschätzung der Beschleunigungsdaten können die vom System gelieferten Rohdaten aufbereitet und für eine Aktivitätserkennung genutzt werden [BW11].

Die Ausgangsinformationen können auf Grund verschiedener Ursachen, beispielsweise variabler Abtastfrequenzen, fehlerhafter Offsets oder Ausreißer), eine fehlerhafte Darstellung des Eingangsignals liefern. Aus diesem Grund ist es naheliegend, auf Basis der erfassten, diskreten Signale das Ursprungssignal zu schätzen und das dadurch erzeugte, der Realität näherliegende Signal, erneut abzutasten.

Für die Signalschätzung bieten sich verschiedene Verfahren an, wobei der Einsatz geeigneter Aliasing- und Rekonstruktionsfilter in der Praxis erhebliche Schwierigkeiten bereiten kann [KJ08]. Filtersysteme beinhalten die Gefahr der Verfälschung von unstetigen Signalen. Approximationsverfahren, die besonders im graphischen Bereich Verwendung finden (scattered techniques [BHBU06]), können unter Berücksichtigung des unstetigen Kurvenverlaufs zum Einsatz kommen. Bei einer Interpolation nullter Ordnung, ZOH (zero order hold), werden für die zusätzlich eingefügten Abtastwerte die Werte des zuletzt abgetasteten Messwertes angenommen. Dieses einfache Verfahren ermöglicht variable Abtastintervalle auf konstante Abtastraten zu normieren, ist jedoch nicht in der Lage, die Quantisierung zu steigern.
Bei dem FOH (first order hold) kann die Quantisierung, nicht jedoch der Messbereich gesteigert werden. Bei der Messung körperlicher Aktivität treten teilweise Beschleunigungen auf, die den Messbereich des Sensors übersteigen können [BVU09]. Damit bei geringfügiger Überschreitung des Messbereichs das Signal ebenfalls geschätzt werden kann, sind Systeme höherer Ordnung oder entsprechende Filter (Spektralanalysen etc.) notwendig. Interpolationspolynome höherer Ordnung neigen jedoch zur Oszillation.
Daher werden Ansätze verfolgt um die Abtastung in Teilintervalle zu zerlegen und eine Approximation durch relativ einfache Funktionen vorzunehmen [BSMM08]. Hierfür bietet sich besonders die Spline-Interpolation an. Diese Methode ermöglicht dank geringer Krümmung eine realistische Annäherung. Die Signalkurve wird aus einzelnen polynominalen Funktionen zusammengesetzt.
Zur einfachen Umsetzung einer Signalschätzung von Beschleunigungsdaten auf mobilen Endgeräten bieten sich Splines 3. Ordnung an, da diese numerisch bestimmbar sind und der Rechenaufwand lediglich linear mit den Stützstellen wächst. Bei polynominaler Interpolation mit Polynomen der Ordnung n liegt die Komplexität hingegen bei $O(n^2)$ [Gri06]. Das durch die Spline-Interpolation geschätzte Signal kann im Wertebereich über dem Messbereich des Sensors liegen und ermöglicht eine Signalschätzung, dessen neues Signal wiederum mit höheren Frequenzen bei höherer Quantisierung diskretisiert werden kann. Bei n+1 paarweise verschiedenen, nach x aufsteigend sortierten Stützstellen gilt:

$$(x_i, y_i) \text{ mit } i = 0, 1, 2.., n \tag{11}$$

Die Spline-Interpolation wird im i-ten Abschnitt durch das Polynom s(x) beschrieben mit:

$$s_i(x) = a_i(x - x_i)^3 + b_i(x - x_i)^2 + c_i(x - x_i)^1 + d_i \tag{12}$$

Für die Signalschätzung von Beschleunigungsdaten hat es sich zur Reduktion des Rechenaufwands als zweckmäßig gezeigt, folgende Vereinfachungen zur Signalberechnung auf mobilen Endgeräten vorzunehmen: Das Abtastintervall von zwei Abtastungen kann in der Realität mitunter sehr groß werden, so dass beispielsweise für mehrere Sekunden keine Abtastung erfolgt.
Eine Spline-Interpolation könnte hierbei zu sehr großen Abweichungen vom realen Signal führen. Aus diesem Grund werden, wenn die Intervalle doppelt so groß wie die Durchschnittsintervalle sind, mit der Methode des ZOH Zwischenwerte geschätzt. Diese Vereinfachung führt zu einem besseren Signalverlauf. Weiterhin wird die gewählte Spline-Interpolation stets nur mit einer Anzahl von n = 4 Stützstellen durchgeführt. Hierbei wird das mittlere Intervall für die Signalschätzung genutzt. Diese Vereinfachung bewirkt eine einfache Rechenvorschrift für das mobile Endgerät [BW11]. Darüber hinaus liegt es nahe, die Aktivitätserkennung bei langen Messverzögerungen auszusetzen. In Anlehnung an Schritterkennungsverfahren (siehe Kapitel 4.4.5., Merkmal Schrittfrequenz) und die damit verbundene Mindestabtastung gelten daher Messdaten mit einer Lücke über 250 Millisekunden als fehlerhaft.
Durch die Anwendung von bikubischen Splines konnte das gemessene Signal in eine annähernd wahrheitsgetreue Abbildung der kontinuierlichen Bewegungsinformationen überführt werden. Weiterhin ist es möglich, mittels der Spline-Algorithmen Signale mit kleinen Abtastfrequenzen oder Quantisierungen in Signale großer Abtastfrequenz oder Quantisierung zu konvertieren. Es soll jedoch nicht der Eindruck entstehen, dass durch die Interpolation und Dezimation die vorliegenden Signalinformationen vermehrt werden können. Durch die Methodik der Signalschätzung können lediglich Merkmale besser interpretiert (z.B. schärfere Trennung) werden.

PARAMETER	TYPISCHE KENNGRÖSSEN	PROJEKT
Messbereich des Beschleunigungssensors	± 2 - $\pm$ 16 g	[DD01] [PEK+06] [RDML05] [RWS11]
Abtastrate	20 - 99 Hertz 100 - 600 Hertz	[CCCD05] [PEK+06] [NAPI+03] [TSOM06] [MSW+05] [RWS11] [LCB+05]
Fenstergröße	64 - 1024 Samples	[BI04] [RWS11]
Zeitintervall eines Fensters	2 - 60 Sekunden	[MOJ06] [NAPI+03]
Fensterüberlappung	0 - 50 Prozent	[HS05]
Signalschätzung	statistische Methoden, Filter, Approximation- und Interpolationsverfahren	[TIH+07] [BW11] [BI04] [PEK+06]

Tabelle 2: Wichtigste Parameter der Vorverarbeitung

Für die Entwicklung eines mobilen Aktivitätserkennungssystems ergibt sich somit die Fragestellung nach einer geeigneten Vorverarbeitung unter Berücksichtigung der machbaren und sinnvollen Abtastrate, Fensterbreite und Signalschätzung.

Die Spannweite der Parameter zur Aktivitätserkennung von existierenden Lösungen werden in der Tabelle 2 aufgeführt.

FRAGESTELLUNG PARAMETER:
Welche Parameter der Abtastrate, Fensterbreite, Messbereich und Quantisierung sind für ein mobiles Aktivitätserkennungssystem zu wählen?

Diese Fragestellung wird im Rahmen des Implementierungskonzepts (Kapitel 6) beantwortet.

3.4 Merkmalsextraktion

Aus den vorverarbeiten Signalen werden Merkmale extrahiert, die zur Unterscheidung der jeweiligen Aktivität genutzt werden.

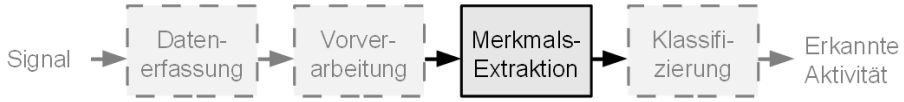


Abbildung 11: Merkmalsextraktion

Die Abbildung 11 stellt die Prozesskette der Klassifizierung mit der entsprechenden Merkmalsextraktion dar.
Aus den dreidimensionalen Beschleunigungsdaten eines Messsystems lassen sich beliebig viele Merkmale gewinnen, die die Eigenschaften des Beschleunigungsverhaltens beschreiben. Neben der Bewertung der vorhandenen Merkmale können neue Merkmale durch eine geeignete Transformation in einen neuen Merkmalsraum generiert werden. Hierbei können neue Beschreibungen des Signals erzeugt werden, beispielsweise Basistransformationen, Linearkombinationen, nichtlineare Kombinationen, Ableitungen oder Integrale. Viele Merkmale sind jedoch für die Klassifizierung ungeeignet, da sie beispielsweise miteinander korrelieren oder das Aktivitätsverhalten nur ungenügend beschreiben. Daher ist es sinnvoll, eine Auswahl der Untermenge von Merkmalen durchzuführen, die bedeutend bezüglich des Ziels der optimalen Klassifizierung ist. Dieser Vorgang wird als Merkmalsextraktion (feature extraction) beschrieben [ML03].

3.4.1 Merkmalsmodell

Das Merkmalsmodell basiert darauf, dass sich die körperlichen Aktivitäten hinsichtlich einer vorgegebenen Menge von Merkmalen unterscheiden lassen. Für jede Aktivität wird festgelegt, welche Merkmale des Merkmalsmodells diese Aktivität besitzt und in welcher Ausprägung diese Merkmale auftreten. Das vorliegende Merkmalsmodell geht davon aus, dass der Merkmalsraum endlich und vollständig ist. Die Merkmale können voneinander abhängig sein oder sich gegenseitig ausschließen. Das Merkmalsmodell ist hierarchisch aufgebaut, so dass die Merkmale beliebig verschachtelt sein können. Dieses kann in einer Baumstruktur dargestellt werden, bei der die Schachtelung den Ästen eines Baums ähnelt. Die Wurzel stellt hierbei den vollständigen Merkmalsraum dar, die darunter liegenden Blätter jeweils Teil eines Merkmalraumes.

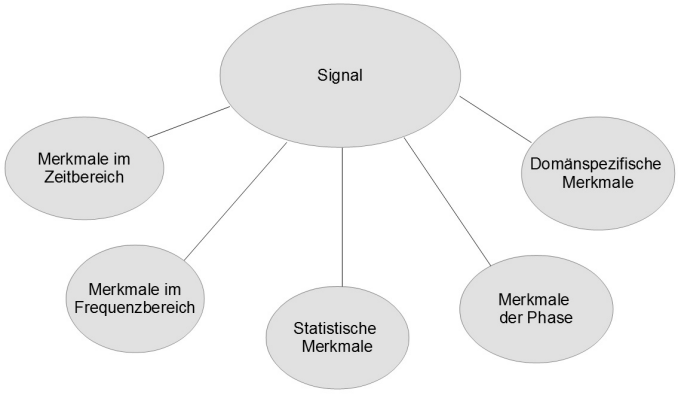


Abbildung 12: Merkmalsmodell

Abbildung 12 veranschaulicht das Merkmalsmodell in vereinfachter Form. Hierbei werden die Merkmale in die Klassen der statistischen Merkmale, Merkmale im Zeitbereich,

Merkmale im Frequenzbereich sowie domänenspezifische Merkmale gruppiert. Die Merkmale können hinsichtlich ihrer Eigenschaften näher beschrieben werden:

Abbildung im Zeitbereich
Die zeitdiskreten Beschleunigungswerte werden in der zeitlichen Abfolge analysiert, um entsprechende Merkmale zu extrahieren. Hierbei kann die Methodik der Zeitreihenanalyse angewandt werden, die beispielsweise den zeitlichen Kurvenverlauf betrachtet.

Abbildung im Frequenzbereich
Um die Abbildung im Frequenzbereich durchzuführen, ist die Spektralanalyse mittels der FFT oder der Abbildung mittel Laplace-Transformation möglich. Hierbei können u.a. frequenzbandspezifische Merkmale extrahiert werden.

Abbildung in der Phase
Die Betrachtung der Phasenlage orthogonaler Beschleunigungsachsen (beispielsweise horizontal / vertikal) eignet sich zur Extraktion relevanter Merkmale.

Abbildung statistischer Beschreibungen
Bei dieser Merkmalsextraktion werden statistische Merkmale erhoben. Zu den üblichen statistischen Merkmalen zählen beispielsweise Mittelwert, Varianz und Median.

Abbildung domänenspezifischer Merkmale
Die domänenspezifischen Merkmale beschreiben anwendungsspezifische Merkmale, beispielsweise die Schrittanzahl oder Schrittvarianz.

Die Merkmale können hierbei folgende Eigenschaften aufweisen:

- nominal: Die Merkmale sind keiner skalierten Größe zugeordnet. Beispiele: Geschlecht (weiblich/männlich) 0,1.
- ordinal: Die Ordinalzahl erlaubt die Objekte in eine Reihenfolge oder einen Rang zu bringen, beispielsweise Vibration (gering, mittel, hoch).
- quantitativ: Quantitative Merkmale erlauben eine präzise numerische Zuordnung der Merkmalsgrößen, beispielsweise bei der Temperatur (23,4 Grad Celsius).

Die Abbildung 13 zeigt eine exemplarische Merkmalsverteilung der Merkmale am Beispiel des Merkmals Aktivitätseinheit sowie der Magnitude aus dem Frequenzspektrum. Die Aktivitäten sind farblich dargestellt (hellgrün: „Gehen“, dunkelgrün: „Laufen“, orange: „Fahrrad fahren“, blau: „Auto fahren“).

Es wird ersichtlich, dass sich die Aktivitäten durch die Merkmale unterscheiden lassen. Für die Aktivitätserkennung ist es daher notwendig, die richtigen Merkmale zu identifizieren, die eine Klassifizierung der Aktivitäten ermöglichen. Die relevanten Merkmale m werden in einem Merkmalsvektor $\vec{M}$ zusammengefasst, die Auswahl der Merkmale wird durch die Merkmalsselektion erreicht. Es sei somit: $\vec{M} = [m_1, m_2, ..., m_i]$.

3.4.2 Merkmalsselektion

Aus den Rohmessdaten lassen sich Merkmale extrahieren, die die Eigenschaften der Aktivitätsklassen näher beschreiben [Leh04]. Diese Merkmalsextraktion kann mit einer extremen Datenreduktion verbunden sein. Mehrere Merkmalsvektoren beschreiben den Merkmalsraum M. Die Abbildung 13 zeigt exemplarisch die Verteilung der Merkmalsausprägungen von zwei Merkmale (AE und Magnitude) bei unterschiedlichen Aktivitätsklassen (hierbei entspricht die Farbe gelb = „Gehen“, blau = „Auto fahren“, grün = „Laufen“, orange

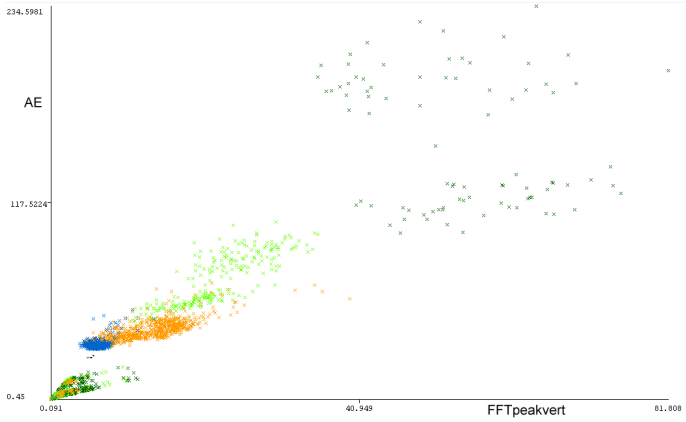


Abbildung 13: Verteilung von Merkmalsausprägungen (AE und Magnitude) bei unterschiedlichen Aktivitäten

= „Fahrrad fahren“). Durch die Betrachtung jeder einzelnen Messachse sowie der Kombination von Merkmalen ist es bei einem homogenen Einpunkt-System problemlos möglich, mehr als 600 unterschiedliche Merkmale zu definieren [Hei07]. Dieses kann dazu führen, dass die Rohdatenmenge kleiner sein kann als die Menge der verwendeten Merkmale. Dieses erklärt sich dadurch, dass viele dieser Merkmale eine hohe Redundanz aufweisen und irrelevant sein können. Die Anzahl der verwendeten Merkmale erhöht die Komplexität des Klassifizierers und erfordert größere Mengen an Trainingsdaten. Darüber hinaus ist die intuitive Annahme, dass das Klassifizierungsergebnis durch eine hohe Merkmalsanzahl besser sei, nicht zwingend gegeben [Sti06]. Eine hohe Anzahl von Merkmalen dann somit durchaus ein schlechteres Ergebnis liefern, dieser Effekt wird als „curse of dimensionality“ bezeichnet. Zur Aktivitätserkennung ist es notwendig, aus der Vielzahl möglicher Merkmale eine definierte Anzahl relevanter Merkmale auszuwählen. Dieses wird als Merkmalsselektion bezeichnet.

Damit aus der Fülle der möglichen Merkmale die relevanten bestimmt werden können, ist es denkbar, alle Merkmale miteinander zu kombinieren und zu gewichten, um damit die beste Aktivitätserkennung zu bestimmen. Hierbei würden 2n Teilmengen bei einer aus n bestehenden Merkmalsmenge entstehen. Dieses Verfahren (naiver Wrapper) würde jedoch den Rechenaufwand mit Anzahl der Merkmale fakultativ ansteigen lassen. Daher werden zur Merkmalsselektion automatisierte Suchverfahren angewendet. Um möglichst wenige, jedoch relevante Merkmale zu erhalten, sollte zwischen den einzelnen Merkmalen eine hohe Unabhängigkeit bestehen sowie eine hohe Aussagekraft, um die zu bestimmenden Aktivitäten beschreiben zu können. Darüber hinaus sollen die Merkmale robust und einfach zu bestimmen sein, damit eine mobile Datenerhebung möglich wird. Die extrahierten Merkmalsausprägungen einer Klasse sollten möglichst ähnlich sein, wobei sie sich gleichzeitig von den Objekten der anderen Klassen unterscheiden sollen. Dieses ermöglicht eine optimale Aufteilung des Klassenraums.
Die reine Einbeziehung der Rohdaten in einen komplexen Klassifizierer ohne vorheriger Merkmalsextraktion ist nicht sinnvoll, da möglicherweise zwar eine hohe Erkennungsrate erreicht werden könnte, aber nicht klar ist, welche Signaleigenschaften dazu geführt haben. Dieses würde zu einer Black-Box-Klassifizierung führen, die bei anderen Versuchskonstellationen unvorhersehbar arbeiten könnte und daher nicht gewünscht ist.

Die gängigen Verfahren zur Merkmalsselektion sind die kombinatorische Verfahren, Suchverfahren und Komponentenanalysen.

- Kombinatorische Verfahren
  Das kombinatorische Verfahren basiert darauf, eine Zusammenstellung aller beziehungsweise einer Untermenge der kombinatorisch möglichen Merkmale zu nutzen, um daraus die relevanten Merkmale für eine optimale Klassifizierung zu identifizieren. Der Aufwand dieses kombinatorischen Verfahrens ist jedoch sehr komplex ($O(n!)$).

- Suchverfahren
  Die Suchverfahren nutzen spezielle Suchalgorithmen (z.B. heuristische Suchalgorithmen) zur Identifikation geeigneter Merkmale. Die hierfür benötigte Rechenzeit ist parametrierbar und die Identifikation der optimalen Merkmalskombination ist nicht garantiert. Gängige Verfahren sind hierbei das Best Individual sowie das Sequencial Selection Verfahren. Bei dem Best Individual Verfahren wird jedes Merkmal einzeln bewertet und folgend die besten Merkmale für den Merkmalsvektor ausgewählt. Das Sequencial Selection Verfahren betrachtet schrittweise Merkmale in einem Merkmalsvektor und fügt jeweils neue Merkmale in den Merkmalsvektor hinzu (Forward Selection) oder entfernt Merkmale aus dem Vektor (Backward Selection) [HTFF05].

- Komponentenanalyse
  Die Komponentenanalyse untersucht die Merkmale hinsichtlich ihrer Eigenschaften. Während die Suchverfahren eine optimale Teilmenge der Merkmale identifizieren, bildet die Komponentenanalyse die Muster der Merkmale in einen mehrdimensionalen Unterraum ab. Durch die Analyse der Abbildung können irrelevante Merkmale identifiziert und sinnvolle Kombinationsmerkmale erkannt werden. Gängige Verfahren sind hierbei die Hauptkomponentenanalyse (engl.: Principal Component Analysis, PCA) und die Diskriminanzanalyse.

In der Literatur wurden bereits eine Vielzahl von Merkmalen zur Aktivitätserkennung identifiziert. In Arbeiten von [Bao03], [BI04] wurden eine Aktivitätserkennung in semirealistischer Umgebung mit fünf am Körper verteilten Sensoren durchgeführt (siehe Abbildung 14(a). In diesem Projekt wurden als Merkmale die durchschnittliche Beschleunigung (mean), Energie (energy), Entropie (entropy) und Korrelation (correlation) hinsichtlich der jeweiligen Achsen betrachtet. Die verwendeten Merkmale sind orientierungsabhängig und setzen eine definierte Sensororientierung voraus.

In [RDML05] wurde die Aktivitätserkennung mit einem an der Hüfte befestigtem homogenen Einpunkt-System durchgeführt. Von jeder der drei Achsen wurden neben den Merkmalen Durchschnitt (mean), Energie (energy) und Korrelation (correlation) die Standardabweichung (deviation) extrahiert.
Unter Einbeziehung weiterer Sensorik (z.B. Herzfrequenzmonitor) wurde in [TIH+07] das Ziel der Energiebestimmung durch die Aktivitätserkennung verfolgt. Hierbei wurde festgestellt, dass eine veränderte Sensororientierung und -position eine Reduktion der Erkennungsrate liefert („Therefore, future work should analyze the impact of slight variations in sensor placement and orientation on data collected over multiple days for the same person during subject dependent training.“) [Tap08].
Als relevante Merkmale für die indirekte Aktivitätserkennung wurden zusätzlich zu den bisherigen Merkmalen die absoluten Beschleunigungswerte sowie ein Vibrationsmerkmal ähnlich der Aktivitätseinheit extrahiert [WYC+05].
In [TSOM06] wird für das Anwendungsgebiet der Ganganalyse eine physikalische Größe (die Wegänderung mit $s = a/2 * t^2 + v_0 * t + s_0$) als relevantes Merkmal identifiziert.
Im EU-Projekt MyHeart wurden zur Aktivitätserkennung im Kontext der Analyse von

(a) 5-Sensoren-System (Quelle: MIT)

(b) MIThril Platform (Quelle: MIT)

Abbildung 14: Multiple Beschleunigungssensoren

Herz-Kreislauferkrankungen domänenspezifische Merkmale (Harmonie) sowie die Merkmale aus Gravitation, Energie und die Wegänderung extrahiert [CCCD05].
In [BGYW09] wurden als relevante Merkmale die durchschnittliche Beschleunigung, Standardabweichung der Beschleunigung, Spitze-Spitze Wert der Beschleunigung, Kreuzkorrelation zwischen den Beschleunigungsachsen sowie Merkmale aus der Spektralanalyse (Basisfrequenz, Magnitude etc.) verwendet. Aus den Arbeiten wurde darauf geschlossen, dass es möglich ist, den Energieumsatz des Menschen zu messen sowie in weiteren Arbeiten die Aktivitäten auch im alltäglichen Leben erfassen zu können.
In [NAPI+03] wurden Merkmale aus Beschleunigungs- und Drehratensignalen erhoben, die durch ein an der Brust befestigtes, heterogenes Einpunkt-Sensorsystem (siehe Abbildung 15), gemessen wurden. Hierbei wurden mittels Wavelet-Transformation lagespezifische Merkmale sowie spektrale Merkmale erhoben.

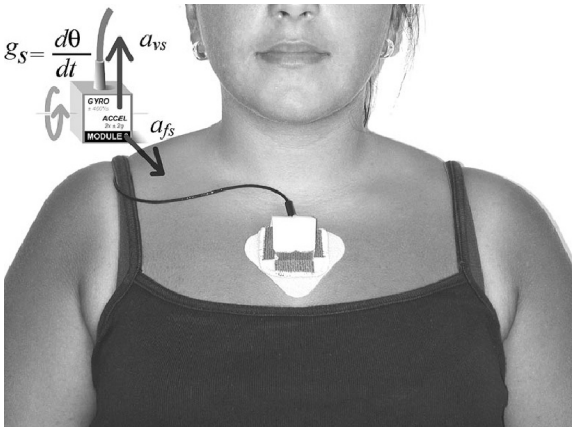


Abbildung 15: Einbeziehung der Gravitation durch Brustsensor (Quelle:[NAPI+03])

Im Projekt Palantir [8], welches gemeinsam mit VTT, TEKES, Clothing+, Suunto und Nokia Research Center durchgeführt wurde, konnte die Fragestellung der relevanten Merk-

[8] Der Begriff Palantir ist wie MIThril ebenfalls ein künstlicher Begriff aus einem Buch des Schriftstellers Tolkien

male ebenfalls adressiert werden. Hierbei wurden mittels eines Sensornetzwerkes (im Rucksack tragbar, Gewicht ca. 5 kg) 35 heterogene Rohdatenquellen aufgezeichnet. Die Signale bestanden neben Beschleunigungswerten auch aus EKG-, Luftfeuchtigkeit- und GPS-Messwerten. Hierbei waren die Sensoren an unterschiedlichen Körperstellen fixiert. Bereits die Aufzeichnung von einer Stunde ergab eine Datenmenge von ca. 200 Mbytes. Es wurden die Aktivitäten von 16 Probanden unter Laborbedingungen aufgezeichnet und manuell von einer Begleitperson annotiert. Die Aktivitäten bestanden aus „Liegen“, „Sitzen“, „Stehen“, „Gehen“, „Nordic Walking“, „Laufen“, „Rudern“ (Übungsmaschine) und „Fahrrad fahren“ (Ergometer). Es wurden an Brust und Handgelenk 3D-Beschleunigungssensoren eingesetzt und hierbei fünf relevante Merkmale identifiziert:
Die Maximalfrequenz in y-Richtung des Brustsensors $F_{peak}(chestacc, y)$, der Median der Hoch-Runter-Beschleunigung der Brust $median(chestacc, y)$, die Maximalenergie der Hoch-Runter-Beschleunigung $Ppeak(chestacc, y)$, die Varianz der Vor-Zurückbewegung der Brust $Var(chestacc, z)$ und die Summe der Varianzen des Handgelenksensors
$\sum Var(wristacc, 3D)$ [PEK+06].
In [RWS11] wurden mit einem heterogenen Multipunkt-System die Merkmale aus dem Zeit- (Durchschnitt, Standardabweichung, Korrelation, etc.) als auch Frequenzbereich ausgewählt (Energie, Entropie, etc.).
Für ein heterogenes Einpunkt-Sensorsystem (Beschleunigung, IR-, Normal-, HF-Licht, Mikrophon, Luftdruck, Feuchtigkeit, Temperatur, Kompass) wurden aus 615 Merkmalen als Merkmalsvektor eine Kombination von 50 Merkmalen automatisiert selektiert [LCK+05]. Die Signale wurden mit 550 Hertz abgetastet, dabei wurden durch die Betrachtung unterschiedlicher Frequenzbänder die Merkmale über die Spektralanalyse berechnet. Es wurde gezeigt, dass die Merkmalsextraktion mittels Fouriertransformation einerseits mit der Komplexität O(n log(n)) rechenintensiv ist, andererseits ermöglicht die Spektralanalyse eine Betrachtung unterschiedlicher Frequenzbänder und führt zu relevanten Merkmalen.

3.4.3 Übersicht gebräuchlicher Merkmale zur Aktivitätserkennung

Die in der Literaturrecherche analysierten Projekte wählten die Merkmale in Abhängigkeit der entsprechenden Einsatzdomänen und nachfolgenden Klassifizierern aus. Es zeigt sich, dass für eine Vielzahl von Projekten zur Erfassung körperlicher Aktivität eine gemeinsame Basis relevanter Merkmale existiert, die nachfolgend dargestellt wird.

Durchschnitt, Maximum und Minimum von Absolutwerten
Die Bestimmung von Durchschnitt, Maximum und Minimum der Signale ermöglicht allgemeine Rückschlüsse auf die ausgeführte Aktivität. Beispielsweise kann durch diese Merkmale zwischen Ruhe und anderen Aktivitäten unterschieden werden.

Standardabweichung
Dieses Merkmal beschreibt, wie stark die Signale hinsichtlich ihres Durchschnitts in einem Fenster schwanken. Gleichförmige sanfte Beschleunigungen, beispielsweise „Autofahren“ , unterscheiden sich von ruckweisen Beschleunigungen, wie sie beim „Laufen“ auftreten.

Integrale und Differenziale
Diese Merkmale beschreiben durch die Integration der Beschleunigungswerte die Geschwindigkeit oder den zurückgelegten Weg. Besonders beim „Gehen“ oder „Hinsetzen/Aufstehen“ werden Bewegungen ausgeführt, die durch die Merkmale charakterisiert werden.

Energie
Dieses Merkmal beschreibt die Intensität der auf die Sensoreinheit auftretenden Bewegung. Das Merkmal Energie kann im Zeitbereich durch die Quadratsumme aller Beschleunigungen, normiert auf die Fensterbreite, berechnet werden. Durch die Nutzung der Transformation in den Frequenzbereich kann die Energie darüber hinaus hinsichtlich unterschiedlicher Spektren betrachtet werden. Dieses dient dazu, beispielsweise höherfrequente Schwingungen besonders zu berücksichtigen.

Entropie
Das Merkmal Entropie entspricht der Informationsentropie der Signale und wird durch die Entropie des Energiespektrums berechnet. Dieses Merkmal lässt Rückschlüsse zu, ob Bewegungen in hohem Maße periodisch mit einer Frequenz auftreten oder die Bewegung durch eine Vielzahl unterschiedlicher Frequenzen beschrieben wird. In der graphischen Datenverarbeitung wird die Entropie beispielsweise dazu benutzt, die Bildschärfe abzuschätzen oder als Maß für die Unordnung eines Bildes [Kam96].

Korrelation
Das Merkmal Korrelation beschreibt eine Beziehung zwischen zwei oder mehreren Signalen. Der normierte Korrelationskoeffizient ist ein Ähnlichkeitsmaß zweier Signale (x,y) und berechnet sich vereinfacht aus der Amplitudendifferenz dieser beiden Signale.

Intensität
Die durchschnittliche Beschleunigung der Sensoreinheit im dreidimensionalen Raum wird mit dem Merkmal Intensität repräsentiert. Dieses Merkmal lässt einfache Rückschlüsse auf die Intensität der ausgeführten Aktivität zu.

Winkeländerung
Das Merkmal der Winkeländerung beinhaltet die Änderung der Ausrichtung des Sensorsystems, die durch zwei aufeinander folgende Gravitationsvektoren bestimmt werden kann. Dieses Merkmal kann beispielsweise dazu genutzt werden, um Änderungen der Orientierung zu erkennen.

Richtungsänderung
Die Richtungswechsel der Signale stellen einfache Kennwerte zur Beschreibung der Kurvenfunktion dar. Das Verhältnis der Richtungswechsel zu den Nulldurchgängen gibt Auskunft darüber, ob sich die Sensoreinheit in konstanter Bewegung oder in stetig wechselnder Beschleunigung befindet. In Ruhe ist beispielsweise das Merkmal größer, da durch das natürliche Rauschen ein häufiger Richtungswechsel um den Nullpunkt stattfindet. Beim gleichmäßigen Anfahren eines Autos finden hingegen nur wenige Richtungswechsel statt. Das Merkmal der Richtungsänderung wird ebenfalls in der Spracherkennung zur Identifikation von Sprechpausen sowie zur Handschrifterkennung eingesetzt [LJN04]. Als Richtungswechsel wird der Wendepunkt der skalaren Beschleunigung definiert. Ein Richtungswechsel liegt vor, wenn $x(t)dt = 0$ ist. Das Merkmal Richtungsänderung bestimmt sich durch das Verhältnis der Anzahl der Richtungswechsel zu der Anzahl der Nulldurchgänge.

Die häufig verwendeten Merkmale sind in Tabelle 3 abgebildet.

Merkmal	Formel	Projekt
Durchschnitt	$\mu_x = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} x_k$	[Bao03] [PEK+06]
Standardabweichung	$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (x_k - \overline{x})^2}$	[BI04] [PEK+06]
Integrale und Differenziale	$I = a \sum_{k=0}^{n-1} x_k; D = a \sum_{k=0}^{n-1} x_{k+1} - x_k$	[NAPI+03] [TSOM06]
$Energie_{Frequenzbereich}$	$en = \sum_{k=0}^{2n-1} x_k * e^{-\frac{2\phi i}{2n}} \quad m = 0, ..., 2n-1$	[BGYW09] [LCB+05] [PEK+06]
Entropie	$H = -\sum_{k=0}^{n-1} \frac{\sum_{k=0}^{n-1} x_k}{n} log_2 \left(\frac{\sum_{k=0}^{n-1} x_k}{n} \right)$	[RDML05] [PEK+06] [TIH+07] [RWS11]
Korrelation	$\rho = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})^2 * (y_i - \overline{y})^2}}$	[Tap08] [RDML05] [PEK+06] [RWS11]
Intensität	$I = \sqrt{(x^2 + y^2 + z^2 - g^2)^2}$ oder durch FFT	[RDML05] [WYC+05]
Winkeländerung	$cos\phi = \frac{\vec{a} * \vec{b}}{\lvert\vec{a}\rvert * \lvert\vec{b}\rvert} = \frac{a_x b_x + a_y b_y + a_z b_z}{\sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} * \sqrt{b_x^2 + b_y^2 + b_z^2}}$	[SLB10] [NAPI+03]
Richtungsänderung	$dcq = \frac{\text{Anzahl der Richtungswechsel}}{\text{Anzahl der Nulldurchgänge}}$	[TC02] [CCCD05] [Yan09]

Tabelle 3: Wichtigste Merkmale für die Aktivitätserkennung

Die Erkennungsrate einer Klassifizierung und die Komplexität der Merkmale hängt von der geeigneten Auswahl der Merkmale ab. Es ergibt sich somit die Fragestellung nach geeigneten Merkmalen zur Klassifizierung.

Fragestellung Merkmale:
Welches sind für ein Mobiltelefon die geeigneten Merkmale, die den Einsatz eines mobilen Aktivitätserkennungssystems ermöglichen?

Die Fragestellung wird in dem Kapitel der Konzeption (Kapitel 4) beantwortet.

3.5 Klassifizierer

Im Klassifizierungsprozess wird auf Basis der aus den Signalen extrahierten Merkmale die vorliegende körperliche Aktivität ermittelt.

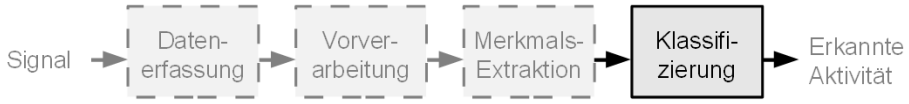


Abbildung 16: Klassifizierung

Abbildung 16 veranschaulicht das Modul der Klassifizierung zur Bestimmung der ausgeführten Aktivitäten.

3.5.1 Übersicht gebräuchlicher Klassifizierer

Zur Klassifizierung von körperlichen Aktivitäten sind Klassifizierer notwendig, die die extrahierten Merkmale mit Merkmalen von bekannten Aktivitäten vergleichen und dadurch die ausgeführten Aktivitäten bestimmen. Die Erkennungsrate ist dabei von den ausgewählten Merkmalen, den Trainingsdaten sowie dem eingesetzten Klassifizierer abhängig [CBC+08]. Im Folgenden werden die für eine Aktivitätserkennung eingesetzten Klassifizierer kurz dargestellt.

AdaBoost
AdaBoost (Kurzform von Adaptive Boosting) sind einfache Klassifizierer, die oftmals nur auf Basis eines Merkmals klassifizieren und miteinander kombiniert werden, um ein besseres Ergebnis zu erhalten. Das Grundprinzip basiert darauf, Merkmale mit einer Gewichtung zusammenzuführen. Dadurch ist es möglich, mittlere oder schwache Merkmale besonders zu berücksichtigen und die wirklich schwachen zu ignorieren. AdaBoost zeigt bei der Klassifizierung oftmals eine geringere Erkennungsrate, da es sehr sensibel gegenüber rauschbehafteten Trainingsdaten ist. Bei guter Signalqualität zeigt der Klassifizierer ausreichende Leistungen hinsichtlich der Erkennung von körperlicher Aktivität [VLG04].

Lazy-Klassifizierer
Der Lazy (Locally weighted learning) Klassifizierer gewichtet Merkmale oder Beziehungen zwischen einer abhängigen und einer oder mehreren unabhängigen Variablen. Zur Klasse der Lazy Klassifizierer gehört der k-nächste-Nachbarn-Algorithmus (k-Nearest Neighbor). Hierbei werden die zu klassifizierenden Merkmale im Merkmalsraum mit den unmittelbar in Nachbarschaft befindlichen (Anzahl k) und bereits bekannten Merkmalen verglichen. Der Klassifizierer nutzt ein simples Speichern der Trainingsbeispiele, das „lazy learning“ („träges Lernen“), welches den Namen des Klassifizierers erklärt. Der Vorteil der Lazy-Klassifizierer liegt in der Einfachheit des Modells und der genauen Modellierung von Klassengrenzen. Der Nachteil besteht in der großen Anzahl an Mustern, die gespeichert werden müssen [Ceb08].

Naive Bayes
Der Naive Bayes Klassifizierer ordnet jedes Objekt derjenigen Klasse zu, zu der es mit der größten Wahrscheinlichkeit gehört. Dazu muss jede Klasse durch eine Wahrscheinlichkeitsdichte beschrieben werden. Da diese Wahrscheinlichkeitsdichte nicht bekannt ist, wird diese vereinfachend als gaussverteilt abgeschätzt. Naive Bayes erzielt üblicherweise gute Erkennungsraten, besonders wenn nominale Merkmale und klare Klassentrennungen vorliegen [Ris01].

Bayes Net
Das Bayes Net basiert auf dem Prinzip der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Klassen, ähnlich dem Naiven Bayes Klassifikator, nur dass die Klassenverteilung nicht als gaussverteilt sondern entsprechend einer geschätzten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion verteilt sind. Erwartungsgemäß liegt die Erkennungsrate bezüglich des Bayes Net-Klassifizierers über der Erkennungsrate des Naiven Bayes Klassifizierers [ABE04].

Voting Feature Intervals
Die Voting Feature Intervals (VFI) basiert darauf, dass die Intervalle der Merkmalsausprägung bestimmt und in Punktebereiche eingeteilt werden. Jeder Merkmalsvektor wird hinsichtlich der erreichten Punkte bewertet, aus denen sich die jeweiligen Klassen ableiten. Das VFI erreicht gute Ergebnisse, wenn Merkmalskombinationen die Klassen direkt beschreiben können. Der VFI kann im realen Umfeld vergleichbare Erkennungsraten wie der Bayes Net Klassifizierer erreichen [DG97].

Support Vector Machine
Die Support Vector Machine (SVM) überführt den Vektorraum in einen höherdimensionalen Raum. In einem Raum von ausreichend hoher Dimension wird auch die verschachteltste Vektormenge linear trennbar. Allerdings ist diese Methode sehr rechenlastig und die Beschreibung der Trennfläche setzt viele und charakteristische Trainingsdaten voraus. Die SVM erzielt meist gute Erkennungsraten, benötigt jedoch besonders bei komplexen Merkmalsvektoren entsprechende Rechenleistung [RDML05].

Neuronales Netz
Das Neuronale Netz basiert auf Nutzung von Schwellwerten zur Informationsweitergabe zwischen Eingang und Ausgang, in Anlehnung an biologische Informationsarchitektur von Gehirn und Nervensystem bei Tieren und Menschen. Das Neuronale Netz erreicht bei großen Trainingssets gute Erkennungsraten [MHS01]. Durch die interne Struktur ist die Klassifizierung von Neuronalen Netzen jedoch für den Anwender meist nicht nachvollziehbar.

Decision Table und Entscheidungsbäume
Der Decision Table DT nutzt eine Entscheidungstabelle und bildet besonders einfache Merkmalräume gut ab. Entscheidungsbäume klassifizieren durch Entscheidungsregeln und weisen gemäß der Literatur eine hohe Erkennungsrate auf [PEK+06].

Hidden Markov Models (HMM)
Für eine Vielzahl von stochastischen Prozessen können die auftretenden Signale durch Wahrscheinlichkeitsverteilungen abgebildet werden. Einfache Verteilungen können hierbei durch die Gaußsche Normalverteilung unter Angabe des Mittelwerts μ und der Varianz σ^2 beschrieben werden. Bei den Gaussian Mixture Models (GMM) wird angenommen, dass die Verteilungen unabhängig der zeitlichen Verteilung ist, während bei Hidden Markov Models (HMM) angenommen wird, dass diese Verteilungen in einer zeitlichen Abfolge auftreten [Roh03]. Liegen für jeden Zeitpunkt bereits klassifizierte Aktivitäten vor, so können diese durch HMM hinsichtlich ihrer Ausführungsreihenfolge erneut bewertet werden. Die Einbeziehung von HMMs stellt somit eine weitere Klassifizierungsstufe dar (Second-Level-Classifier) und wird daher nicht als primäres Klassifizierungsverfahren betrachtet.

Die Anwendbarkeit und Leistungsfähigkeit von Klassifizierern zur Aktivitätserkennung wurde in der Literatur intensiv untersucht. Die Arbeiten in [RDML05] umfassten die Auswirkungen unterschiedlicher Klassifizierer, beispielsweise Entscheidungsbaum, Entscheidungstabellen, k-nearest neighbor, naive bayes, SVM sowie diverse Metaklassifizierungs-

methoden auf die Erkennungsrate. Es wurden acht Aktivitäten detektiert, dazu gehörten „Stehen“, „Gehen“, „Laufen“, „Treppauf“, „Treppab“, „Sit-Ups“ und „Staubsaugen“. Bei den Untersuchungen zeigten Entscheidungsbäume und Metaklassifizierer (Plurality Voting) die höchste Erkennungsrate. Es wurde weiterhin festgestellt, dass die Erkennungsrate entscheidend durch die einbezogenen Merkmale bestimmt wird.
Die Verwendbarkeit von Entscheidungsbäumen als Klassifizierer sowie die Fragestellung, ob höhere Frequenzen für eine Aktivitäts- und Situationserkennung ebenfalls anwendbar sind, wurde durch Untersuchungen im Projekt Palantir [PEK+06] adressiert. Abbildung 17 zeigt hierbei den experimentellen Aufbau mit Auswerteeinheit im Rucksack. Es zeigte sich, dass mit 200 Hertz Abtastrate und bei 6 ausgewählten Merkmalen der C4.5 Entscheidungsbaum gegenüber einem Neuronalen Netz die besten Erkennungsergebnisse lieferte.

Abbildung 17: Mobile Ausrüstung im Projekt Palantir (Quelle: VTT)

In Arbeiten von Caros et. al. [CCCD05] wurde die Verwendbarkeit einfacher Klassifizierer in Form von Entscheidungsbäumen zur Aktivitätserkennung bestätigt. In [BGYW09] konnte ebenfalls festgestellt werden, dass Entscheidungsbäume als Klassifizierer die höchste Erkennungsrate aufwiesen. Als zu detektierende Aktivitätsklassen wurden hierbei „Sitzen“, „Liegen“, „Gehen“, „Laufen“, „Fahrrad fahren“ und „DS“ (sonstige Bewegung im Stehen) unterschieden.
Für das Sensornetzwerk MIThril wurden mittels Data-Mining Werkzeugen [Gar95] verschiedene Klassifizierer analysiert, wobei der Entscheidungsbaum (C4.5) mit über 80 Prozent Erkennungsrate die besten Ergebnisse lieferte [BI04]. Hinsichtlich Multipunkt-Systemen wurde dabei festgestellt, dass ausgehend von fünf am Körper verteilten Sensoren ein Zweipunkt-System eine Verminderung der Erkennungsrate von weniger als 5 Prozent bewirkt, wobei ein Einpunkt-System eine um 35 Prozent geringere Erkennung zeigt.
Das LiveNet [SMP05], welches Ergebnisse des MIThril nutzte, wurde mit dem Ziel der Entwicklung eines Langzeiterfassungssystems für körperliche Aktivitäten im Rehabilitationsbereich entworfen. Das System (siehe Abbildung 18) fokussiert auf die Kombination verschiedener nichtinvasiver Sensorik (Pulsrate, Bewegung, Sound, Hautwiderstand- und temperatur, Position etc.), nutzt einen Bayes Net Klassifizierer und stellt als heterogenes Multipunkt-System ein komplexes System dar [SDJ+04].

Intel nutzt weiterhin den „Invisible Man Approach“, der auf Basis von Interaktionen mit realen Gegenständen auf Benutzeraktivitäten zurück schließt. Hierbei wird die Verwendung eines probabilistischen Klassifizierers vorgeschlagen [Fis04].

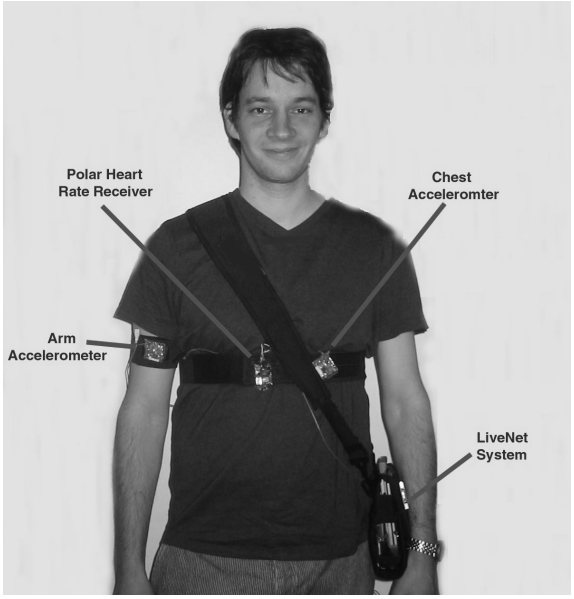


Abbildung 18: Datenerhebung mit LiveNet (Quelle: Intel Research)

Mittels einer leistungsfähigen mobilen Sensoreinheit (iMote) (siehe Abbildung 19), konnten in einem heterogenen Einpunkt-System u.a. Beschleunigungsdaten mit 550 Hertz abgetastet werden. Eine Annotation der tatsächlich ausgeführten Aktivität erfolgte posteriori mittels versuchsbegleitenden Videoaufnahmen. Hierbei klassifizierte die Forschungsgruppe um Lester und Choudhury [LCB+05] zehn selbstausgewählte Aktivitäten. Dazu gehörten: „Fahrstuhl hoch“, „Fahrstuhl runter“, „Sitzen“, „Stehen“, „Gehen“, „Laufen“, „Treppauf“, „Treppab“, „Fahrrad fahren“ und „Auto fahren“. Hierbei wurden Entscheidungsbäume und wahrscheinlichkeitsbasierende Verfahren, z.B. Naive Bayes eingesetzt, wobei der Entscheidungsbaum eine höhere Erkennungsrate lieferte. Weiterhin wurde ein Second-level-classifier in Form eines Hidden Markov Model (HMM) eingesetzt. Die Erkennungsrate lag in Verbindung mit der HMM bei ca. 95 Prozent [LCK+05]. In nachfolgenden Arbeiten der Arbeitsgruppe wurde der statische Klassifizierer durch adaptive wahrscheinlichkeitsbasierte Klassifizierer ersetzt [CBC+08].

Abbildung 19: iMote, (Quelle: Intel Research)

Die Tabelle 4 zeigt eine Übersicht der häufig zur Aktivitätserkennung eingesetzten Klassifizierer.

Klassifizierer	Projektbeispiele
Entscheidungsbaum	[CCCD05] [PEK+06] [TIH+07] [RDML05]
Adaboost	[VLG04] [KJCP09]
Naive Bayes	[RDML05] [Yan09] [SMP05] [RWS11]
Support Vector Machine	[RDML05] [PEK+06] [RWS11] [WYC+05] [Yan09]
k-Mean Klassifizierer	[RDML05] [Yan09] [RWS11]
Meta-Level Klassifizierer	[RWS11] [CBC+08]
Neuronales Netze	[PEK+06] [WYC+05] [JLB+07]

Tabelle 4: Wichtigsten Klassifizierer für die Aktivitätserkennung

3.6 Kommerzielle Systeme zur Aktivitätserkennung

Die Erkennung der körperlichen Aktivität kann in mobile oder stationäre Systeme integriert und angewandt werden. Abbildung 20 veranschaulicht die Weiternutzung der Klassifizierungsergebnisse durch mögliche Applikationen.

Abbildung 20: Systeme zur Aktivitätserkennung

Für die Erfassung der körperlichen Aktivität des Menschen ist aus humanen Gründen besonders der medizinische Bereich relevant [DS09], [AFR03]. Erstmals in den achtziger Jahren wurden bewegungsabhängige Herzschrittmacher entwickelt und vermarktet, die als „frequenzadaptive“ Schrittmacher die erhöhte Aktivität des Patienten registrieren und ihren Takt entsprechend beschleunigen. Um Fehlereinflüsse durch Passivbewegungen (z.B. beim „Auto fahren“) zu minimieren, reagieren die Systeme zusätzlich auf die Atemfrequenz, die bei Herzschrittmachern auf Grund der Lungennähe leicht zu detektieren ist [KF04].
Mobile, elektronische Beschleunigungssensorsysteme wurden 1992 mit dem Tri-Trac R3D von Stayhealthy Ltd. im medizinischen Bereich eingesetzt [RTET04]. Auf dem Markt sind weiterhin digitale Schrittzähler verfügbar (z.B. Yamax Digiwalker, Omron etc.), mit denen eine grobe Abschätzung des Energieverbrauchs durch körperliche Aktivität möglich wird. Darüber hinaus existieren derzeit ca. 25 - 30 Produkte oder Lösungen auf Basis von Beschleunigungssensoren [San07]. Hierbei sind besonders ab 2006 eine Vielzahl von kommerziellen Produkten entstanden, die jedoch keine Aktivitätsklassifizierung durchführen können. Eine weiterführende Zusammenfassung der bestehenden Systeme wird in dem IFA-Report 2/2011 des Institutes für Arbeitsschutz der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung (IFA) dargestellt [IFA11].
Viele auf dem Markt befindlichen Systeme sind Speziallösungen und für den jeweiligen Anwendungsbereich angepasst. Das Vivago-Armband ist durch Messung und Analyse von Beschleunigungssensorwerten in der Lage, mit einem nachgeschalteten Serversystem den normalen 24-stündigen Aktivitätsrhythmus des Trägers zu erlernen. Das System sendet bei festgestellter, bedeutsamer Anomalie automatisch einen Alarm aus. Die Sensororientierung ist durch das Armband fest vorgegeben, als klassifizierte Aktivitäten können „Aktiv sein“, „Schlafen“ und „nicht am Körper“ detektiert werden [LSL+05].
Das xSens System MTw ist ein sehr leistungsfähiges 3D-Tracking System mit Drehraten- und Beschleunigungssensoren [TTK+07] und wird als Multisensorsystem für Animationsfilme genutzt, siehe Abbildung 21. Hierbei werden die Bewegungen von realen Schauspie-

lern aufgezeichnet und mittels computergenerierter Videofiguren dargestellt, allerdings ist dabei die Trageposition und Ausrichtung der Sensorik am Körper bekannt.

Abbildung 21: Monitoring von Körperbewegungen mit XSens kit (Quelle: XSens)

Aus dem BMBF-Projekt Percomed (2002-2007) konnte ein Aktivitätserkennungssystem zur Bestimmung des Krankheitsfortschritts von Multiple Sclerose entwickelt werden, welches die Aktivitäten „Gehen“, „Laufen“ und „Liegen“, nicht jedoch Aktivitäten wie „Auto fahren“ oder „Fahrrad fahren“ erkennen kann. Als Produkt ist das durch den Projektpartner Sylvia Lawry Multiple Sclerose Centre, München, weiterentwickelte System „Actibelt“ entstanden [DTK+07]. Dieses System wird in der Koppel eines Gürtels getragen und setzt eine feste Sensororientierung voraus.
Durch die Firma Aipermon (vormals Actimon) [Aip], München wurde das AiperMotion entwickelt, welches zwischen den Aktivitätsklassen „Aktiv sein“ und „Gehen/Laufen“ unterscheidet sowie den Kalorienverbrauch abschätzt. Das AiperSunny verfügt über eine Feedbackfunktion, welche bei hoher Aktivität auf dem Display eine Sonne erscheinen lässt. Die Sensorik von Aipermon muss ausgerichtet an der Hüfte getragen werden. Die Produkte sind nicht in der Lage, Aktivitäten wie „Auto fahren“ und „Fahrrad fahren“ zu erkennen oder zu unterscheiden.
Durch das Förderprogramm „Next-Generation Media“ des BMWI wurden die anwendungsorientierten Projekte „Partnership for the Heart (PfH)“ und „InPrimo“ gefördert. Hierbei wurden Vitalparameter mit körpernahen, funkbasierten Miniatursensoren aufgenommen und mittels eines Mobiltelefons übertragen. Aus diesen Projekten ist das kommerzielle System „HealthBody“ [KBHN09] von Bosch entstanden, dessen Modul der Aktivitätserkennung sich noch in der Erprobungsphase befindet.
Das heterogene Einpunkt-System SenseWear von BodyMedia [JMG+04] misst mit vier Sensoren die Parameter Hautwiderstand, Wärmeabstrahlung, Hauttemperatur und 3D-Beschleunigung. Das System wird am Oberarm getragen, detektiert Schritte und ist in der Lage, ein Liegen des Nutzers zu detektieren.
Von Polar wurde im Sommer 2007 die als Weltneuheit angebotene AW200 [BNP+10] auf

dem Markt angeboten, die als Uhr ausgeführte Lösung kann bis zu fünf verschiedene Intensitätsstufen von „Gehen“ bis „Laufen“ detektieren, jedoch keine weitere Unterscheidung der Aktivitätsklasse durchführen.

Seit 2010 ist von Texas Instrument die TI Chronos EZ 430 erhältlich. Die Chronos ist eine freiprogrammierbare Uhr mit integriertem TI-CC430F6137 ultralowpower Mikrocontroller mit 27 MHz, 32 KByte Flashspeicher und 4 KByte RAM. Die Uhr enthält einen Beschleunigungssensor der VTI CMA3000 Serie, einen Luftdrucksensor sowie eine Funkschnittstelle mit wahlweise 433, 868 oder 916 MHz. Mittels der Funkschnittstelle (Simpliciti / Bluerobin) können darüber hinaus auch externe Sensoren wie Pulsgurte eingebunden werden [NCAH11]. Die Chronos wurde primär als programmierbare Laufuhr entwickelt, kann auch ohne Gehäuse als externes Sensorsystem genutzt werden und eignet sich durch die in dieser Arbeit entwickelten Algorithmen auch für die Aktivitätserkennung als Einpunkt-Sensor-System. Ebenfalls eignen sich für den Einsatz der Algorithmen die seit Ende 2013 auf dem deutschen Markt verfügbaren Mobiltelefone fürs Handgelenk, z.B. die Simvalley AW-420 [Sim]. Diese Smartwatch ist sehr leistungsstark (Cortex A7 Dual-Core, 1.0 GHz Prozessor) und verfügt über das Android Betriebssystem, eine einfache Software zur Aktivitätserkennung für diese Hardware ist zwar angekündigt, aber bislang nicht verfügbar.

Es kann zusammengefasst werden, dass kommerzielle Systeme zur Aktivitätserkennung eine einfache Aktivitätserkennung zulassen, zwischen „Ruhen“ , „Gehen“ und „intensivem Gehen“ unterscheiden und zur Anomalienerkennung des Tagesablaufs herangezogen werden können. Komplexere Aktivitäten werden derzeit nicht detektiert.

3.7 Kritische Betrachtung des Standes der Technik

Die Untersuchung zum Stand der Technik beinhaltet Systeme, die Messdaten aus Beschleunigungsdaten erheben, Merkmale extrahieren sowie eine Klassifizierung der körperlichen Aktivität durchführen. Allen Systemen ist gemeinsam, dass die verwendeten Beschleunigungsdaten in dem Bezugssystem des Messaufnehmers erhoben werden. Daher können Verdrehungen des Sensors zu starken Beeinflussungen der Erkennungsrate führen. Die Messdatenerhebung zur Aktivitätserkennung erfolgte bei den untersuchten Systemen vorwiegend aus dem universitären Umfeld heraus, d.h. die Probanden wiesen eine homogene Altersstruktur sowie Körperkonstitution auf und die Test- sowie Tragebedingungen entsprachen nicht einem Alltagsszenario. In [PEK+06] wurde festgestellt, dass eine Differenz der Erkennungsrate von 30 Prozent zwischen Laborumfeld und einem Umfeld unter realen Bedingungen existieren kann. Es ist daher davon auszugehen, dass die in der Literaturrecherche angegebene Güte der Aktivitätserkennung im realen Lebensalltag mit „normalen“ Personen sich stark von den im Labor gemessenen Daten unterscheidet. Dieses ist nachvollziehbar, da sich beispielsweise Beschleunigungswerte beim Ergometer im Vergleich zum realen Outdoor-“Fahrrad fahren“ sehr unterscheiden [BGG07].
In der Literatur [RDML05], [PEK+06] wird die Güte der Aktivitätsklassifizierung mit der richtigen Erkennung der ausgeführten Aktivität gleichgesetzt. Dieses stellt eine starke Vereinfachung dar, da die Erkennung der körperlichen Aktivität von vielen Faktoren abhängig ist, so dass ein Vergleich der Algorithmen oder Gesamtsysteme nicht vollständig getroffen werden kann. Hierbei wäre eine Aktivitätsdatenbank mit entsprechenden normierten Evaluationsdatensätzen hilfreich.
Zum Vergleich der gemessenen und tatsächlich ausgeführten Aktivität wird, besonders bei längerer Aktivitätsdauer und zur Erfassung der Alltagsaktivität, meist als „Golden Standard“ ein Beobachtungs- oder Selbstauskunftsbogen eingesetzt [ESB+06]. Diese Auskunftsbögen können ihrerseits fehlerhaft sein und die Bewertung des Messergebnisses verfälschen.
Die Nutzung der Aktivitätserkennung zur Betrachtung des Energieumsatzes stellt ein ei-

genes Anwendungsgebiet dar und setzt ein durchgängiges Monitoring voraus. Hierbei ist der Einsatz von ablegbaren Sensorsystemen, beispielsweise Mobiltelefone, unvorteilhaft. Es kann davon ausgegangen werden, dass zukünftig bewegungssensitive Uhren zum Einsatz kommen.
Durch Analyse von Rohdatensätzen unterschiedlicher Herkunft, beispielsweise von Intel Research, Texas Instruments, xSens, Shimmer, Bosch oder STMicroelectronics, konnte die Qualität der Daten (z.B. Quantisierung, Rauschen, Abtastraten etc.) verglichen werden. Aus den Rohdaten wird ersichtlich, dass die Erkennungsrate einer Aktivitätsklassifizierung erheblich von der Qualität des Eingangssignals abhängen kann. Daher muss zum Vergleich einer Aktivitätserkennung die Datenlage mit Sensorempfindlichkeit, Messbereich, Rauschen und Abtastfrequenz hinsichtlich der Erkennungsrate betrachtet werden.
Darüber hinaus sind Auszüge von Daten des VTT Finnland aus dem Projekt Palantir gesichtet worden. Erst nach Erhalt der Daten wurde klar, dass die Erkennungsgüte von Klassifizierern beliebig interpretierbar ist. Die umfangreichen Datensätze, die auch EKG Informationen sowie GPS Daten enthalten, wurden mittels eines manuell editierten Entscheidungsbaums klassifiziert. Durch die Einbeziehung von Ortsinformationen in die Aktivitätserkennung lassen sich beliebige Kontextbezüge herstellen, die entsprechende Einflüsse auf die Erkennungsrate haben. So wurde beispielsweise anhand der GPS Daten der Aufenthalt in einer Wohnung definiert, welches die Aktivitätsklasse z.B. „Auto fahren“ oder „Fahrrad fahren“ ausschließt. Dieses zeigt zwar, dass eine Aktivitätserkennung mittels erweiterter Sensorik optimierbar ist, jedoch ein direkter Vergleich von Algorithmen bei Anwendung unterschiedlicher Sensoren nicht vollständig durchgeführt werden kann.

Die in der Literatur angegebenen Methoden zur Extraktion von Merkmalen basieren meist auf Standardverfahren aus der Frequenzanalyse [RDML05] [MHS01]. Die auf diese Weise gewonnenen Merkmale eignen sich zur Aktivitätsbestimmung unter Laborbedingungen und sehr leistungsfähigen Messaufnehmern, sind jedoch unter realen Bedingungen, beispielsweise bei geringer Abtastfrequenz, unzureichend. Daher sind zusätzliche Merkmale aus dem Zeitbereich geeignet, um die Erkennungsrate zu steigern.
Zur Vollständigkeit sei angefügt, dass aktuelle Forschungsarbeiten im Bereich der Klassifizierung einen Verzicht der Merkmalsextraktion durch die direkte Nutzung von Signalen erlauben. Als Beispiel seien hierbei Technologien des Fuzzy Logic [SRV+07] und der neuronalen Netze [JLB+07] genannt. Allerdings bilden diese Klassifizierer eine geschlossene Einheit, so dass ihr Klassifizierungsverhalten nicht schlüssig nachvollziehbar oder erklärbar ist und somit keinen direkten Erkenntnisgewinn für die Methodik zur Aktivitätserkennung liefert. Aus diesem Grund werden diese Klassifizierer nicht weiter für die vorliegende Arbeit berücksichtigt.
Weitere aktuelle Arbeiten [SS11] adressieren mehrstufige und hierarchisch arbeitende (metalevel) Klassifizierer, die dadurch eine höhere Erkennungsrate ermöglichen [RWS11].
Die im Stand der Technik beschriebene Erkennungsrate von über 90 Prozent bei einer großen Anzahl (über 20) unterschiedlicher Aktivitäten [BI04] setzt eine Sensororientierung sowie die gleichzeitige Nutzung mehrerer Sensoren voraus. Der Einsatz mehrfacher Sensoren sowie deren akkurate Ausrichtung sind im Alltagseinsatz jedoch problematisch.

Bei Systemen, die zwar keine Aktivitätserkennung, jedoch eine Schrittlängenerkennung durchführen (beispielsweise das Nike SDM) werden Messdaten von Beschleunigungen der Fußbewegung in der Laufrichtung genutzt. Das System arbeitet mit ausreichender Messgenauigkeit von ca. 3 - 5 Prozent. Es liegt daher die Vermutung nahe, dass die Nutzung eines nutzerorientierten Bezugssystems auch für die Aktivitätserkennung umsetzbar wäre. In [YNC01] wird nachgewiesen, dass Parameter der Winkelstellungen des Knies und des Beins zur verbesserten Schritterkennung beitragen, allerdings werden diese Parameter durch optische Sensoren erfasst. Betrachtet man die Patentsituation von Erkennungssys-

temen für physische Aktivität, so wird in [US206] das Verfahren zur Bestimmung der Position des Messsensors beschrieben. Die Abbildung 22 zeigt das prinzipielle Verfahren. Eine Bestimmung der Orientierung des Sensors findet jedoch nicht statt.
In [SHI05] werden auf Basis der Erdgravitation die vertikale Ausrichtung der Messeinheit und die damit bessere Möglichkeit zur Aktivitätserkennung beschrieben. Weiterhin ist aus der Patentschrift [Fei05] entnehmbar, dass eine Richtung des transformierten, zweiten Koordinatensystems die Richtung der Gewichtskraft des Messsystems ist. Das transformierte Koordinatensystem ist durch die Richtung der Gewichtskraft noch nicht eindeutig festgelegt. Die zwei dazu orthogonal verlaufenden Koordinatenachsen können noch frei gewählt werden. Zumindest eine Richtung wird zur Festlegung des zweiten Koordinatensystems noch benötigt.

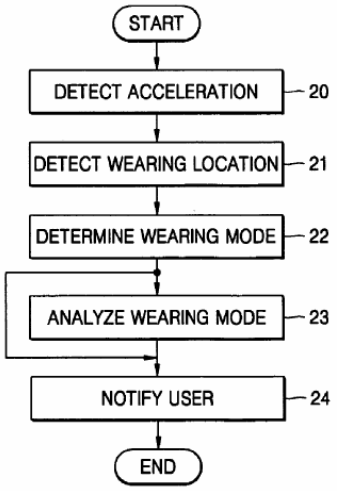


Abbildung 22: Methode zur Erfassung menschlicher Aktivitäten (US2006161079A)

Hierfür wurde bislang eine spezielle Initialmessungen durchgeführt, um eine weitere Richtungsachse festlegen zu können. Nach der Initialmessung kann der Messbetrieb zum Erfassen körperlicher Aktivitäten beginnen. Nachteilig an der in [Fei05] beschriebenen Vorgehensweise ist daher, dass für die Transformation des Koordinatensystems Initialmessungen erforderlich sind, die zeitaufwändig sind, und dass die Orientierung des Messsystems sich über die Messdauer ändern kann. Mit der Patentschrift [Bie09] des Autors und der vorliegende Arbeit, werden ein Verfahren und eine Vorrichtung zum Analysieren von Bewegungen von Objekten angegeben, mit denen die zuvor genannten Nachteile überwunden werden. Das grundlegende Konzept wird mit dieser Arbeit beschrieben.

Varianten / Alternativen
Für ein mobiles Aktivitätserkennungssystem, welches auch als Mobiltelefon im Alltag genutzt werden kann, muss eine willkürliche Orientierung während des Tragens möglich sein. Zur Erfüllung dieser Anforderungen sind folgende Konzeptvarianten denkbar:

Variante 1: Entwicklung neuer Klassifizierer
Damit eine Verdrehung des Sensors keine Auswirkungen auf die Erkennungsrate zeigt, könnten neue Klassifizierungsalgorithmen entwickelt oder komplexe Klassifizierer auf die Problemlage angepasst werden, sodass sie robust auf willkürliche Sensororientierungen reagieren. Die Variante des Einsatzes komplexer Klassifizierer zur Problemlösung ist jedoch für die Nutzbarkeit auf ressourcenschwachen, mobilen Endgeräten ungeeignet. Einfache Klassifizierer eignen sich nicht, die Problemlage zu lösen. Die Entwicklung neuer, hinsichtlich der Problemlage robuster und somit komplexer Klassifizierer ist daher nicht zweckmäßig. In bereits vorliegenden Arbeiten anderer Forschungseinrichtungen (sie-

he Stand der Technik) konnte gezeigt werden, dass die Aktivitätserkennung bei Vorgabe fester Orientierung bereits gute Ergebnisse liefert und die dabei eingesetzten und verfügbaren Klassifizierer auch auf mobilen Endgeräten einsetzbar sind. Es bietet sich daher an, die bereits etablierten Klassifizierer zu nutzen und eine andere Variante zur Problemlösung zu wählen.

Variante 2: Änderung der Merkmale
Die Güte der Merkmale ist ein entscheidendes Kriterium für die Erkennungsrate der Aktivität [HTFF05]. Als zweite Variante zur Problemlösung ist es denkbar, dass die Merkmale in der Form geändert werden, dass sie invariant hinsichtlich einer Verdrehung des Messsystems werden und beispielsweise keine orientierungsabhängigen Informationen enthalten. Dieses ist vereinfachend dadurch möglich, dass ausschließlich skalare Größen Verwendung finden. Diese Form der Merkmalsänderung beinhaltet jedoch einen Dimensions- und Informationsverlust, welches sich negativ auf eine Erkennungsrate oder auf die Anzahl der zu klassifizierenden Aktivitäten auswirken würde. Darüber hinaus zeigen bereits verfügbare Merkmale bei Systemen mit fester Orientierung gute Ergebnisse und sind entsprechend etabliert. Die Entwicklung neuer Merkmale mit reduziertem Informationsgehalt ist nicht sinnvoll. Es bietet sich somit an, eine andere Variante zur Problemlösung zu wählen, um die bereits etablierten Merkmale weiterhin nutzen zu können.

Variante 3: Normierung des Koordinatensystems
Sensorsysteme in willkürlicher Orientierung unterscheiden sich stets durch die verschiedene Ausrichtung des Koordinatensystems zwischen Messsystem und Nutzer. Die dritte Variante beinhaltet daher die Normierung der Sensordaten durch die Überführung der Messdaten in ein neues Koordinatensystem. Hierbei werden alle erfassten Sensordaten in ein von der Orientierung des Sensorsystems unabhängiges Bezugssystem transformiert, so dass sowohl die Trainings- als auch die zu klassifizierenden Aktivitätsmerkmale in dem gleichen Bezugssystem vorliegen. Diese Variante stellt den besten Ansatz dar, da hierbei keinerlei Datenverlust entsteht und die bestehenden Klassifizierungsalgorithmen ebenso beibehalten werden können wie die bislang verwendeten Merkmale. Als grundlegende Voraussetzung zur Anwendung dieser Variante ist es jedoch notwendig, die willkürliche Orientierung des Sensorsystems genau zu kennen. Während sich die vertikale Ausrichtung des Sensors durch Einbeziehung der Erdgravitationsrichtung leicht bestimmen lässt, ist die horizontale Orientierung des Sensorsystems bei einem willkürlich drehbaren Messsystem unbekannt. Die vollständige Bestimmung der Orientierung des Sensors alleine aus den Beschleunigungsdaten war bislang nicht möglich und verhinderte deshalb den vorgeschlagenen Konzeptansatz. Es wird daher der eigene Ansatz verfolgt, das Koordinatensystem zu normieren, indem die Orientierung des Sensorsystems vollständig bestimmt wird.

3.8 Kapitelzusammenfassung

Dieses Kapitel bietet einen Überblick über den aktuellen Stand der Forschung und Technik zur Erfassung der körperlichen Aktivität mittels Beschleunigungssensoren. Hierbei wird die gebräuchliche Prozesskette zur Erfassung der körperlichen Aktivität mittels Mustererkennung vorgestellt. Dabei werden die aus der Literatur bekannten Technologien und Methoden zur Vorverarbeitung, Musterextraktion und Klassifizierung präsentiert.
Die in der Literatur angegebenen Messsysteme zur Aktivitätserfassung können in homogene oder heterogene Einpunkt- oder Mehrpunkt-Systeme klassifiziert werden und bestehen meist aus selbst entwickelten Komponenten oder Spezialhardware. Die Sensoren der Systeme sind dreiachsige MEMS-Beschleunigungssensoren, die auch in handelsüblichen Mobiltelefone Verwendung finden.

Zur Erhebung von Trainingsdaten wurden üblicherweise Aktivitäten mit einer Ausführungsdauer zwischen 2 bis 10 Minuten erfasst [BI04]. In der Literatur wurden vorwiegend Systeme beschrieben, deren Rohdaten mit einer Frequenz von 50 - 550 Hertz erhoben und in Fenstern mit einer Länge von ca. 2 – 5 Sekunden sowie mit einer Überlappung von 50 Prozent zusammengefasst wurden.
Die richtige Auswahl der Merkmale ist ein wesentlicher Einflussfaktor für die Erkennung der körperlichen Aktivität. Typische Merkmale sind statistische Größen aus dem Zeit- und Frequenzbereich. Oft genutzte Merkmale sind Signaldurchschnitt, Standardabweichung, Signalkorrelation, Basisfrequenz, Energie und Entropie.
Die Mehrpunkt-Systeme weisen mit bis zu 35 Prozent eine höhere Erkennungsrate der körperlichen Aktivität auf, als Systeme mit nur einem Sensor. Einpunkt-Systeme erlauben weiterhin nur die Erkennung einer stark eingeschränkten Menge an zu erkennenden Aktivitäten. Die Verbesserung der Erkennungsrate oder die Erweiterung der zu erkennenden Aktivitätsklassen wird derzeit über den Ansatz der Optimierung der Merkmale oder der Klassifizierer verfolgt.
Es wurde gezeigt, dass als Klassifizierer einfache Entscheidungsbäume geeignet sind und oftmals gegenüber anderen Klassifizierern die höchste Erkennungsrate liefern. Gute Klassifizierungsergebnisse zeigen ebenfalls Bayes Netze und die SVM, mit Erkennungsraten von mehr als 90 Prozent im Laborumfeld. Probabilistische Verfahren wie das HMM oder die Meta Level Verfahren können die Erkennungsrate noch weiter verbessern.

Aus der Literatur sind Systeme bekannt, die durch die Betrachtung biometrischer Parameter, beispielsweise der Winkelstellungen des Knies, Fußgelenks oder des Beines, eine Verbesserung der Aktivitätserkennung ermöglichen. Bei existierenden Anwendungen, die beispielsweise am Fuß eine Schrittlängenerkennung durchführen, zeigt sich, dass für spezifische Aktivitäten eine Hauptbewegungsrichtung identifiziert werden kann. Bei der Fußgängernavigation oder anderen Inertialsystemen wird jedoch die Identifikation der Orientierung stets durch zusätzliche Sensorik, beispielsweise mittels Magnetfeldsensoren oder Gyroskopen, erreicht.
In der Literatur sind Verfahren zur Erkennung der Position des Messsensors am Körper sowie Methoden zur Identifikation eines vertikalen Richtungsvektors durch die Erdgravitation beschrieben. Es waren jedoch bis zur Offenbarung des Verfahrens zur Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung keine Verfahren bekannt, die eine Transformation von Sensordaten in ein neues Bezugssystem durch die Bestimmung der Sensororientierung in der horizontalen Ebene zulassen.
Die in der Literatur identifizierten Systeme zur Aktivitätserkennung sind meist nicht geeignet, um im Alltag eingesetzt zu werden sowie ein direktes Feedback (z.B. „Ihr Tagesziel wurde nicht erreicht“) zu geben. Ein mobiles, homogenes Einpunkt-System zur Erkennung der körperlichen Aktivität (z.B. „Ruhe“, „Gehen“, „Laufen“, „Fahrrad fahren“, „Auto fahren“, „Aktiv sein“) sowie ein Gesamtsystem zur Bewegungsmotivation für Adipositaspatienten ist bislang nicht verfügbar. Die folgende Übersichtstabelle 5 stellt die wesentlichen Systeme zur Aktivitätserkennung mittels Beschleunigungssensoren dar.

PROJEKTE:	[CCCD05]	[PEK+06]	[RDML05]	[RWS11]	[BI04]
Sensorsystem					
Homogene Sensoren	√		√		√
Heterogene Sensoren		√		√	
Einpunkt-Systeme	√		√		
Multipunkt-Systeme		√(2)		√(3)	√(5)
Abtastfrequenz in Hz.	25	200	50	100	76
Fenstergröße in Sek.	1,6	1	5,1	5,1	1,3
Analyse					
Prospektive Analyse	√				
Retrospektive Analyse		√	√	√	√
Favorisierter Klassifizierer					
Entscheidungsbaum	√	√	√	√	√
Komplexe Klassifizierer					
Aktivitätenerkennung					
Ruhen	√	√	√	√	√
Gehen	√	√	√	√	√
Laufen	√	√	√	√	√
Fahrrad fahren	-	√	-	√	√
Auto fahren	-	mit GPS	-	-	-
Aktiv sein	√	√	√	√	√
Orientierung notwendig	√	√	√	√	√

Tabelle 5: Übersichtstabelle Aktivitätserkennung mittels Beschleunigungssensoren

Die Analyse des Standes der Technik zeigt auf, dass Systeme zur Erkennung körperlicher Aktivität mittels Beschleunigungssensoren eine feste Orientierung des Sensors benötigen. Ein Mobiltelefon wird jedoch willkürlich meist in die Hosentasche gesteckt und kann während des Messzeitraums seine Orientierung beispielsweise durch Verdrehung verändern. Um eine Invarianz hinsichtlich der Sensorverdrehung zu erreichen, wäre es denkbar, andere Merkmale oder Klassifizierer zu wählen. Dieses würde jedoch dazu führen, dass Alternativen zu bereits etablierten Merkmalen oder Klassifizierern gefunden werden müssten. Als neuer Lösungsweg bietet es sich daher an, die erhobenen Beschleunigungswerte in ein normiertes Bezugssystem zu transformieren, welches unabhängig von der vorliegenden Sensororientierung ist. Dieses Konzept ist in eine Gesamtarchitektur zur Erfassung körperlicher Aktivität zu integrieren.

4 Konzeption des orientierungsunabhängigen Bezugssystems

Kapitelübersicht
Dieses Kapitel behandelt die Konzeption und Modellierung eines mobilen Erkennungssystems für körperliche Aktivitäten unter Berücksichtigung einer willkürlichen Orientierung des Messsystems. Es konnte in der Literaturrecherche herausgearbeitet werden, dass die Verdrehung des Sensors bei Aktivitätserkennungssystemen entweder eine Fehlerquelle darstellt oder zu schlechten Erkennungsraten führt. In diesem Kapitel wird eine Methodik vorgestellt, die darin besteht, die Orientierung des Sensorbezugssystem vollständig zu bestimmen und alle Sensorwerte in ein neues Bezugssystem zu transformieren.

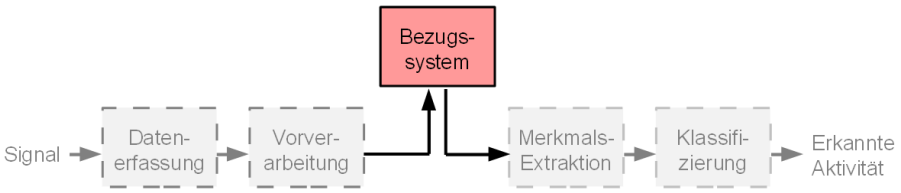


Abbildung 23: Mustererkennung mit Signalen im neuen Bezugssystem

Abbildung 23 verdeutlicht, dass alle erfassten Sensordaten in ein von der Orientierung des Sensorsystems unabhängiges Bezugssystem übertragen werden, so dass sowohl die Trainings- als auch die zu klassifizierenden Aktivitätsmerkmale in dem gleichen Bezugssystem vorliegen. Sensorsysteme, die ebenfalls auf einheitliche Bezugssysteme aufsetzen, sind aus dem Bereich der Inertialsensorik zur Messung von Positionsveränderungen großer Körpern oder Fahrzeugen bekannt. Um diese Erkenntnisse auf das Anwendungsgebiet der Aktivitätserkennung adaptieren zu können, werden die Inertialsensoren nachfolgend näher betrachtet.

4.1 Inertialsensoren

Systeme, die Trägheitskräfte zur Bestimmung von Positionsveränderungen großer Körper messen, sind im Anwendungsbereich der Inertialsensorik entwickelt worden. Diese Systeme unterliegen den Anforderungen, die Messwerte eines Messwertaufnehmers mit dem Bezugssystem des Fahrzeuges in Einklang zu bringen. Inertialsensorsysteme (INS) basieren auf dem Prinzip, eine Trägheitsplattform für die Bestimmung der Bewegung zu nutzen. Bewegen sich in einem Koordinatensystem kräftefreie Körper geradlinig und gleichförmig, so kann dieses System als Inertialsystem bezeichnet werden [Emb10]. Mit Hilfe von Inertialsensoren wird es möglich, von einer bekannten Position durch Einbeziehung des zurückgelegten Wegs und der Bewegungsrichtung die neue Position zu bestimmen (dead reckoning). Hierbei liegen die Ausgangsposition und die Endpositionen in einem gemeinsamen Koordinatensystem vor. Ein über den Messzeitraum konstantes Koordinatensystem kann beispielsweise durch die Nutzung von Kreiselkompassen sichergestellt werden. Abbildung 23 verdeutlicht, dass die Wahrung des Bezugssystems als Bestandteil der Vorverarbeitung betrachtet werden kann.

Inertiale Messsysteme beinhalten in der Regel Beschleunigungssensoren und Drehratensensoren [BS01] sowie weitere Sensorik zur Stützung, beispielsweise Kompass, GPS, Ultraschall oder Laser. Hierbei kann eine Genauigkeit der Winkeländerung bei einem Laserkreisel beispielsweise 10^{-6} Grad pro Sekunde betragen, dieses entspricht dem Winkelfehler von 1 Grad in 11 Tagen.
Bei erdgebundener Navigation kann bei sensibler Sensorik der Einfluss der gekrümmten Erdoberfläche genutzt werden, um das Anwachsen des Positionsfehlers auf eine lineare

Zunahme über die Zeit zu beschränken (Schuler-Kompensation) [WT00].
Damit die Position und Bewegung von Objekten bestimmt werden können, ist es notwendig, Bezugspunkte festzulegen und die räumlichen Eigenschaften der Objekte relativ zur Lage der Bezugspunkte zu beschreiben [WLT05]. Das Bezugssystem ist daher die Beschreibung für die Position eines punktförmigen Objektes relativ zu einem Referenzpunkt. Hierbei sind kartesische Koordinatensysteme gebräuchlich, bei denen die Position unter Angabe von Zahlenwerten, den Koordinaten, auf orthogonal aufeinander stehenden Achsen beschrieben wird. In einem n-dimensionalen Raum sind n-Zahlenwerte notwendig, die beispielsweise in einem dreidimensionalen Raum als 3-Tupel (x, y, z) angegeben werden. Kartesische Koordinatensysteme sind für die Angabe von geografischen Positionen gebräuchlich. Das Polarkoordinatensystem beschreibt die Position eines Punktes durch die Angabe eines Winkels und eines Abstandes zum Koordinatenursprung. Das dreidimensionale Polarkoordinatensystem wird als Kugelkoordinatensystem bezeichnet, in dem der Mittelpunkt als Ursprung definiert wird [BSMM08].
Als Koordinatenursprung wird der Punkt in einem Koordinatensystem bezeichnet, an dem alle Koordinaten den Wert Null annehmen. Üblicherweise wird dieser Punkt auch als Nullpunkt, beim Polarkoordinatensystem als Pol bezeichnet. Ergänzend zu diesen gebräuchlichen Koordinatensystemen existieren eine Vielzahl weiterer, beispielsweise projektive Koordinatensysteme, krummlinige, elliptische sowie Toruskoordinatensysteme, die ihre Anwendung in Spezialgebieten wie beispielsweise der Relativitätstheorie finden können [Cat08]. Bei astronomischen Koordinatensystemen, die dazu dienen, die Position von Himmelskörpern anzugeben, sind Bezugssysteme gebräuchlich, die die Position des Benutzers als Ursprung definieren (topozentrische Koordinatensysteme) [MF09].

Die an einem Fahrzeug- oder Fluggerät gemessenen Beschleunigungen werden meist in Bezug zur geografischen Umgebung gesetzt. Die Inertialsensorsysteme sind hierbei stets fest im Fahrzeug oder Fluggerät installiert, das Bezugssystem orientiert sich an dem geografischen System der Erde. Bei Flugsystemen orientiert sich das Bezugssystem an der Erdoberfläche, wie in der Luftfahrtnorm [Nor90] abgebildet. Hierbei entspricht die Horizontalebene der orthogonalen Koordinate zur Erdgravitation. Bewegt sich das Messobjekt in einer räumlich konstanten Umgebung, so wird es als raumfestes Bezugssystem bezeichnet. Die Navigationssysteme von Flugzeugen und Autos sind hierfür entsprechende Beispiele.
Im Gegensatz dazu steht das körperfeste Bezugssystem, wenn die Lage des Objektes im Bezugssystem konstant bleibt. Als Beispiel ist hierbei die Fahrt mit einem Aufzug zu nennen, bei der sich der Nutzer zu Beginn schwerer und am Ende leichter fühlt. Für die Aktivitätserkennung eines Nutzers ist dessen geografische Position (beispielsweise WGS84 Koordinaten) meist unerheblich. Die erhobenen Beschleunigungsdaten werden in einem körperfesten Bezugssystem erfasst und üblicherweise in dem des Messsensors.

Inertialsensorsysteme eignen sich ebenfalls für die Unterstützung der Navigation bei Fußgängern sowie im militärischen Bereich beim Heer. Die Ortsbestimmung von Fußgängern wird als Fußgängernavigation (engl.: Pedestrian Navigation) bezeichnet. Hierbei werden meist Beschleunigungssensoren und Gyroskope oder Magnetfeldsensoren zur Schrittmessung genutzt und mittels einer als konstant angenommen Schrittlänge der zurückgelegte Weg bestimmt. Es besteht darüber hinaus die Möglichkeit, die Schrittlänge für jede Schrittausführung einzeln aus den Beschleunigungswerten zu berechnen und durch doppelte Integration der Beschleunigung die Laufstrecke zu bestimmen [BK01]. Üblicherweise wird die Fußgängernavigation durch GPS-Signale [SHF10] oder Wlan-Baken WLAN [WLS+07] gestützt.

Das System SDM von Nike (Abbildung 24) nutzt einen am Fuß angebrachten 3D-Beschleunigungssensor zur Messung der Länge und Anzahl der Schritte und bestimmt

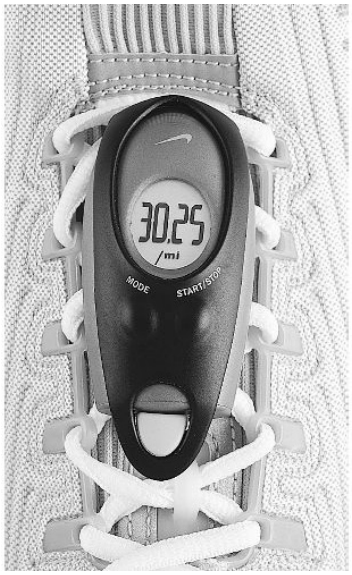


Abbildung 24: Nike SDM Tailwind (Quelle: Nike)

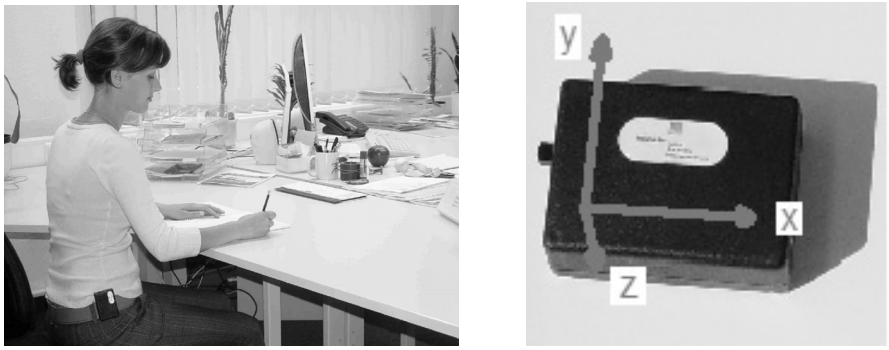
damit auch die zurückgelegte Wegstrecke und Laufgeschwindigkeit. Das System nutzt hierbei die Kenntnis der Richtung der Erdgravitation und die Kurvenverläufe der horizontalen Beschleunigung. Das SDM ist jedoch nur in der Lage, eine Strecken- beziehungsweise Geschwindigkeitsmessung durchzuführen, eine Identifikation von Aktivitäten ist nicht möglich.

Es zeigt sich, dass die Wahl des Bezugssystems von den jeweiligen Anforderungen abhängig ist und bei Inertialsystemen wie bei der Aktivitätserkennung ein körperfestes Bezugssystem Anwendung finden kann. Bei der Inertialsensorik sind die Sensoren fest mit dem Maschinenkörper, Fahrzeug, Flugzeug etc. verbunden und somit die Orientierung zum Körper vorgegeben. Die üblichen Verfahren zur Verbesserung der Genauigkeit nutzen eine automatische Kalibrierung durch weitere Sensorik, z.B. GPS [Tab08]. In Hinblick auf das Anwendungsgebiet der Aktivitätserkennung bietet es sich an, das Konzept des körperfesten Bezugssystems zu übernehmen und sich von dem Bezugssystem des Sensors zu lösen.

4.2 Konzeption eines einheitlichen Bezugssystems

In der Literaturanalyse wurde festgestellt, dass die untersuchten Messsysteme stets in fester Orientierung mit dem Körper verbunden wurden. Bei allen Systemen wird als Bezugssystem das Koordinatensystem des Messsystems zugrunde gelegt. Der Ursprung liegt dabei im idealisierten Zentrum des Sensors.

Je nach Orientierung des Sensors werden unterschiedliche Beschleunigungswerte an der Trageposition gemäß dem Bezugssystem des Sensors gemessen. Die auf dem Markt verfügbaren Sensoren erheben die Beschleunigung im kartesischen Koordinatensystem mittels drei Achsen, siehe Abbildung 25. Bei unterschiedlichen Herstellern und Gerätetypen ist die Sensoranordnung auf der Hardware unterschiedlich, so dass sich die Messachsorientierung von Mobiltelefon zu Mobiltelefon oder Smartwatch zu Smartwatch (z.B. Sony Smartwatch zur MetaWatch) unterscheiden können.
Ein Klassifizierer, der mit sehr präzisen Daten angelernt wurde, kann hierbei eine erhebliche Erkennungsbeeinflussung aufweisen. Daher ist es für einen Klassifizierer wichtig, die richtige Lernmenge zu nutzen. Darüber hinaus besteht die Gefahr, dass der Klassifizierer bei kleinen Lernsets auf die vorliegende Sensororientierung und nicht auf die Bewegung selbst angelernt wird. Bei der üblichen einfachen Kreuzvalidierung (10-fold cross vali-



(a) Sensor am Körper (b) Sensor Bezugssystem

Abbildung 25: Sensor Bezugssystem

dation) zeigen diese Daten meist hohe Erkennungsraten, die bei Testwiederholung (z.B. Präzision von Tag zu Tag) nicht annähernd wieder erreicht werden [RDML05].
Es ist daher das Ziel dieser Arbeit, ein neues Bezugssystem für die Erfassung körperlicher Aktivität zu wählen. Dieses löst das bisherige Prinzip der notwendigen, festen Sensorfixierung am Körper und die Nutzung von Merkmalen im Bezugssystem des Sensors ab. In Anlehnung an die vestibuläre Wahrnehmungsfähigkeit des Menschen (Gleichgewichtssinn), orientiert sich das Bezugssystem des Benutzers hinsichtlich seiner Bewegung an der Erdgravitation und Körperausrichtung. Die vestibuläre Wahrnehmungsfähigkeit dient zur Feststellung der Körperhaltung und Orientierung im Raum. Das neue, körperfeste Bezugssystem wird daher als Weltkoordinatensystem definiert. In Anlehnung an die DIN der Luftfahrtnorm [Nor90] wird die Orientierung des Körpers in der Form definiert, dass die x-Achse der Richtung Nasenspitze (bei gerader Kopfhaltung) entspricht, die y-Achse der Schulter-Achse im rechtsgerichteten Koordinatensystem und die z-Achse parallel der Körperlängsachse (vertikal) nach unten gerichtet ist, siehe Abbildung 26. Als Hauptbewegungsrichtung wird für diese Arbeit daher die Richtung einer Bewegung in x-Achse definiert. Der Ursprung des Weltkoordinatensystems wird in Anlehnung an den Gleichgewichtssinn in die Mitte des Schädels in Höhe der Augen gelegt.

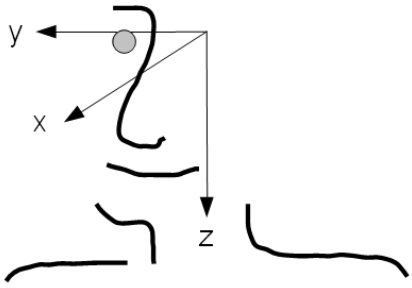


Abbildung 26: Bezugssystem der vestibulären Wahrnehmungsfähigkeit des Menschen

Das neue Grundkonzept setzt darauf auf, dass als Bezugssystem nicht die Ausrichtung des Sensors sondern die des Menschen genutzt wird. Die gemessenen Beschleunigungen des Sensors mit den Messachsen x, y, z sind daher auf die Bezugsachse der Gravitationskraft zu normieren und umzurechnen. Hierbei sei, wenn keine inneren oder zusätzlich äußeren Kräfte wirken, der Betrag der Beschleunigung in dem neuen Bezugssystem Null. Die Erdgravitation stellt keine zusätzliche äußere Kraft dar. Aus diesem Grund entspricht der Vektor $\vec{v}$ des Messvektors

$$\vec{v} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \tag{13}$$

für den in Ruhe befindlichen Körpers auf der Erde v' = 0.

$$\vec{v} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \rightarrow v' = \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{14}$$

Für einen beschleunigten Körper werden die Beschleunigungen durch das Sensorsystem gemessen und durch einen Beschleunigungsvektor im kartesischen Koordinatensystem mit den orthogonalen Sensorachsen x, y und z hinreichend beschrieben. Es ist jedoch möglich, dass der Sensor verdreht getragen wird und das Bezugssystem des Menschen nicht mit dem Bezugssystem des Sensors übereinstimmt. In diesem Fall werden die auftretenden Beschleunigungen entsprechend der Orientierung zerlegt.
Die Orientierung gegenüber der Horizontalen ist bei Ruhe mittels des existierenden Erdgravitationsvektors bestimmbar. Während durch die Einwirkung der Gravitation die vertikale Beschleunigungsrichtung bei einem ruhenden Körper bestimmbar ist, so kann die horizontale Hauptbewegungsrichtung nur als Betrag ermittelt werden. Dieser Zusammenhang bekräftigt die Notwendigkeit der Modellierung eines neuen Bezugssystems. Die Umrechnung ist durch bekannte Verfahren wie z.B. Euler'sche Winkel, Rotationsmatrizen oder Quaternionen möglich. Damit nicht nur der Betrag der horizontalen Beschleunigung bestimmt werden kann, ist es notwendig, ein Verfahren zur Identifikation der Hauptbewegungsrichtung zu entwickeln. Dieses wird in den nachfolgenden Kapiteln umgesetzt.

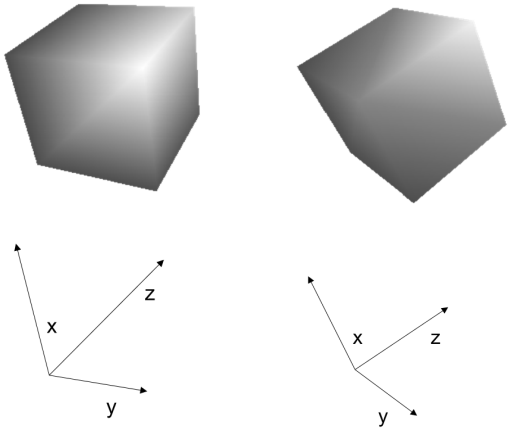
4.2.1 Rotation und Translation

Die Bewegung des Sensors verfügt über 6 Freiheitsgrade (engl.: degree of freedom, dof), drei hinsichtlich der Rotation und drei hinsichtlich der Translation. Die Translation entlang der Koordinatenachsen kann wie folgt beschrieben werden:

- x: Horizontalachse (Tiefenachse), im Ausgangszustand die Hauptbewegungsrichtung. Ist die Hauptbewegungsrichtung nicht bekannt, wird diese willkürlich festgelegt.
- y: Querachse (Breitenachse), dritte orthogonale Achse im Rechtssystem, quer zur Hauptbewegungsrichtung, ebenfalls parallel zur Erdoberfläche.
- z: Vertikalachse (Längsachse), senkrecht zur Erdoberfläche.

Betrachtet man die Rotation, so liegen jeweils Drehungen für jeden Freiheitsgrad zu einem Bezugspunkt vor, der nicht der gemeinsame Massenschwerpunkt des Sensorsystems zu sein braucht. Es existieren drei Freiheitsgrade für die Rotation, die für die jeweiligen Achsen wie folgt beschrieben werden:

- Roll-Winkel, Drehung um die x-Achse
- Nick-Winkel, Drehung um die y-Achse
- Gier-Winkel, Drehung um die z-Achse



(a) Körper und Bezugssystem in Ausgangslage

(b) Körper und Bezugssystem in Endlage

Inertialsysteme mit 6 Freiheitsgraden sind durch die Nutzung von Beschleunigungssensoren und Gyroskopen in der Lage, Translation und Drehungen um die eigene Achse zu messen [KG04]. Die Rotation beschreibt die Drehung der Sensoreinheit von der Ausgangsorientierung $L(t_1)$ zum Zeitpunkt $t = t_1$ und der Endorientierung $L(t_2)$ zum Zeitpunkt $t = t_2$ (siehe Abbildung 27(a) und 27(b)).

Für einen ruhenden Körper, beispielsweise eine Sensoreinheit, ist die Ausgangsorientierung $L(t_1)$ durch die Einwirkung der Gravitation definiert, der Gierwinkel ist nicht bestimmt. Für das kartesische Koordinatensystem gilt hierbei:

$$L(t_1) = (g_{x1}, g_{y1}, g_{z1}) \tag{15}$$

Der Endpunkt der Lage $L(t_2)$ wird ebenfalls durch die einwirkende Gravitation bestimmt.

$$L(t_2) = (g_{x2}, g_{y2}, g_{z2}) \tag{16}$$

Daher ist es für die Ruhelage der Sensoreinheit möglich, bei konstantem Gierwinkel die Rotation mittels Beschleunigungssensoren ohne die Einbeziehung von Gyroskopen zu bestimmen. Bei ausschließlich auftretender Translation ist eine Messung des Beschleunigungsvektors unproblematisch. Eine gleichzeitig auftretende Rotation wirkt sich hingegen in der Überlagerung der Beschleunigungen aus, die von dem Sensorsystem erfasst werden. Da das Gleichungssystem für die Bewegung nicht eindeutig bestimmt ist, können die jeweiligen Teilbeschleunigungen nicht eindeutig berechnet werden.

4.3 Normiertes Bezugssystem

Durch eine Rotation oder Translation eines Körpers tritt eine Verdrehung oder Verschiebung des Körperbezugssystems gegenüber einem globalen Koordinatensystem auf. Bei absoluter Kräftefreiheit auf den Körper (beispielsweise im Weltraum) ist dieses ohne Auswirkung. Handelt es sich bei dem Körper um eine Sensoreinheit zur Messung von körperlicher Aktivität, so ist die Ausrichtung der Sensoreinheit im globalen Koordinatensystem von großer Bedeutung.

Folgend wird daher die Koordinatentransformation von dreidimensionalen Beschleunigungswerten aus dem Koordinatensystem des Sensors (abhängig von der Orientierung des

Sensors) in ein normiertes Koordinatensystem N beschrieben. Als initiales Koordinatensystem wird ein Orthonormalsystem (Basisvektoren $\vec{x}, \vec{y}, \vec{z}$) mit folgenden Eigenschaften definiert:

- $\vec{z} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \end{pmatrix}$ zeigt in Richtung des Erdmittelpunkts, kann also aus den Beschleunigungswerten des Sensors in Ruhe entnommen werden. Weiterhin ist $\vec{z}$ auf $||z|| = 1$ normiert.
- $\vec{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}$ zeigt in Hauptbewegungsrichtung, die bei ausgewählten Aktivitäten bestimmt werden kann. Die Hauptbewegungsrichtung muss noch bestimmt werden, deshalb wird zunächst ein beliebiger Vektor $\tilde{x}$ senkrecht zu $\vec{z}$ definiert:

$$\tilde{x} = \left\{ \begin{array}{l} \begin{pmatrix} z_2 \\ -z_1 \\ 0 \end{pmatrix}, \text{ wenn } \vec{z_1} \neq 0 \text{ oder } \vec{z_2} \neq 0 \\ \begin{pmatrix} z_3 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \text{ wenn } \vec{z_1} = 0 \text{ oder } \vec{z_2} = 0 \end{array} \right\}$$

$\vec{y}$ ist orthogonal zu $\tilde{x}$. Daher folgt:

- $\vec{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{pmatrix} = \vec{x} \times \vec{z} = \begin{pmatrix} x_2 z_3 - x_3 z_2 \\ x_3 z_1 - x_1 z_3 \\ x_1 z_2 - x_2 z_1 \end{pmatrix}$
- Der Sensor ermittelt in seinem Bezugssystem einen Messvektor $\vec{m} = \begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \end{pmatrix}$
- Dieser Messvektor kann in das normierte Bezugssystem N wie folgt in den Vektor $\vec{n}$ überführt werden: $\vec{n} = \begin{pmatrix} n_1 \\ n_2 \\ n_3 \end{pmatrix}$
- Die Vektorkomponenten können wie folgt berechnet werden:

$$n_1 =< \vec{m} - \vec{z}, \vec{x} >= n_1 = (m_1) * x_1 + (m_2) * x_2 + (m_3) * x_3 \tag{17}$$

$$n_1 = (m_1 - z_1) * z_2 + (m_2 - z_2) * (-z_1) \tag{18}$$

$$n_2 =< \vec{m} - \vec{z}, \vec{z} > \tag{19}$$

$$n_2 = (m_1) * z_1 + (m_2) * z_2 + (m_3) * z_3 \tag{20}$$

$$n_3 =< \vec{m} - \vec{z}, \vec{y} >= (m_1) * y_1 + (m_2) * y_2 + (m_3) * y_3 \tag{21}$$

$$n_3 = (m_1 - z_1) * (-z_1 * z_3) + (m_2 - z_2) * (-z_2 * z_3) + (m_3 - z_3) * (z_2 * z_2 + z_1 * z_1) \tag{22}$$

Mittels dieser Rechenvorschrift (es können auch andere mathematische Verfahren zur Anwendung kommen) werden die Vektoren der Messwerte $\vec{m}$ in das normierte Bezugssystem N transformiert und auf die normierten Messwerte $\vec{n}$ abgebildet. Diese Transformation setzt die Kenntnis der Hauptbewegungsrichtung $\vec{x}$ des Benutzers voraus.

Durch die Möglichkeit, die Sensordaten in ein normiertes Bezugssystem zu überführen, ergibt sich folgende Fragestellung.

FRAGESTELLUNG BEZUGSSYSTEM:
Verbessert die Transformation der Sensordaten in ein normiertes Bezugssystem die Aktivitätserkennung?

Die Fragestellung wird in dem Kapitel der Evaluation (Kapitel 7) beantwortet.

4.3.1 Konzept zur Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung

Durch die Bestimmung des Erdgravitationsvektors ist die vertikale Ausrichtung des Bezugssystems identifizierbar, für eine eindeutige Orientierung der horizontalen Ebene muss die Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung erfolgen.
Da zunächst die horizontale Ausrichtung willkürlich gewählt wurde, kann nach Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung das Bezugssystem in der horizontalen Ebene gedreht werden, so dass alle Messdaten in einem normierten Bezugssystem vorliegen.
Hierfür bietet es sich an, die Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung durch Betrachtung der auftretenden Varianzen durchzuführen. Dieses Verfahren setzt voraus, dass der Körper nicht in Ruhe ist sondern die Ausführung einer Aktivität vorliegt.

4.3.2 Visualisierung der Orientierung anhand graphischer Muster

Um eine Hauptbewegungsrichtung aus dem Bewegungsmuster mittels Beschleunigungen bestimmen zu können, bietet es sich an, die Beschleunigungen der häufig ausgeführten Aktivität „Gehen“ zu visualisieren. Ist der Betrachter in der Lage, bei der Visualisierung auffällige Muster zu erkennen, so sind diese Muster rechnerisch ebenfalls bestimmbar.
Der Bewegungsablauf der Aktivität „Gehen“ ist periodisch, und der gesamte Körper bewegt sich während der Aktivität in die Hauptbewegungsrichtung. Bei der Darstellung der Beschleunigung im 3D-Raum (siehe Abbildung 27) werden die Beschleunigungsverteilungen und die Symmetrie bei der Gehbewegung deutlich. Hierbei wurde die Sensoreinheit am Rücken in Höhe der Lendenwirbel S4/S5 getragen. Die Achse a entspricht der y-Richtung, b der z-Richtung und c zeigt in x-Richtung. Die Beschleunigungen sind in Milli-g, jedoch ohne Gravitationseinfluss, dargestellt. Die Kennlinien stellen den zeitlichen Beschleunigungsverlauf der Gehbewegung im Sensorkoordinatensystem dar und haben entfernte Ähnlichkeiten mit einem abstrakten Steigbügel. Die Messdaten wurden mit 20 Hertz erfasst.

Werden nur die horizontalen Beschleunigungen in einer zweidimensionalen Ebene visualisiert, so ergeben sich weitere graphische Muster. Die folgende Abbildung zeigt die Beschleunigung in horizontaler Ebene für die Aktivität „Gehen“, die x-Achse der Abbildung 28 steht für die einwirkenden Beschleunigungen quer zur Hauptbewegungsrichtung, die y-Achse für die Beschleunigungen in Hauptbewegungsrichtung. Die vertikalen Beschleunigungen werden in der Abbildung nicht dargestellt. Das Sensorsystem wurde hierbei an der Gürtelschnalle getragen und zeigt erwartungsgemäß ein symmetrisches Bild.

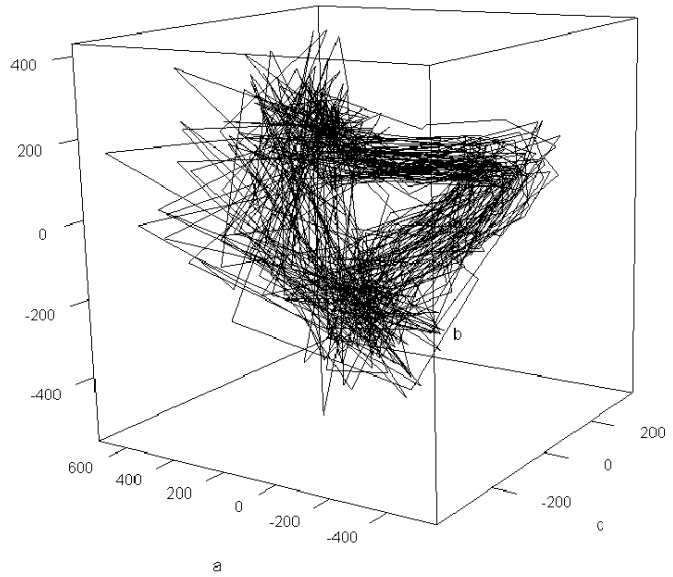


Abbildung 27: Symmetrische Beschleunigung mit Sensor am Rücken

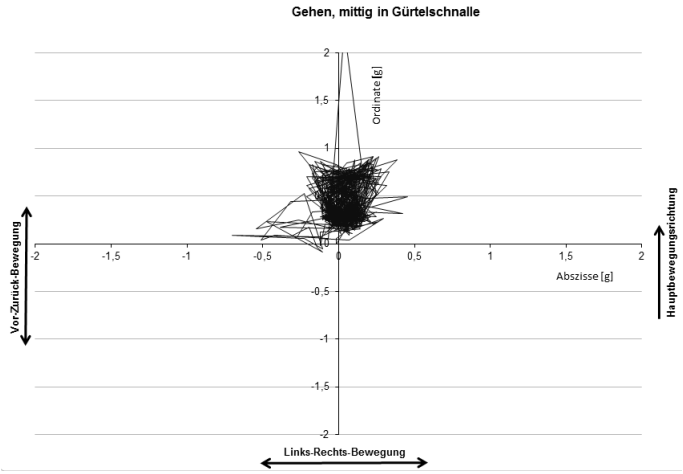


Abbildung 28: Horizontale Beschleunigungen, Sensorposition Gürtelschnalle

Für die folgende Anordnung wurde der Sensor in der rechten, vorderen Hosentasche getragen. Es ergibt sich auf Grund des Bewegungsablaufs eine asymmetrische graphische Darstellung, gemäß Abbildung 29.

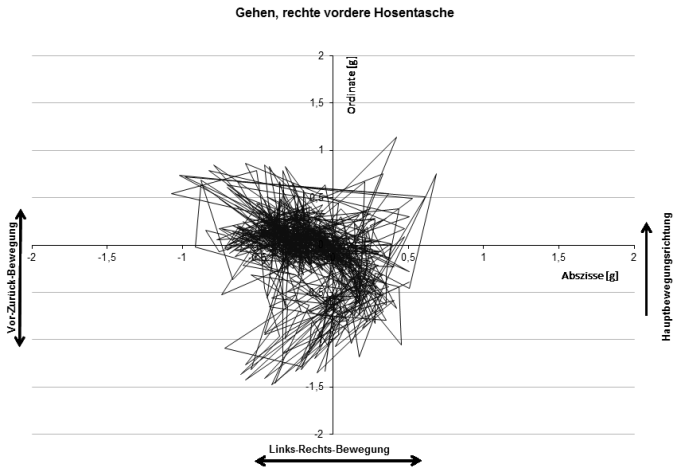


Abbildung 29: Horizontale Beschleunigungen, Sensorposition rechte Hosentasche

Die x-Achse der Abbildung beschreibt hierbei die horizontalen Beschleunigungen, die seitlich nach links und rechts auftreten. Die y-Achse beschreibt die horizontalen Beschleunigungen, die in Vor- und Rückrichtung auftreten.
Bei der gleichen Gehbewegung ergibt sich für die linke Hosentasche gemäß der dargestellten Abbildung 30 ein weiteres, graphisches Muster, welches der rechten Trageposition gespiegelt erscheint.

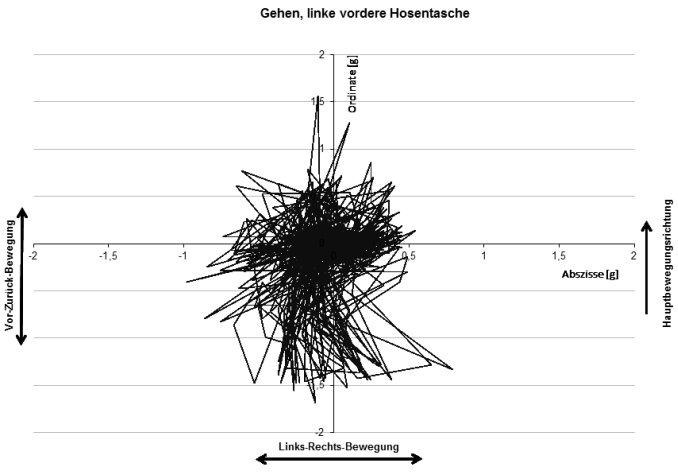


Abbildung 30: Horizontale Beschleunigungen, Sensorposition linke Hosentasche

Bei näherer Betrachtung der graphischen Formen sind deutliche Unterschiede in der Visualisierung bei den verschiedenen Trageweise des Messsystems zu erkennen. Die Form der visualisierten Muster unterscheidet sich je nach Schrittgeschwindigkeit, Proband und Messanordnung. Die Durchführung einer graphischen Mustererkennung mit dem Ziel, die Hauptbewegungsrichtung zu identifizieren, wird auf Grund von nur geringen Ressourcen auf einem mobilen Endgerät nicht sinnvoll sein. Aus diesem Grund wird von einer möglichen Analyse der Grafik zur Identifikation der Hauptbewegungsrichtung abgesehen.

4.3.3 Orientierungsbestimmung mittels numerischen Verfahrens

Die graphische Darstellung der Beschleunigungen zeigt auf, dass die Hüftbewegung beim „Gehen“ aus mehreren überlagerten Bewegungen resultiert. Bei der Gehbewegung wird die Hüfte in Richtung der Hauptbewegungsachse x (Laufrichtung) periodisch mit der Schrittfrequenz f beschleunigt und verzögert. Die zyklischen Hüftbewegungen in orthogonaler Richtung, d.h. die Hüftbewegung von links nach rechts und wieder zurück, werden mit der halben Schrittfrequenz ($\frac{f}{2}$) durchgeführt.
Es liegt daher nahe, für Gehbewegungen die Hauptbewegungsachse x durch die Betrachtung der Frequenz und Phasenverschiebung innerhalb der Horizontalebene zu identifizieren. Es wird davon ausgegangen, dass für die Schrittfrequenz f im Frequenzspektrum die größte Amplitude in der Hauptbewegungsrichtung gemessen wird und die größte Amplitude für die Frequenz ($\frac{f}{2}$) in der orthogonalen Bewegungsrichtung y.
Das bislang in der Horizontalebene willkürlich gewählte Bezugssystem (siehe Gl. 20 ff.) kann durch folgende Transformation hinsichtlich der Ausrichtung neu orientiert werden.
In der Horizontalebene liegt ein zweidimensionales Koordinatensystem mit dem Vektor $\vec{v}$ vor, für das gilt:

$$\vec{v} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = x \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} + y \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \tag{23}$$

Bei Drehung des Koordinatensystems in horizontaler Ebene um den Winkel α ergibt sich für den Vektor $\vec{v}$:

$$\vec{v} = x' \begin{pmatrix} cos\ \alpha \\ sin\ \alpha \end{pmatrix} + y' \begin{pmatrix} -sin\ \alpha \\ cos\ \alpha \end{pmatrix} \tag{24}$$

$$\vec{v} = \begin{pmatrix} cos\ \alpha & -sin\ \alpha \\ sin\ \alpha & cos\ \alpha \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \tag{25}$$

$$\vec{v} = T * \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \tag{26}$$

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = T^{-1} * \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \tag{27}$$

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} cos\ \alpha & sin\ \alpha \\ -sin\ \alpha & cos\ \alpha \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \tag{28}$$

Es folgt daher:

$$x' = x * cos\ \alpha + y * sin\ \alpha \tag{29}$$

$$y' = -x * sin\ \alpha + y * cos\ \alpha \tag{30}$$

Wird nun für jeden Winkel $\alpha = [0..360]$ das Frequenzspektrum untersucht, so ergibt sich die Hauptbewegungsrichtung aus dem Maximum der Frequenz f über dem Winkel α.

Für das Maximum an der Stelle $\alpha \in I$ mit $I = [0..360]$ gilt für f(a) als Funktion der Fouriertransformation: $f`(a) = 0$.

Bei der folgenden Gehbewegung (Abbildung 31) wurde das Messsystem in der vorderen Hosentasche getragen, wobei das Messsystem nicht in Hauptbewegungsrichtung orientiert war. Zur Identifikation des Winkels zwischen dem Messsystem und der Hauptbewegungsachse wurde für jeden Winkel α das Maximum der FFT sowie die dazugehörige Frequenz bestimmt. Die Abbildung 31 zeigt den Verlauf der größten Amplituden (obere Kurve) und deren Frequenz (untere Kurve) in Abhängigkeit des Winkels α.

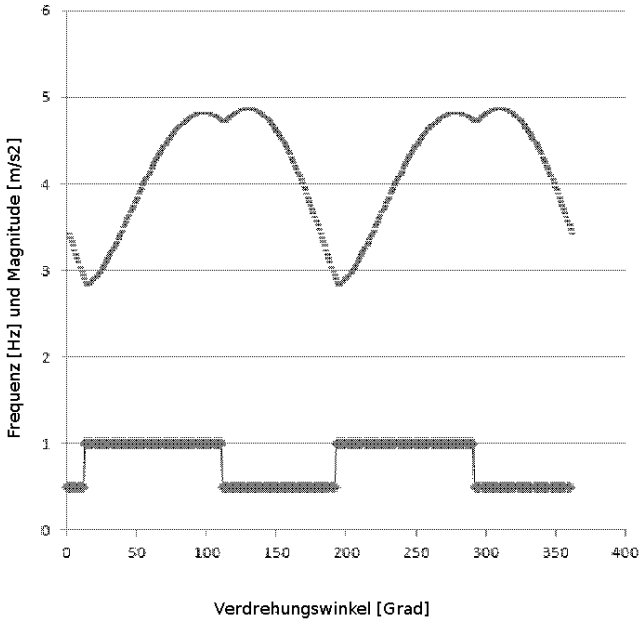
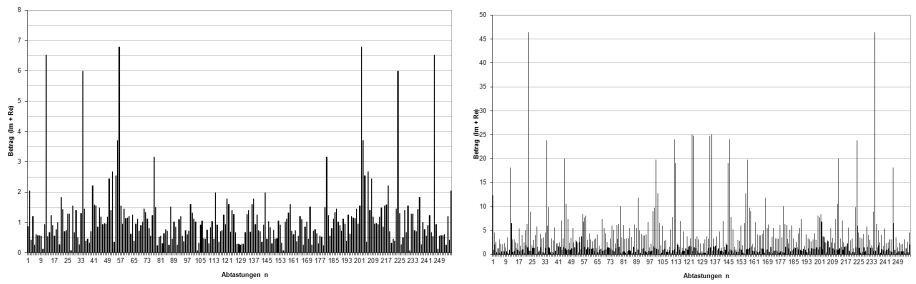


Abbildung 31: Horizontale Messgerätorientierung

Bei dem in der Abbildung dargestellten Gehversuch wurden nur 64 Samples visualisiert. Hierbei treten in horizontaler Richtung die größten Amplituden nur bei den Frequenzen 0,5 und 1 Hertz auf. Diese Frequenzen entsprechen den horizontalen Hüftbewegungen Vor-Zurück mit der Frequenz f sowie Rechts-Links mit der Frequenz $\frac{f}{2}$. Daraus ist zu schließen, dass die Hauptbewegungsrichtung jener der Vor-Rückbewegung mit der Frequenz von 1 Hertz entspricht. Das Maximum der Bewegung in der Hauptbewegungsrichtung wird bei dem Winkel mit $\alpha = 97$ Grad erreicht.

Die folgende Abbildung 32 zeigt das vollständige Frequenzspektrum in Hauptbewegungsrichtung. Hieraus ist zu entnehmen, dass die Betrachtung der Frequenz mit der größten Amplitude zur Identifikation der Hauptbewegungsrichtung für den vorliegenden Versuch geeignet ist.



(a) Frequenzspektrum in x-Richtung (b) Frequenzspektrum in y-Richtung

Abbildung 32: Frequenzspektren in horizontaler Ebene

Die Umsetzungsbeispiele zur Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung zeigen auf, dass es möglich ist, eine unbekannte Orientierung des Messsystems zu bestimmen. Bei der experimentellen Erprobung des Verfahrens zeigte sich, dass die Magnitude der Frequenzen stark von dem Laufstil des Probanden abhängig ist. Dieser kann dazu führen, dass eine zyklische Bewegung mit $\frac{f}{2}$ in y-Richtung nur sehr schwach und somit kaum durch das Frequenzspektrum nachweisbar ist. Es zeigte sich weiterhin, dass sich eine Untersuchung der Varianz über alle Frequenzen zur Identifikation der Hauptbewegungsrichtung ebenfalls als Lösungsvariante anbietet.
Als mathematisches Verfahren hierzu bietet sich die Hauptkomponentenanalyse an, die eine orthogonale Transformation der ursprünglichen Daten in einen neuen Vektorraum durchführt. Für die Umsetzung ist es ebenfalls möglich, die Richtung der größten Varianz innerhalb eines Fensters zu identifizieren. Dieses Verfahren kann dabei zwar den Betrag der Hauptbewegungsrichtung bestimmen, nicht jedoch das Vorzeichen (d.h. wo vorne oder hinten liegt).

Damit die Richtung der Hauptbewegung vollständig bestimmt werden kann, wird bei der Ausführung der Aktivitäten die Eigenschaft berücksichtigt, dass die Beschleunigungen nicht symmetrisch zur Hauptbewegungsachse auftreten. Bei der Aktivität „Gehen“ wird der Körper bei jedem Schritt kurz nach dem Auftreffen des Fußes auf den Boden leicht beschleunigt. Diese Schrittphase kann dazu genutzt werden, die Richtung der Hauptbewegung zu bestimmen. Eine Umsetzung kann dadurch erfolgen, dass man den Zeitpunkt des Schrittes durch eine Schrittdetektion erkennt und entsprechend vor beziehungsweise nach dem Schritt die Beschleunigungen auf der Hauptbewegungsachse analysiert. Der Zeitraum der Betrachtung variiert jedoch je nach Schrittgeschwindigkeit. Darüber hinaus muss bei der Implementierung die Abtastfrequenz berücksichtigt werden. Es bietet sich daher an, eine allgemeingültige Methode zur Bestimmung der Asymmetrie zu wählen.
Führt der Nutzer die Aktivität „Gehen“ aus, so ist für ein langes Betrachtungsintervall das Integral der Beschleunigung in Hauptbewegungsrichtung nahezu Null. Das Verhältnis der positiven Beschleunigungswerte zu den negativen ist jedoch innerhalb des Betrachtungsintervalls auf Grund der Asymmetrie des Bewegungsablaufs verschoben. Treten mehr positive Beschleunigungswerte als negative auf, so zeigt die Achse in die Hauptbewegungsrichtung.

Neben der Gehbewegung sind ebenfalls andere Aktivitätsklassen geeignet, die Hauptbewegungsrichtung zu detektieren. Beispielsweise eignen sich Schwimmbewegungen, wie sie beim „Brustschwimmen“ oder „Kraulen“ (Messung an der Badekappe) auftreten [BHLS11], ebenfalls zur Identifikation der Hauptbewegungsrichtung. Es ist denkbar, dass bei bestimmten Aktivitäten (beispielsweise „Tischtennis-Spielen“) eine Hauptbewegungsachse identifiziert werden könnte, die nicht der x-Achse des Bezugssystems entspricht. Hierbei ist es notwendig, dass für die Hauptachsenbestimmung nur ausgewählte Aktivitätsklassen Verwendung finden. Es ist denkbar, eine Überprüfung der Orientierung auch durch die Betrachtung der Transition von Stehen und Sitzen durchzuführen. Bei diesen Übergängen wird der Sensor um die Orthogonale der Hauptbewegungsachse gedreht [BKS+10], woraus wiederum auf die Hauptbewegungsrichtung geschlossen werden kann.

4.4 Merkmalsselektion

Eine Vielzahl in Frage kommender Merkmale zur Klassifizierung standen bereits aus vorausgegangenen Arbeiten zur Verfügung und wurden in Kapitel 3 (Stand der Technik) beschrieben. Einige dieser Merkmale sind jedoch stark von der Hardware der Messsensorik (beispielsweise Rechenleistung) und den verwendeten Klassifizierern abhängig. Darüber hinaus ermöglicht die Bildung des Bezugssystems weitere Merkmale, die bislang in die Ak-

tivitätserkennung noch nicht einbezogen werden konnten.
Damit eine reproduzierbare Analyse hinsichtlich der Merkmals- und Klassifiziererauswahl möglich wird, wurde die Vorgehensweise gewählt, dass ein Referenzdatensatz generiert wird, der beliebig oft für eine Bewertung herangezogen werden kann. Aus diesen Daten werden die relevanten Merkmale selektiert und für die spätere Aktivitätserkennung genutzt.
Im folgendem Abschnitt werden der Referenzdatensatz sowie die selektierten Merkmale beschrieben.

4.4.1 Referenzdatensatz

Für die mobile Aktivitätserkennung werden inhaltsreiche und leicht zu berechnende Merkmale benötigt. Damit reproduzierbare Analysen durchgeführt werden können, wurden für ein Referenzdatensatz die Beschleunigungsdaten von 12 Probanden (User-ID: 1..12) während der Aktivitätsausführung erfasst und gespeichert. Die Daten wurden mit einem Mobiltelefon (SE G705) aufgezeichnet, welches beliebig orientiert in der Hosentasche getragen wurde. Die Daten wurden mit 20 Hertz über 3 Achsen im Messbereich von $\pm$ 2 g und einer Quantisierung von 2^6 Bit / g erhoben. Die Ausführungsdauer der einzelnen Aktivitäten („Ruhen“, „Gehen“, „Laufen“, „Fahrrad fahren“, „Aktiv sein“) betrug jeweils fünf Minuten, darüber hinaus wurde die Aktivität „Auto fahren“ in einer Rundfahrt erhoben und in die Referenzdatenmenge aufgenommen.
Die Aktivität „Gehen“ und „Laufen“ wurde auf einem Laufband durchgeführt, wobei jeder Proband die Geschwindigkeit frei wählen konnte. Das „Fahrrad fahren“ wurde auf einem Ergometer ausgeführt, wobei jeder Proband die Trittgeschwindigkeit, Sitzposition und Fahrwiderstand selbst wählen konnte. „Ruhen“ bestand aus einem Sitzen an einem PC Arbeitsplatz mit der Möglichkeit des Internet-Surfens (gegen Langeweile bei der Versuchsdurchführung). Das „Auto fahren“ wurde durch Überland und Autobahnfahrt in einem Fahrzeug des Typs Volvo V70 realisiert, das „Aktiv sein“ bestand aus einer Aufgabe, stehend ein Regal mit CD-Hüllen zu befüllen. Dabei mussten die Hüllen aus Schulterhöhe in Kniehöhe und wieder zurück umgeschichtet werden.
Die Probanden waren durchschnittlich 26,4 Jahre alt mit σ=7,0 und hatten einen BMI von 24,9 kg/m^2 mit σ=4,5 (bei < 25 normalgewichtig).
Damit keine Aktivitätenübergänge (Transitionen) in dem Referenzdatensatz enthalten sind, wurden diese Bereiche aus den Daten gelöscht. Die Aufzeichnungsdauer ist nicht gleich lang, da teilweise Probanden die Aktivität „Laufen“ nicht über den gesamten Testzeitraum konditionell durchführen konnten (siehe Tabelle 6). Die Erkennungsrate ist jedoch normiert und berücksichtigt die unterschiedlich großen Datensatzmengen.

Ausgehend von dem Referenzdatensatz wurde für jedes Segment ein Merkmalsvektor generiert und die Erkennungsrate der tatsächlich ausgeführten Aktivität bestimmt. Jedes Segment beschreibt daher die Ausführungsdauer von 3,2 Sekunden, welches sich durch die Fenstergröße von 64 Samples bei 20 Hertz Abtastung ergibt. Als Referenzdatensatz liegen 5162 Datensätze vor, dieses entspricht der Gesamtaufzeichnungsdauer von ca. 16500 Sekunden (ca. 4,5 Std).
Der Referenzdatensatz wurde als annotierter Messdatensatz im Ascii-Format abgebildet (siehe Kapitel 6, Implementierungskonzept), aus diesen Daten wurden annotierte Merkmalsvektoren extrahiert, die in das Attribute-Relation File Format (Arff-Datenformat) zur Weiterverarbeitung überführt wurden. Ein Arff-Datensatz ist ein Ascii-basiertes Textfile, welches im Header die Attribute mit den entsprechenden Datentypen angibt und im Hauptteil die Datensätze abbildet [Gar95]. Die Daten des Hauptteils entsprechen den Merkmalsvektoren des Erfassungssystems.

Anzahl Datensätze	Prozent	Aktivitätsklasse	Aktivitäts-ID
878	16,35	Ruhen	2
1067	19,74	Gehen	3
821	15,27	Laufen	4
884	17,95	Fahrrad fahren	8
543	12,73	Auto fahren	9
969	17,95	Aktiv sein	14
5162	100,00	Gesamt	

Tabelle 6: Verteilung der Aktivitätsklassen

Betrachtet man die durchschnittliche Beschleunigung während der Aktivitätsausführung, so sind bereits hierbei Unterschiede zwischen den einzelnen Aktivitätsklassen sichtbar (siehe Abbildung 33). Die Unterschiede innerhalb der einzelnen Klassen ergeben sich aus der variierenden Ausführung durch die jeweiligen Probanden.

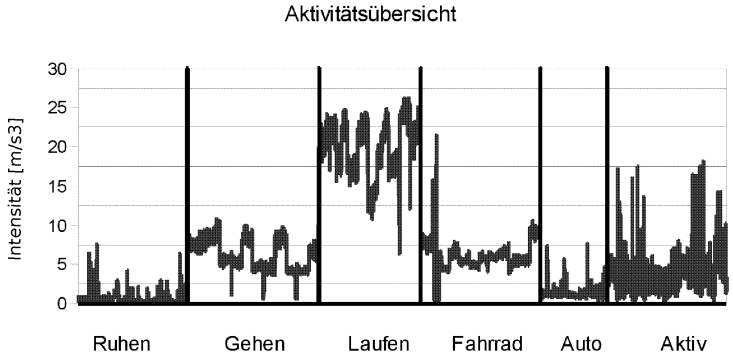


Abbildung 33: Übersicht über die Aktivitätsklassen

Basierend auf den bereits bekannten Merkmalen zur Aktivitätserkennung wurden mittels den Methoden der Merkmalsselektion (PCA, Sequencial Selection Verfahren und correlation-based Feature Subset Selection CFS [HS98]) diejenigen Merkmale ausgewählt, die für die Erkennung relevant sind. Die Merkmale wurden weiterhin anhand der Receiver Operating Characteristic (ROC-Kurven) untersucht, um automatisierte Ergebnisse von Data-Mining Werkzeugen überprüfen zu können, siehe Anhang. Es wurden daher sechzehn Merkmale ausgewählt, die eine Erkennungsrate (10-fold cross validation) über alle Aktivitätsklassen von insgesamt ca. 93 Prozent pro Merkmalsvektor erreichen (mit F1-Score von 92,6 Prozent). Werden die Klassifizierungen von drei Merkmalsvektoren mittels Mehrheitsentscheids zusammengefasst, liegt die Erkennungsrate bei ca. 97 Prozent. Eine nähere Analyse der Erkennung der Aktivitäten wird im Kapitel 7 (Evaluierung) beschrieben.

Um die Bedeutung der ausgewählten Merkmale für Aktivitätserkennung darzustellen, werden diese Merkmale näher erläutert. Darüber hinaus wird folgend die Erkennungsrate mit nur jeweils einem Merkmal auf den Referenzdatensatz ermittelt (Best Individual) und der vollständige Merkmalsvektor tabellarisch dargestellt.

4.4.2 Merkmal Orientierungsfreie Beschleunigung

Im Kapitel 3 (Stand der Technik) wurde beschrieben, dass eine Unterscheidung zwischen den Aktivitäten „Ruhen“, „Gehen“ und „Laufen“ bereits durch den Betrag der auftretenden Beschleunigung durchgeführt werden kann. Hierbei ist jedoch die auf das Messsystem einwirkende Gravitationskraft zu berücksichtigen.
Betrachtet man die Beschleunigungskraft $\vec{F} = \vec{a} * m$ auf ein System, so gilt für das normierte Bezugssystem N gemäß der Definition aus Kapitel 4 (Konzeption) für den Messvektor $\vec{n}$:

$$\vec{n} = \begin{pmatrix} n_1 \\ n_2 \\ n_3 \end{pmatrix} \tag{31}$$

Somit setzt sich die resultierende Gesamtkraft $\vec{F}_{Gesamt}$ aus den Vektoren $\vec{n}_1$, $\vec{n}_2$ und $\vec{n}_3$ zusammen. Für ein kräftefreies System gilt:

$$\vec{F}_{Gesamt} = 0 \text{ und } n_1 = 0; n_2 = 0; n_3 = 0 \tag{32}$$

In der realen Umgebung ist das Messsystem stets der Erdgravitation ausgesetzt. Die durch das newtonsche Gravitationsgesetz definierte Gravitationskraft $\vec{F}(r) = G * \frac{m_1 * m_2}{r^2}$, die zwischen zwei Körpern mit den Massen m_1 und m_2 und dem Abstand r wirkt, kann im Anwendungsfall näherungsweise als konstant mit

$$\left|\vec{F}(r)\right| = 9,81 \frac{kg * m}{s^2} = 1g * m \tag{33}$$

angegeben werden. Betrachtet man, dass bei körperlicher Aktivität die zusätzlichen Beschleunigungen häufig kleiner als die Erdbeschleunigung sind (z.B. beim „Gehen“ treten pro Achse nur ca. 0,5 g auf [BVU09]), so ist der Einfluss der Gravitation auf die Messeinheit von hoher Bedeutung. Die Gravitationskraft kann dazu führen, dass das Messsystem beschleunigt wird, aber keine Beschleunigung gemessen wird. Befindet sich das System im freien Fall, so sind die messbaren Kraftvektoren jeweils Null, es folgt $\vec{F}_{Gesamt} = 0$. Wird das System in die Luft geworfen, so steigt es in die Höhe, wird langsamer, bis es schließlich seinen Umkehrpunkt erreicht und fällt mit zunehmender Geschwindigkeit wieder auf die Erde zurück. Betrachtet man für diese Flugbewegung die Beschleunigung, so ist die auf das System einwirkende Kraft $\vec{F}_{Gesamt}$ konstant, das System selbst kann den Umkehrpunkt nicht feststellen. Das System misst keine Beschleunigung, sobald es die Hand des Werfers verlassen hat. Die Abbildung 34 zeigt eine Umsetzungsvariante des Messsensors, die die Flugzeit messen kann, daraus eine Fallhöhe bestimmt und die Fallstrecke von einer Tischkante auf den Boden mit weniger als 10 Prozent Fehler bestimmen kann.

Die Erkennung des Sonderfalls des freien Falls kann üblicherweise durch die Anwendung der Kugelgleichung erreicht werden. Für ein ruhendes System gilt:

$$\left|\vec{F}^2_{Gesamt}\right| = \left|F_x^2 + F_y^2 + F_z^2\right| = 1g^2 * m^2 \tag{34}$$

sowie

$$F_{ges} = \left|\vec{F}_{Gesamt}\right| \tag{35}$$

(a) Innenansicht des Messsystems (MoSeBo)

(b) Aussenansicht des Messsystems

Abbildung 34: Sensorsystem zur Freifallerkennung

wobei F_{ges} hierbei dem Betrag der Erdanziehungskraft entspricht. Wird für F_{ges} ungleich 1 g*m gemessen, so ist das Sensorsystem in Bewegung, bei dem freien Fall hingegen wird $F_{ges} = 0$ gemessen. Diese Eigenschaften können als Merkmal für die Aktivitätserkennung genutzt werden.
In [WYC+05] wird das folgende Merkmal M als Vibration bezeichnet und mit folgender Rechenvorschrift genutzt:

$$M_{Vibration} = \left|(a_x^2 + a_y^2 + a_z^2 - g^2)\right| \tag{36}$$

Die Anwendung der oben genannten Gleichung ist für die Merkmalsbestimmung bei Beschleunigungen über 1 g pro Achse jedoch ungeeignet. Die Abbildung 35 zur Darstellung von F_{ges} zeigt deutlich, dass bei einer periodischen Krafteinwirkung auf das Messsystem die Kraft F_{ges} unproportional abgebildet wird. Hierbei wurde auf der Ordinate die auftretende Beschleunigung und auf der Abszisse die jeweiligen Abtastungen abgebildet. Der Parameter $a_{ges} = \frac{F_{ges}}{m}$ ist mit der durchgezogenen Linie, die Beschleunigungen der jeweiligen Achsen a_x, a_y, a_z mit gestrichelten Linien dargestellt.

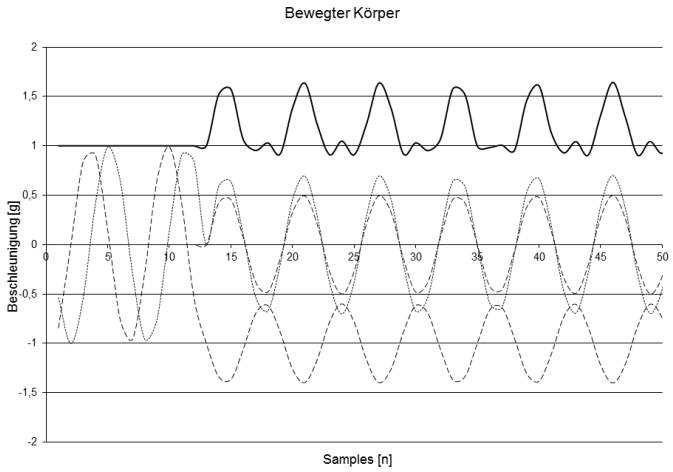


Abbildung 35: Kugelgleichung

Im ersten Abschnitt (siehe Abtastung n = 0 - 12) wurde das Messsystem nicht beschleunigt sondern nur gedreht, wodurch eine Kräftezerlegung der Erdgravitation auf die y-Achse und z-Achse stattfand. Die Abbildung 35 demonstriert, dass eine Drehung des Sensors (Abtastung n = 0 - 12) zwar eine vektorielle Aufteilung der Gravitationskraft darstellt, jedoch zu keiner Veränderung der resultierenden Gesamtkraft ($F_{ges} = 1g * m$) führt.

Anschließend (siehe Abtastung n = 13 - 50) wurde das Messsystem in vertikaler Achse zur Erdbeschleunigung mit annähernd gleicher Frequenz hoch und runter bewegt. Hierbei ist zu erkennen, dass die kontinuierlich ausgeführte Aktivität zu einer resultierenden, doch offensichtlich falschen Kennlinie a_{ges} führt. Dieses ist darin begründet, dass die durch die Gravitation mit Offset-belasteten Beschleunigungswerte quadriert werden.
Dieses kann dazu führen, dass bei gleicher Bewegung des Messsystems sich der Betrag von a_{ges} bei unterschiedlicher Sensororientierung unterscheidet. Diese Abhängigkeit ist jedoch für ein Merkmal nicht brauchbar. Die beeinflussende Wirkung der Gravitation für die Merkmalsextraktion ist in der Betrachtung daher besonders zu berücksichtigen.
Geht man davon aus, dass die Verteilung der Gravitationskraft bei einem Messsystem über einen noch zu definierenden Zeitbereich konstant ist, so kann die Beschleunigung durch die Gravitation durch die Mittelung der Messwerte über diesen Zeitraum ($a_{xMittelwert}$, $a_{yMittelwert}$, $a_{zMittelwert}$) der jeweiligen Achse bestimmt werden. Der Betrag einer zusätzlichen Beschleunigung (a_{ges}) des Messsystems wird durch die folgende Gleichung berechnet:

$$a_{ges}^2 = (a_x - a_{xMittelwert})^2 + (a_y - a_{yMittelwert})^2 + (a_z - a_{zMittelwert})^2 \tag{37}$$

Werden diese Beschleunigungen auf einen normierten Zeitraum bezogen, so können sie auch als Maß für die ausgeführten Bewegungen herangezogen werden. Dieses Mass ist als Aktivitätseinheit (AE) bezeichnet und liegt in SI-Einheiten vor. Da die Aktivitätseinheit auf den Zeitraum von einer Sekunde bezogen wird, entspricht $1AE = 1\frac{m}{s^3}$. Für eine diskrete Abtastung mit N Abtastungen pro Sekunde ($N = \frac{1}{f}$ mit Abtastfrequenz f) werden zu jedem Abtastzeitpunkt $n \in N$ für die jeweilige Messachse die jeweils auftretenden Beschleunigungen $a_x(n), a_y(n), a_z(n)$ gemessen. Zur Bestimmung der Aktivitätseinheit aus diskret abgetasteten Messwerten gilt daher:

$$1AE = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\sqrt{(a_x(n) - a_{xMittelwert})^2 + (a_y(n) - a_{yMittelwert})^2 + (a_z(n) - a_{zMittelwert})^2} \tag{38}$$

Damit die Mittelwerte mit geringem Rechenaufwand berechnet werden können, ist es sinnvoll die jeweiligen Mittelwerte durch folgende Gleichung zu bestimmen. Hierbei setzt sich der Mittelwert M_d aus dem mit Faktor u gewichteten Vorwert des Mittelwerts M_{d-1} sowie einer mit Faktor v gewichteten neuen Messgröße zusammen. Es gilt hierbei $u+v = 1$. Diese Mittelwertbildung wird folgend auch als dynamischer Mittelwert bezeichnet.

$$M_d = M_{d-1} * u + \text{ Messgröße } * v \tag{39}$$

Der dynamische Mittelwert adaptiert sich bei einer Sprungfunktion asymptotisch an die Eingangswerte. Der Mittelwert ist von der Abtastfrequenz und dem Faktor u abhängig. Mit dem Faktor $u = 0,99$ und einer Abtastfrequenz von 32 Hertz werden 68 Prozent eines neuen Mittelwerts bereits nach t = 3,5 Sekunden erreicht, 99 Prozent nach ca. t = 9,3 Sekunden. Es bietet sich in einer Umsetzung an, den initialen Mittelwert auf den ersten Messwert zu setzen.

Verändert man die Orientierung eines Messsystems, so ändert sich die Richtung des Gravitationsvektors. Der Gravitationsvektor wird mittels der Bestimmung des dynamischen Mittelwerts über die drei Achsen berechnet. Der Gravitationsvektor adaptiert sich daher an die jeweilige Sensorneuorientierung. Diese Annährung wird mit u = 0,99 in der Abbildung 36 dargestellt, auf der Ordinate ist der erreichte adaptierte Größe in Prozent, auf der Abszisse die jeweiligen Abtastungen dargestellt. Bei einer Wahl des aufgezeigten

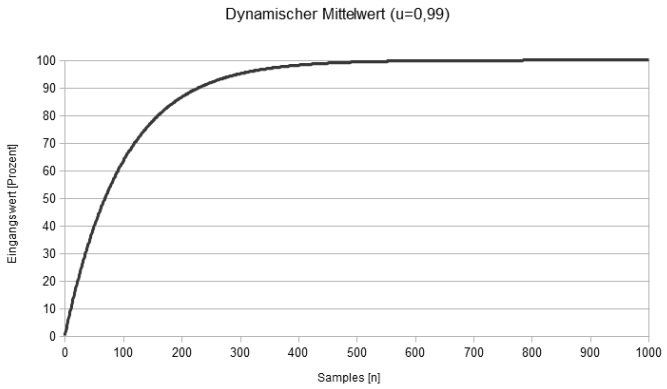


Abbildung 36: Dynamischer Mittelwert

dynamischen Mittelwerts zeigt sich bereits innerhalb weniger Abtastfenster eine entsprechende Anpassung an eine Neuorientierung. Die Wahl eines geeigneten Parameters u für den dynamischen Mittelwert ergibt sich einerseits aus der Bedingung an eine schnelle Adaption an die Sensorneuorientierung, andererseits an die Bedingung der ausreichenden Mittelung zur Bestimmung der Erdgraviationsrichtung und kann empirisch bestimmt werden.
Die Aktivitätseinheit ist an die physikalische Größe Ruck (engl.: jerk) angelehnt, welches der ersten Ableitung der Beschleunigung entspricht. Im Gegensatz zum Ruck beschreibt die Aktivitätseinheit keinen Vektor, sondern eine skalare Größe. Durch die Verwendung des gleitenden Mittelwertes erreicht man eine besondere Eigenschaft der Aktivitätseinheit. Für ein Messsystem, das sich in Ruhe oder in gleichförmiger Beschleunigung befindet, ist der Ruck stets Null. Daher stellt der Ruck keine Unterscheidung dar, ob eine Beschleunigungsänderung aus der Ruhe heraus oder aus der Bewegung heraus stattfindet. Die Aktivitätseinheit setzt die Beschleunigungsänderung in Bezug zu der bisherigen durchschnittlichen Beschleunigung. Wird der Faktor u des gleitenden Mittelwerts hingegen auf Null gesetzt, so entspricht die Aktivitätseinheit der skalaren Magnitude des Rucks.
Das Merkmal AE kann für die Bestimmung der Aktivitätsklassen genutzt werden und ist frei von einem Sensoroffset.
Die Abbildung 37 stellt den Box-Plot des Merkmals AE mit den Kenngrößen Minimum, Maximum, oberes und unteres Quartil für die Aktivitätsklassen (2 = „Ruhen“, 3 = „Gehen“, 4 = „Laufen“, 8 = „Fahrrad fahren“, 9 = „Auto fahren“, 14 = „Aktiv sein“) dar. Auf der Ordinate ist AE in $\frac{m}{s^3}$, auf der Abszisse die jeweiligen Aktivitäten eingetragen. Extreme Ausreißer werden hierbei mit „*“, weitere Ausreißer mit „o“ gekennzeichnet. Es ist erkennbar, dass die Aktivität „Ruhen“ mit $AE <= 0,08\frac{m}{s^3}$ sehr kleine Werte aufweist, während bei der Aktivität „Laufen“ (A = 4) die größten Beschleunigungen auftreten und sich diese stark von anderen Aktivitäten unterscheidet.

Wird für eine Aktivitätserkennung einzig das Merkmal AE eingesetzt um den Referenzdatensatz zu klassifizieren (Best Individual), so wird eine Erkennungsrate von 68,5 Prozent (10-fold cross validation) erreicht. Die Tabelle 7 stellt die statistischen Eigenschaften des Merkmals dar. Auffallend hierbei ist der Minimalwert, der bei Ruhe gemessen wird, ungleich Null ist und durch das Sensorrauschen bestimmt wird.

Mittelwert	Standardabweichung	Minimalwert	Maximalwert
3.239 $\frac{m}{s^3}$	3.177 $\frac{m}{s^3}$	0.069 $\frac{m}{s^3}$	12.624 $\frac{m}{s^3}$

Tabelle 7: Merkmalseigenschaften der orientierungsfreien Beschleunigung AE

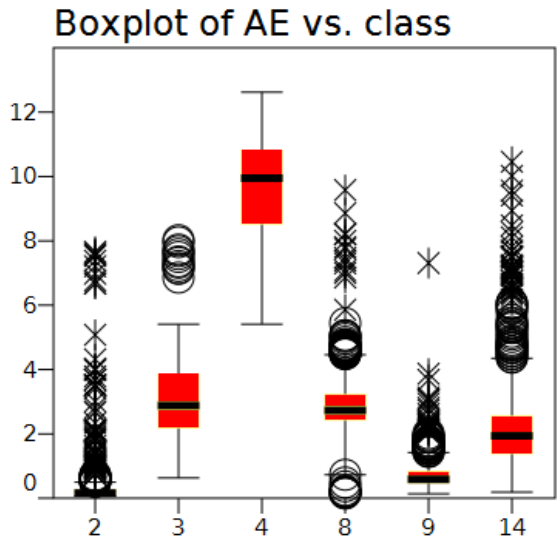


Abbildung 37: Merkmal Aktivitätseinheit (AE)

4.4.3 Merkmal Horizontalbeschleunigung

In dem normierten Bezugssystem beschreiben die x- und y-Achsen eine horizontale Ebene. Die horizontalen Beschleunigungen sind relevante Merkmale für spezielle Aktivitätsklassen, beispielsweise „Fahrrad -“ oder „Auto fahren“, da sie eine Unterscheidung gegenüber der Klasse „Gehen“ oder „Laufen“ zulassen. Beispielsweise weist die Aktivität „Fahrrad fahren“ charakteristische horizontale und vertikale Beschleunigungen auf, selbst eine Schräglage bei Kurvenfahrten wird durch die Fliehkraft kompensiert. Im Idealfall sind daher auch bei Kurvenfahrten die gleichen vertikalen und horizontalen Beschleunigungen messbar. Bei der Aktivität „Auto fahren“ treten hingegen vorwiegend horizontale und nur geringe vertikale Beschleunigungen auf. Im Merkmalsvektor werden die horizontalen Beschleunigungen durch das Merkmal AE_h (skalare Beschleunigung in horizontaler Richtung) und AE_{hp} (Maximalwert von AE_h innerhalb eines Fensters) repräsentiert.

$$a_h^2 = (a_x - a_{xMittelwert})^2 + (a_y - a_{aMittelwert})^2 \tag{40}$$

Damit die Beschleunigungen in SI Einheiten vorliegen können, wird das Betrachtungsintervall auf eine Sekunde bezogen und im weiteren als AE_h bezeichnet. 1 AE_h entspricht $1\frac{m}{s^3}$. Für eine diskrete Abtastung gilt:

$$AE_h = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\sqrt{(a_x(n) - a_{xMittelwert})^2 + (a_y(n) - a_{yMittelwert})^2} \tag{41}$$

Die Abbildung 38 stellt den Box-Plot des Merkmals AE_h dar. Auf der Ordinate ist das Merkmal in $\frac{m}{s^3}$, auf der Abszisse die jeweiligen Aktivitäten eingetragen. Hierbei ist erkennbar, dass die Aktivität „Aktiv sein“ (A = 14) besonders viele Ausreißer zeigt, welches auf starke seitliche Bewegungen hindeutet. Erwartungsgemäß zeigt auch das Autofahren eine hohe Anzahl an Ausreißern bei seitlichen Bewegungen.

Wird zur Aktivitätserkennung nur das Merkmal AE_h verwendet, so liegt die Erkennungsrate bei 66,2 Prozent (10-fold cross validation). Die charakteristischen Werte des Merkmales werden in der Tabelle 8 dargestellt.

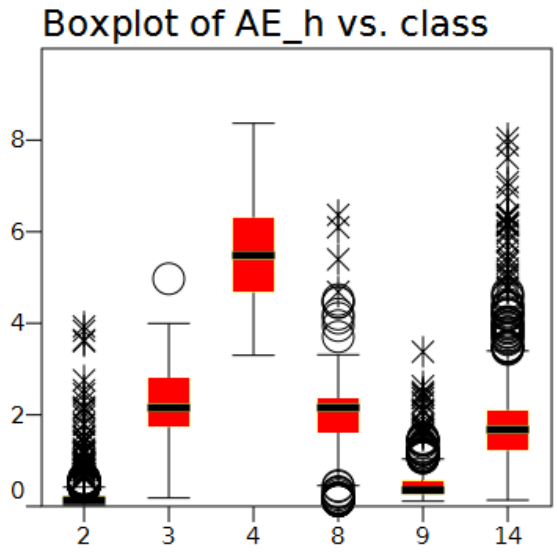


Abbildung 38: Merkmal Horizontalbeschleunigung

Mittelwert	Standardabweichung	Minimalwert	Maximalwert
2.112 $\frac{m}{s^3}$	1.822 $\frac{m}{s^3}$	0.032 $\frac{m}{s^3}$	8.369 $\frac{m}{s^3}$

Tabelle 8: Merkmalseigenschaften der horizontalen Beschleunigung

4.4.4 Merkmal Vertikalbeschleunigung

Die Vertikalbeschleunigung AE_v beschreibt die Beschleunigung, die in Richtung der Erdgravitation wirkt. Bei den Aktivitäten „Fahrrad fahren“, „Gehen“, „Laufen“ oder „Hüpfen“ treten vorwiegend Vertikalbeschleunigungen auf. Weiterhin treten bei dem Übergang vom „Stehen“ zum „Sitzen“ beziehungsweise „Sitzen“ zum „Stehen“ starke Vertikalbeschleunigungen auf, die zu einer Erkennung genutzt werden können [BKS+10]. Bei der Aktivität „Fahrrad fahren“ sind weiterhin Ausreißer in vertikaler Richtung zu messen, die beispielsweise durch das Fahren über Straßenunebenheiten erzeugt werden. Die vertikalen Beschleunigungen fließen im Merkmalsvektor durch die Merkmale AE_v (skalare Beschleunigung in vertikaler Richtung) und AE_{vp} (Maximalwert von AE_v innerhalb eines Samples) ein.

$$a_v^2 = (a_z - a_{zMittelwert})^2 \tag{42}$$

Wird die skalare Beschleunigung von a_v auf eine Sekunde bezogen, so wird diese im weiteren als AE_v bezeichnet. 1 AE_v entspricht $1\frac{m}{s^3}$. Für eine diskrete Abtastung mit N Abtastungen pro Sekunde gilt:

$$1AE_v = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\sqrt{(a_z(n) - a_{zMittelwert})^2} \tag{43}$$

Die Abbildung 39 stellt den Box-Plot des Merkmals AE_v dar. Auf der Ordinate ist das Merkmal in $\frac{m}{s^3}$, auf der Abszisse die jeweiligen Aktivitäten eingetragen. Die Aktivität „Aktiv sein“ (14) zeigt erwartungsgemäß viele Ausreißer in der vertikalen Bewegungsrichtung. Dieses erklärt sich durch die sporadisch auftretenden Hoch-Runter-Bewegungen der Nutzer.

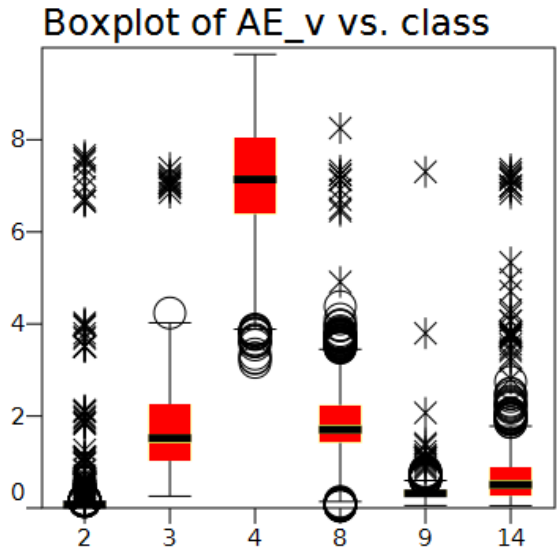


Abbildung 39: Merkmal Vertikalbeschleunigung

Die Einbeziehung dieses Merkmals erzielt für den Referenzdatensatz eine Erkennungsrate von 66,5 Prozent (10-fold cross validation). Die charakteristischen Werte des Merkmales werden in der Tabelle 9 dargestellt.

MITTELWERT	STANDARDABWEICHUNG	MINIMALWERT	MAXIMALWERT
2.027 $\frac{m}{s^3}$	2.464 $\frac{m}{s^3}$	0.033 $\frac{m}{s^3}$	9.856 $\frac{m}{s^3}$

Tabelle 9: Merkmalseigenschaften der vertikalen Beschleunigung

4.4.5 Merkmal Schrittfrequenz

Ein wichtiges Merkmal für die Erfassung der körperlichen Aktivität ist die Anzahl der ausgeführten Schritte pro Zeitintervall. Aus der Literaturrecherche sind keine Arbeiten bekannt, die eine Schritterkennung als eigenständiges Merkmal nutzen, obwohl die Schritterkennung zunehmende Bedeutung durch die neue Generation von Mobiltelefonen erlangt. Bereits heute verfügen einige Mobiltelefone über eine Pedometerfunktion. Als neues Merkmal zur Aktivitätserkennung wird daher das Merkmal Schrittfrequenz S_f eingeführt.

$$S_f = \frac{Anzahl(Schritte)}{\text{Zeitintervall}} \tag{44}$$

Die Schrittfrequenz kann auch durch die Analyse des Frequenzspektrums ermittelt werden, jedoch ist eine Zeitreihenanalyse ebenfalls für eine Schrittfrequenzbestimmung geeignet. Bei einigen Anwendungen (z.B. Schrittlängenbestimmung [BK01] oder StepMan [BD05]) ist es notwendig, neben der Schritterkennung und Schrittfrequenz auch den Zeitpunkt der Schrittausführung zu ermitteln. Hieraus lassen sich wiederum Merkmale hinsichtlich der Schrittvarianz ableiten. Besonders für mobile Systeme bieten sich ressourcenschonende Schritterkennungsverfahren an, die geringe Anforderungen an Speicher und Rechenleistung stellen [Yin07][Wei02].

Methodik zur Erkennung eines Schrittes
Zur Schritterkennung bietet es sich an, Merkmale zu nutzen, die bereits für die Beschreibung andere Signaleigenschaften extrahiert werden. Bei einer Gehbewegung bewegt sich

die Hüfte in vertikaler und horizontaler Richtung, weiterhin sind punktuell starke Beschleunigungen an der Hüfte durch das Aufsetzen des Beines am Boden messbar. Die Abbildung 40 veranschaulicht die Beschleunigung bei einer Laufbewegung von 4 km/h (Messsensor seitlich am Gürtel, Abtastfrequenz 32 Hertz). Deutlich sind hierbei die ausgeführten Schritte durch die Beschleunigungsspitzen zu erkennen. Durch eine Schwellwertfunktion ist eine einfache Schritterkennung durchführbar. Die Kennlinien werden stark von der Trageposition und der Laufgeschwindigkeit beeinflusst.

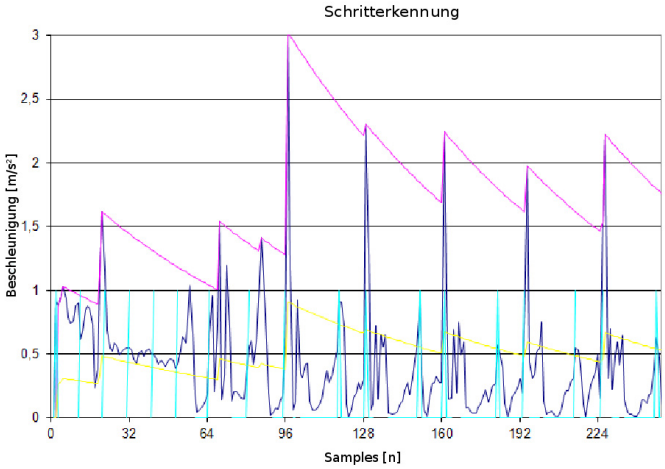


Abbildung 40: Schritterkennung bei 32 Hertz, Sensor in vorderer Hosentasche

In dieser Abbildung wird mit der Kennlinie „AE“ (dunkelblaue Linie) die Beschleunigung auf das Messsystem dargestellt. Die Kennlinie „StepPeak“ (rote Linie) beschreibt die maximal eingetretene Beschleunigung. Dieser Wert nimmt jedoch mit einem Faktor über die Zeit ab. Die Kennlinie „Threshold“ (gelbe Linie) beschreibt den Schwellwert zur Schritterkennung. Dieser berechnet sich nach empirischen Versuchen aus dem Drittel des aktuellen „StepPeak“-Wertes. Die Kennlinie „Step“ (hellblaue Linie) beschreibt die Schrittdetektion. Aus der Abbildung ist wird ersichtlich, dass der dynamische Schwellwert „Threshold“ durch die jeweilige maximale Beschleunigung „StepPeak“ geändert wird. „StepPeak“ nimmt über die Zeit ab, damit bei sporadisch auftretenden Stößen der dann sehr hoch gesetzte Schwellwert über die Zeit wieder Normalwerte erreichen kann. Um Prelleffekte zu vermeiden, wird angenommen, dass ein Proband keine höhere Lauffrequenz als 4 Hertz (d.h. 250 ms) absolviert. Daher wird eine Totzeit von 250 Millisekunden definiert, so dass nach erfolgter Schritterkennung für die Dauer der Totzeit keine weitere Schritterkennung erfolgen kann. Das ausgewählte Beispiel zeigt für die Anfangsphase (0 bis ca. 64 Samples), dass die Schwellwerte noch falsch definiert sind und somit eine Fehldetektion von Schritten vorliegt. Nachdem sich jedoch „AE“ durch die dynamische Mittelwertbildung auf die aktuelle Sensororientierung adaptiert hat, werden die Schritte bei Überschreitung des angepassten Schwellwertes richtig erkannt. Dieses ist durch die Kennlinie „Step“ dargestellt.

Abtastfrequenz zur Schritterkennung

Eine Verringerung der Abtastfrequenz beinhaltet Vorteile hinsichtlich der Anzahl notwendiger Sensorzugriffe (z.B. Belegung des Serial Peripheral Interface-Bussystems), des Rechenaufwands zur Verarbeitung der Signale sowie des damit verbunden Energieverbrauchs. Wie bereits dargelegt, kann sich der menschliche Körper, bedingt durch eine Nervenlaufzeit, aktiv nicht schneller als mit 16 Hertz bewegen. Hierdurch resultiert eine notwendige Abtastfrequenz gemäß dem Nyquist-Shannon-Abtasttheorem von 32 Hertz. Um nachzuweisen, dass diese Frequenz für die Laufbewegung ausreichend ist, wurde mit einem Sensor

unter gleichen Bedingungen (Messsystem MoSeBo V5, Trageort Hüfte außen, Laufband mit 4 km/h, gleicher Proband), jedoch bei unterschiedlicher Abtastfrequenz, die Erkennungsrate der Schrittdetektion ermittelt. Es wurde die Fehlerrate F_e (Error Rate) durch folgende Gleichung bestimmt.

$$F_e = 1 - \frac{Anzahl(\text{detektierte Schritte})}{Anzahl(\text{ausgeführte Schritte})} \tag{45}$$

Die Abbildung 41 zeigt deutlich, dass die Genauigkeit der Schritterkennung bei steigender Abtastfrequenz zunimmt und sich asymptotisch der maximalen Genauigkeit annähert. Wie erwartet stellt die Maximalabtastfrequenz von f = 32 Hertz ein Optimum hinsichtlich der Erkennungsrate dar.

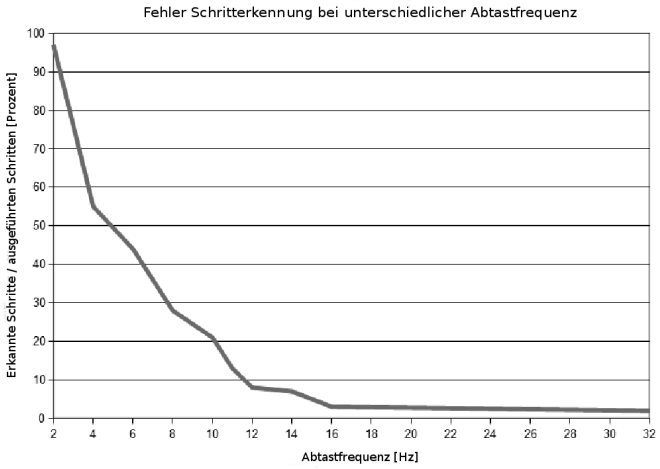


Abbildung 41: Fehlerrate bei der Schritterkennung in Abhängigkeit der Abtastfrequenz

Die vorliegende Untersuchung zeigt, dass eine Abtastfrequenz von 16 Hertz für eine Schritterkennung noch ausreichend ist. Wie ersichtlich, ist der verwendete Schritterkennungsalgorithmus sehr robust und weist auch mit geringer Abtastfrequenz noch gute Erkennungsraten auf, da die Schrittfrequenz deutlich unter der Abtastfrequenz liegt. Das Fehlverhalten erklärt sich dadurch, dass bei mangelnder Abtastrate die kurzen Phasen der Schritte nicht mehr richtig abgetastet werden, weiterhin werden ebenfalls die Maximalwerte und dadurch die Schwellwerte falsch gesetzt. Das beschriebene Merkmal kann bei dem ersten Java-Mobiltelefon mit integriertem Beschleunigungssensor, welches nur eine maximale Abtastfrequenz von f = 20 Hertz erreicht, eingesetzt werden. Die Schrittfrequenz kann wie beschrieben durch die Analyse der Beschleunigungswerte im Zeitbereich ermittelt werden. Weiterhin ist eine Bestimmung der Schrittfrequenz im Frequenzbereich durch Anwendung der Fouriertransformation möglich. Dieses bietet sich jedoch nicht an, da der exakte Zeitpunkt des Schrittes für ein weiteres Merkmal (Schrittvarianz) benötigt wird.

Quantisierung zur Schritterkennung

Die digitale Abbildung des Beschleunigungssignals ist stets mit einer Quantisierung verbunden. Eine grobe Stufung kann zu einer falschen Signalreproduktion führen und somit die typischen und charakteristischen Beschleunigungskurven verändern und die Merkmale signifikant beeinflussen, beispielsweise auch die Schrittdetektion stören. Die nachstehende Abbildung 42 zeigt den Einfluss der Quantisierung auf die Schritterkennung bei konstanter Abtastfrequenz von 32 Hertz. Hierbei wurden Schrittversuche mit einer definierten Anzahl durchgeführt und die real gemessenen Schritte gezählt. Das Verhältnis der gezählten zu den ausgeführten Schritten wurde als Fehlerrate (Error) in Prozent angegeben.

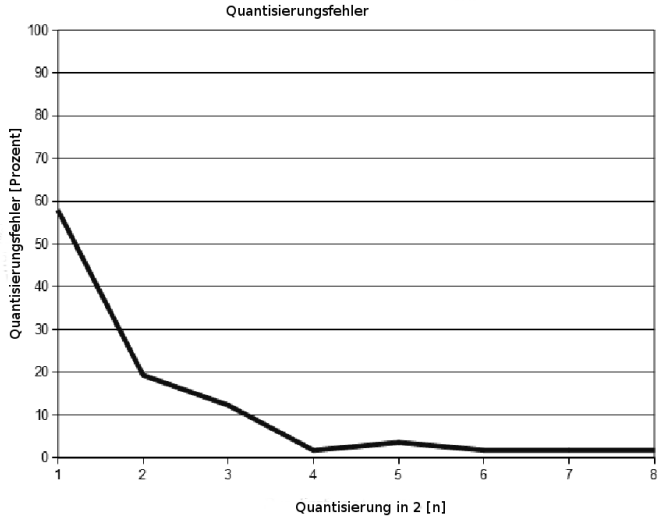
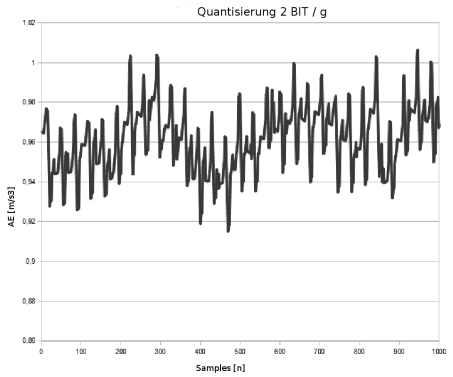
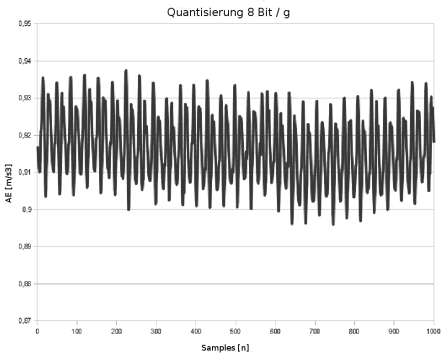


Abbildung 42: Quantisierungsfehler bei der Schritterkennung

Es ist zu erkennen, dass der Fehler ab einer Quantisierung von 2^4 Bit / g = 0,0625 g signifikant zunimmt. Dieses erklärt sich dadurch, dass das Ausgangssignal bei großen Quantisierungsstufen stark verfälscht wird. Der leichte Anstieg der Fehlerrate bei 2^5 Bit / g ist zu vernachlässigen und erklärt sich durch messbedingte Ungenauigkeiten. Es wird davon ausgegangen, dass eine Quantisierung von 2^4 Bit / g pro Messwert für eine Schritterkennung ausreichend ist. Das für die Implementierung genutzte Zielgerät (Mobiltelefon) weist mit 2^6 Bit / g eine deutlich höhere Quantisierung auf und ist somit für die Schritterkennung geeignet. Die Abbildung 43 zeigt die auf ein Messsystem einwirkende Beschleunigung a_{ges} bei der Aktivität „Gehen“. Die Beschleunigung ist folgend mit der Quantifizierung von 2^1 Bit / g = 0,5 g (links) und 2^8 Bit / g = 0,0039 g (rechts) pro Achse dargestellt. Der Schritterkennungsalgorithmus bildet zwar einen dynamischen Mittelwert über die drei Achsen sowie einen dynamischen Schwellwert, jedoch kann die Schrittinformation aus dem extrem verzerrten Signal nicht mehr einwandfrei extrahiert werden.



(a) Quantisierung des Schrittsignals mit 2 Bit / g



(b) Quantisierung des Schrittsignals mit 8 Bit / g

Abbildung 43: Schritterkennung bei unterschiedlicher Quantisierung

Die Schritterkennung mittels elektronischer Beschleunigungssensoren ist wie aufgezeigt von Parametern wie Abtastfrequenz und Quantisierung abhängig (siehe Abbildung 43). In der Vergangenheit wurden ein Vielzahl von Untersuchungen zum Aktivitätsverhalten des Menschen mit mechanischen Schrittzählern veröffentlicht. Elektronische Schrittzählersysteme sind hinsichtlich der Genauigkeit den bisherigen, mechanischen Schrittzählern be-

sonders bei langsamer Schrittausführung überlegen. Die charakteristische Genauigkeit (am Beispiel Typ: body escort [McK]) sei in folgender Tabelle 10 in Abhängigkeit unterschiedlicher Gehgeschwindigkeiten dargestellt. Die Tabelle zeigt auf, dass besonders bei geringen Gehgeschwindigkeiten durch den neuentwickelten Algorithmus eine gute Schritterkennung stattfindet, diese Schritterkennung ist wesentlich höher als die Schritterkennung bei bislang verwendeten und in z.B. medizinischen Studien üblichen mechanischen Schrittzähler [BSSS$^+$07]. Zur Bestimmung der Schritterkennung wurden 100 Schritte ausgeführt und die Anzahl der detektierten Schritte ermittelt. Die Messsysteme waren an der Hüfte befestigt. Die Versuche wurden auf einem Laufband ausgeführt. Durch die dynamische Schrittempfindlichkeit der unter der Methodik zur Erkennung eines Schrittes vorgestellten Algorithmen werden bei elektronischen Systemen (Mosebo oder Mobiltelefon) die Schritte auch bei sehr langsamen Gehbewegungen erkannt.

Laufgeschwindigkeit	Mechanischer Schrittzähler	MoSeBo V6 mit 32 Hertz - erkannte Schritte:	Mobiltelefon mit 20 Hertz Abtastrate - erkannte Schritte:
2 km / h	19	78	129
4 km / h	98	97	107
8 km / h	101	99	99

Tabelle 10: Gegenüberstellung mechanische und elektronische Pedometer

Abbildung 44 veranschaulicht darüber hinaus den Vergleich der Schritterkennung bei verschiedenen auf dem Markt befindlichen Schrittzählersystemen hinsichtlich der Abhängigkeit von der Laufgeschwindigkeit. Hierbei wurden u.a. namhafte 3D-Schrittzähler von z.B. Tanita, Omron sowie Algorithmen von Nokia, Sony Ericsson, Bosch-Sensortec etc. verwendet.

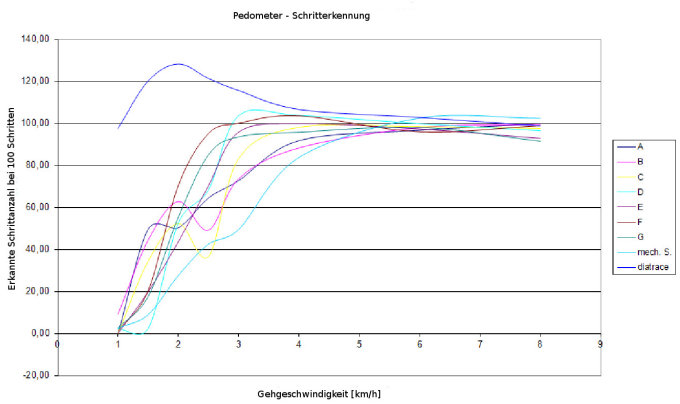


Abbildung 44: Vergleich der Schritterkennungsrate verschiedener Pedometer

Alle Versuche wurden auf einem Laufband unter gleichen Bedingungen durchgeführt. Es ist nicht bekannt, mit welchen Abtastfrequenzen die Referenzsysteme arbeiten. Der verwendete Schritterkennungsalgorithmus wurde auf der Zielplattform Mobiltelefon mit der Abtastfrequenz von 20 Hertz und der Quantisierung von 4 Bit / g eingesetzt. Die Abbildung 44 zeigt auf, dass die Erkennungsrate, d.h. das Verhältnis der erkannten Schritte zu den ausgeführten Schritten, von der Schrittgeschwindigkeit abhängig ist.
Die Darstellung verdeutlicht, dass ab einer normalen Gehgeschwindigkeit (je nach Algorithmus und System ab ca. 3 km / h) sowie beim Laufen eine ausreichende Schrittdetektion ($>$ 70 Prozent) erreicht wird.

Der hier vorgestellte Schritterkennungsalgorithmus ermöglicht bereits ab 1 km / h eine Schrittdetektion. Die Schrittdetektion kann somit zur Identifikation der körperlichen Aktivität einbezogen werden.

Trageort zur Schritterkennung
Der zuvor beschriebene Schritterkennungsalgorithmus ermöglicht eine Schritterkennung an unterschiedlichen Trageorten. Dadurch eignet sich die Schritterkennung besonders als Merkmal für die Erfassung der körperlichen Aktivität. Das Merkmal „Anzahl der Schritte im Zeitabschnitt“ ist unabhängig von der Intensität der auftretenden Beschleunigung. Die Intensität der Beschleunigung wird beispielsweise aus variierendem Schuhwerk, Untergrund, Laufstil oder unterschiedliche Tragesituation beeinflusst. Die folgende Abbildung verdeutlicht die Abhängigkeit des Fehlers von der Trageposition und unterschiedlicher Laufgeschwindigkeit. Bei definierter Trageposition wurden 100 Schritte bei unterschiedlicher Geschwindigkeit jeweils einmal ausgeführt. Die dargestellte Zahl gibt die dabei gezählten Schritte an.

Sensorposition	1 km/h	2 km/h	4 km/h	6 km/h	Ausgeführte Schrittanzahl
Kopf	2	0	12	79	100
Ohr	0	19	99	99	100
Schulter	0	23	92	100	100
Oberarm	2	80	96	100	100
Handgelenk	0	53	69	94	100
Bauch	0	42	99	101	100
Gürtelschnalle	0	90	96	101	100
Gürtelseite	11	90	99	101	100
Hosentasche hinten	41	96	97	99	100
Hosentasche vorne	50	100	103	104	100
Oberschenkel	47	105	98	102	100
Fußspitze	63	103	97	102	100
Schultertasche	5	94	102	102	100
Jackeninnentasche	1	75	98	98	100

Tabelle 11: Schritterkennung in Abhängigkeit der Trageposition

Die Tabelle 4.4.5 zeigt deutlich, dass bei geringer Laufgeschwindigkeit wenig Schritte detektiert werden und bei zunehmender Geschwindigkeit die Anzahl der detektierten Schritte steigt. Dieses erklärt sich dadurch, dass einerseits ein Laufen mit 1 km / h kaum einer natürlichen Laufbewegung entspricht und somit schlecht vom System erfassbar ist. Weiterhin sind bei größerer Laufgeschwindigkeit die auftretenden Beschleunigungswerte größer und die Erkennungsmuster klarer ausgeprägt. Die individuellen Laufstile von Probanden unterscheiden sich durch unterschiedliche Schrittlängen, Laufgeschwindigkeit oder Mitschwingen der Arme beim Laufen [Nik05].
Im Alter ändert sich meist das Laufbild. Die Detektion von Schritten ist jedoch für die Gehgeschwindigkeit bei 4 km / h für die übliche Trageposition (Hosentasche, Umhängetasche etc.) mit über 90 Prozent gut möglich.

Das Merkmal Schrittvarianz S_v verbessert die Erkennung der körperlichen Aktivität. Die Schrittvarianz ist hierbei das Maß für die Streubreite der Dauer des Schrittes X. Bei gleichmäßiger Schrittdetektion, beispielsweise beim „Gehen“, ist die Varianz geringer als bei zufällig und unregelmäßig auftretenden Schrittdetektionen, die beim z.B. „Fahrrad fahren“ auftreten, wenn dabei über Unebenheiten gefahren wird. Der vorgestellte Schritterkennungsalgorithmus bestimmt den Schrittzeitpunkt $t(Schritt_i)$ und ermöglicht

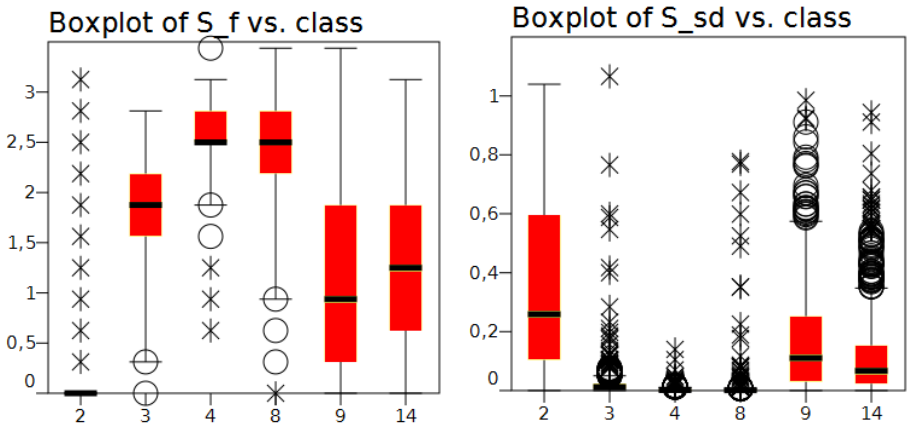
die Merkmalsextraktion. Hierbei ist die Schrittdauer X_i für jedem Schritt i die Zeitdifferenz zwischen dem aktuellen und dem vorhergehendem Schritt wie folgt:

$$X_i = t(Schritt_i) - t(Schritt_{i-1}) \tag{46}$$

Der Erwartungswert der durchschnittlichen Schrittdauer ist $\mu = \frac{1}{f}$ mit der Schrittfrequenz f. Als Intervall wird die Fensterlänge gewählt. Treten innerhalb eines Fensters keine Schritte auf, so wird die Schrittvarianz auf Null gesetzt. Die Schrittvarianz S_{sd} berechnet sich entsprechend:

$$S_{sd} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2 \tag{47}$$

Die Abbildungen 45(a) und 45(b) stellen den Box-Plot des Merkmals $AE_{Schritt}$ und des Merkmals S_{sd} dar. Bei den Aktivitäten „Ruhen“ (2) und „Auto fahren“ treten nahezu keine Schritte auf. Die Schrittregelmäßigkeit ist beim „Gehen“ (3) und „Laufen“ (4) sehr groß, welches sich durch eine kleine Schrittvarianz ausdrückt. Bei dem „Aktiv sein“ hingegen ist die Schrittdetektion sehr unregelmäßig, hier zeigt sich eine hohe Schrittvarianz.



(a) Boxplot des Merkmals Schritt (b) Boxplot des Merkmals Schrittvarianz

Es konnte gezeigt werden, dass für den Referenzdatensatz mit dem Merkmal Schrittanzahl eine Erkennungsrate von 49,0 Prozent und mit der Schrittvarianz eine Erkennungsrate von 56,8 Prozent (10-fold cross validation) erreicht wird. Die charakteristischen Werte des Merkmales werden in der Tabelle 12 dargestellt.

Mittelwert	Standardabweichung	Minimalwert	Maximalwert
1.587 $\frac{1}{s}$	1.041 $\frac{1}{s}$	0 $\frac{1}{s}$	3.438 $\frac{1}{s}$

Tabelle 12: Merkmalseigenschaften der Schrittfrequenz

4.4.6 Merkmal Phasenlage

Bei periodischen Aktivitäten wie „Gehen“, „Laufen“ oder „Fahrrad fahren“ kann eine Ausführungsfrequenz (z.B. Trittfrequenz, Schrittfrequenz) bestimmt werden. Hierbei bewegt sich der Körper im dreidimensionalen Raum.
Bei der Messung der Beschleunigungen können die auftretenden Schwingungen gegeneinander phasenverschoben sein, wenn deren Periodenlängen zwar übereinstimmen, nicht aber

die Zeitpunkte ihrer Nulldurchgänge. Auf Grund der unterschiedlichen Lage der Phasen zueinander, der Phasenlage, kann die Aktivitätsklasse besser klassifiziert und die Orientierung des Messsystems bei bekannter Aktivität bestimmt werden. Während der Aktivität „Gehen“ weisen die Beschleunigungen in vertikaler Richtung und in Richtung der Hauptbewegungsrichtung die gleiche Frequenz, jedoch eine unterschiedliche Phasenlage auf. Die vertikale Bewegung eilt beispielsweise der Bewegung in x-Achse beim „Gehen“ um ca. 0,1 - 0,2 π voraus. Die Drehung einer Sensoreinheit bewirkt eine sinusförmige Änderung des Messsignals durch die Einwirkung der Erdgravitation. Im folgenden Beispiel ist die konstante Drehung des Messgeräts durch die sinusförmige Änderung der Beschleunigungswerte gut zu erkennen (siehe Abbildung 45). Das Gerät wurde in der Hand gehalten und langsam in der horizontalen Ebene um sich selbst im Uhrzeigersinn gedreht. Die Werte der z Achse des Sensorsystems blieben nahezu konstant, die gravitationsbedingten x beziehungsweise y Werte veränderten sich. Die Phasenverschiebung zwischen der Sensor x-Achse und y-Achse lag erwartungsgemäß bei 90 Grad. Es kann daher auch ohne Gyroskope eine Drehung detektiert sowie die Rotationsgeschwindigkeit bestimmt werden.

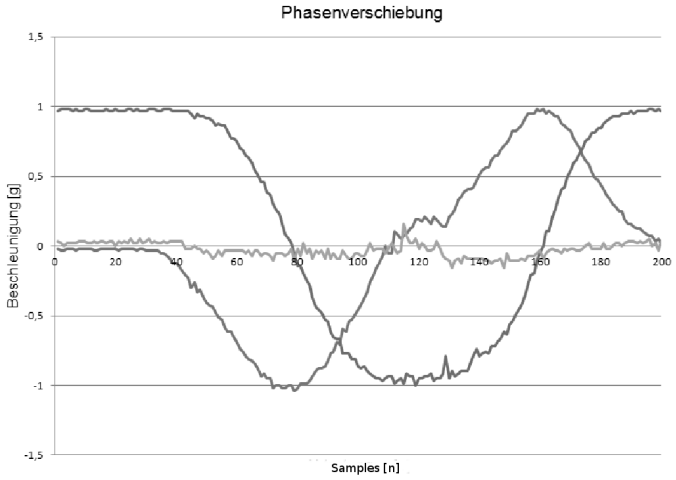


Abbildung 45: Phasenlage bei Drehung der Sensoreinheit

Bei einer kontinuierlichen Drehung, die nicht um die vertikale Achse ausgeführt wird, werden sinusförmige Änderungen der Beschleunigungen generiert, die eine unterschiedliche Phasenlage über die drei Achsen aufweisen. Auf Grund der Phasenverschiebung kann auf die Drehachse zurück geschlossen werden. Mit Hilfe der Phasenlage werden zusätzliche Merkmale geschaffen, die beispielsweise bei einer kardanischen Messsensoraufhängung nicht auftreten würden. Mit einem Sensor an der Hüfte detektiert man nicht nur die vertikale Hoch-Runter-Bewegung und die horizontale Vor-Zurück-Bewegung der Hüfte, sondern auch die Teildrehung der Hüfte um die eigene Achse.

Bei einer Aktivitätserkennung ist es von Bedeutung, ob sich die Orientierung des Sensors während der Bewegungsausführung ändert. Die Abbildung 46 zeigt, dass besonders beim „Aktiv sein“ die Lage des Mobiltelefons stark variiert.
Das Merkmal Phasenlage ϕ (phi) beschreibt den Betrag der Drehwinkel des Sensors bei der Aus-führung einer periodischen Aktivität. Der Drehwinkel setzt sich aus dem resultierenden Winkel der vertikalen und horizontalen Beschleunigungsvektoren zusammen. Es ergibt sich für das Merkmal Phasenlage ϕ folgende Rechenvorschrift für ein Intervall mit der Dauer von einer Sekunde:

$$\phi = \sum \frac{AE_v}{(AE_v^2 + AE_h^2)} \tag{48}$$

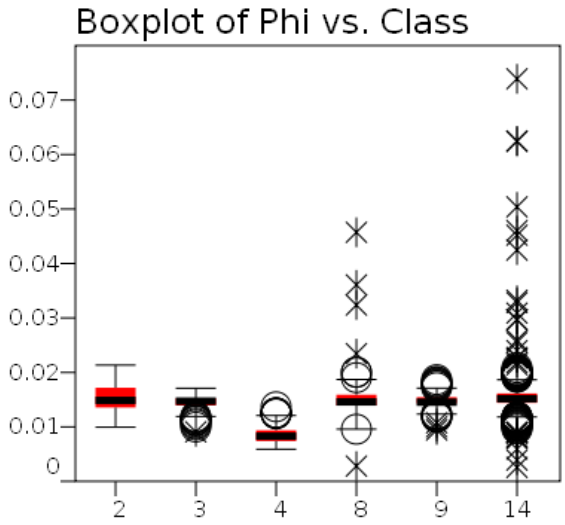


Abbildung 46: Merkmal Phi

Die Phasenlage ist beispielsweise für die Aktivitäten „Aufstehen“ beziehungsweise „Hinsetzen“, „Gehen“, „Laufen“ und „Fahrrad fahren“ relevant, da hierbei eine Verdrehung des Sensors stattfindet. Die Phasenlage ϕ fließt im Merkmalsvektor durch das Merkmal ϕ ein. Die Erkennungsrate mit dem Merkmal ϕ liegt bei 56,0 Prozent (10-fold cross validation) (siehe auch Tabelle 13).

Mittelwert	Standardabweichung	Minimalwert	Maximalwert
0.031	0.056	0	0.312

Tabelle 13: Merkmalseigenschaften der Phasenlage

4.4.7 Merkmal Richtungswechsel

Es zeigte sich, dass der Richtungswechsel (changes) in der vertikalen Achse für eine Merkmalsbeschreibung bedeutender ist, als der Richtungswechsel in der horizontalen Achse oder in der resultierenden Achse, daher beschreibt das Merkmal AE_{vc} den Richtungswechsel in vertikaler Richtung.

$$AE_{vc} = \frac{Anzahl(\text{Richtungswechsel in vertikaler Richtung})}{\text{Zeitintervall}} \tag{49}$$

Die Abbildung 47 stellt den Box-Plot des Merkmals AE_{vc} dar. Erwartungsgemäß zeigen die Aktivitäten mit hohem Rauschanteil („Ruhe“(2)) oder geringer Periodizität („Auto fahren“(9)) die höchsten Richtungswechsel.

Bei dem Referenzdatensatz wird mit nur diesem Merkmal eine Erkennungsrate von 32,1 Prozent (10-fold cross validation) erreicht.

4.4.8 Merkmal Abwesenheit

Im Alltag ist es üblich, dass ein Sensorsystem nicht permanent am Körper getragen wird. So wird das System unter der Dusche, nachts oder aus Bequemlichkeit im häuslichen Umfeld das System meist abgelegt sein. Zur vollständigen Beurteilung der körperlichen Aktivität des Nutzers ist es wichtig zu wissen, ob der Nutzer nur inaktiv ist oder den Sensor abgelegt hat. Aus diesem Grund wird die Aktivitätsklasse Abwesenheit (d.h. Sensor wird nicht getragen und ist nicht am Körper) eingeführt. Die Aktivitätsklasse Abwesenheit

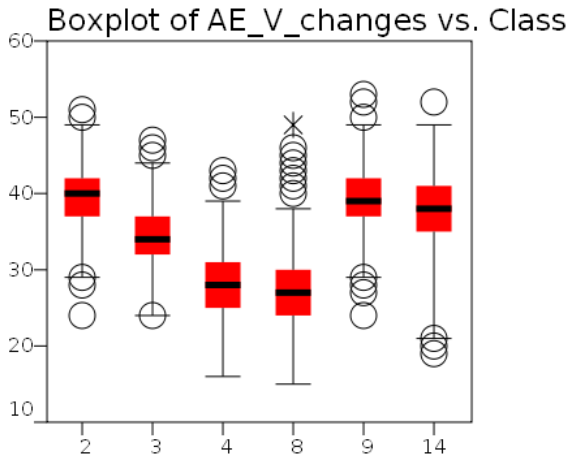


Abbildung 47: Merkmal Richtungswechsel in vertikaler Richtung

liegt vor, wenn sich der Sensor für den Zeitraum t_0 nicht am Körper befindet. Die Implementierung des Schrittdetektionsalgorithmus beinhaltet eine automatische Anpassung an die maximalen Beschleunigungswerte. Bei einem Ablegen des Messsystems adaptieren sich nach einer gewissen Zeit (Zeitraum t_0 = ca. 10 Minuten) die maximal auftretenden Beschleunigungswerte auf das Rauschen des Sensors. Befindet sich das Messsystem am Körper, so werden natürliche auftretende Körperbewegungen als sporadische Schritte detektiert, im anderen Fall werden keine Schritte erkannt. Zusätzlich wird die Verdrehung des Sensorsystems gegenüber der Erdgravitationsrichtung als Kriterium für das Tragen des Systems einbezogen. Das Merkmal Abwesenheit kann daher erst nach einer gewissen Zeit erkennen, ob der Sensor in völliger Ruhe ist. Das Merkmal Abwesenheit (Abw.) wird daher wie folgt definiert:

$$Abw. = \left\{ \begin{array}{l} 0 \text{ für Bewegung innerhalb des Zeitraums } t_0 \\ 1 \text{ für keine Bewegung innerhalb des Zeitraums } t_0 \end{array} \right\} \tag{50}$$

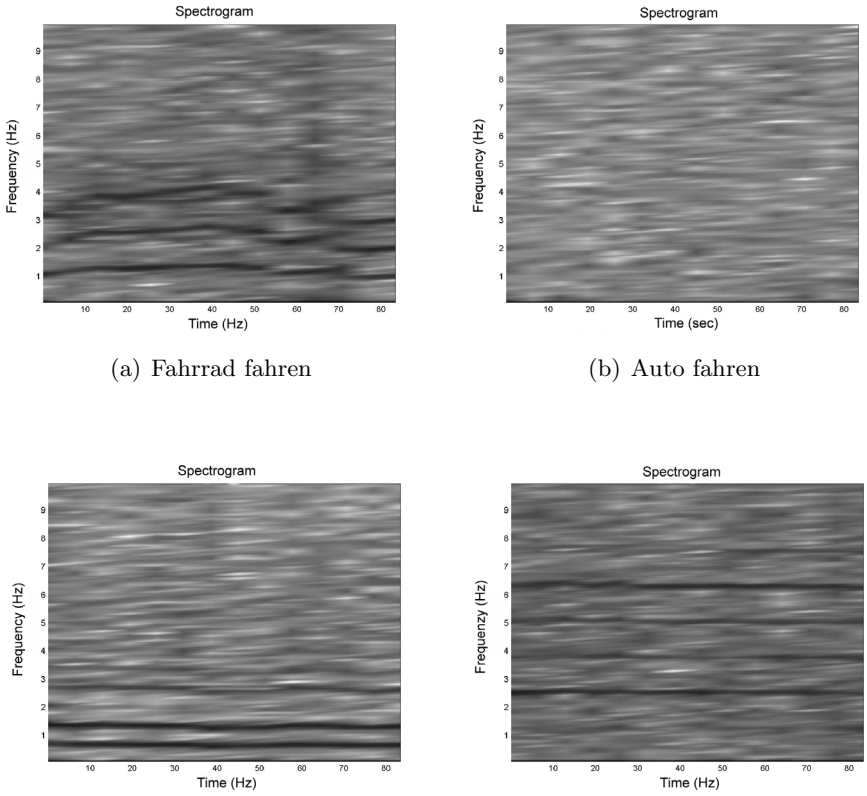
Eine Abwesenheit wird erkannt, wenn nach einem Zeitraum von $t_0 = 10$ Minuten keine Schritte detektiert wurden oder eine Phasenverschiebung von $\phi < e$ stattgefunden hat. Die Abwesenheit fließt im Merkmalsvektor durch das Merkmal Abw. ein. Bei dem Referenzdatensatz wird dieses Merkmal nicht ausgewertet, da die Einzelaktivitäten nicht länger als t_0 ausgeführt wurden.

4.4.9 Merkmal FFT

Das Transponieren der Beschleunigungsdaten in den Frequenzbereich ermöglicht eine Analyse des Frequenzspektrums hinsichtlich der unterschiedlichen Aktivitäten. Bei der Fouriertransformation macht man sich die Eigenschaft zu Nutze, dass sich jedes beliebige Signal in periodische, harmonische Schwingungen mit definierten Frequenzen, Phasen und Amplituden zerlegen lässt. Die Messdaten werden in der Fensterlänge von $n = 2^p$, beispielsweise mit p = 8 und somit n = 64 Werten erfasst, dadurch lässt sich eine schnelle Fouriertransformation anwenden. Für die Berechnung der Fouriertransformation FFT gilt mit q = n / 2:

$$FFT = \sum_{k=0}^{2q-1} AE(k) * e^{-\frac{2\phi i}{2q}} \quad m = 0, ..., 2q-1 \tag{51}$$

Die folgenden Abbildungen 48 zeigen die jeweiligen Aktivitäten mit ihren auffälligen Merkmalen. Hierbei sind in der x-Achse die Zeit und in der y-Achse die Frequenzen aufgetragen. Die Abbildungen machen deutlich, dass sich besonders die Basisfrequenz, der Energiegehalt sowie die Entropie unterscheiden.



(a) Fahrrad fahren

(b) Auto fahren

(c) Gehen

(d) Laufen

Abbildung 48: Darstellung von Aktivitäten im Spektralbereich

Die Abbildungen weisen bei dunklen Linien eine höhere Amplitude im Frequenzspektrum der Aktivitätsdaten auf. Beim „Gehen“ (Abbildung 48(c)) sind geringere Frequenzen feststellbar als beim Laufen (Abbildung 48(d)). Die bei Abbildung 48(c) doppelt erscheinenden Linien entsprechen den unter Kapitel 5 (Gesamtarchitektur) beschriebenen unterschiedlichen Frequenzen der Hüftbewegung von „Vor-Zurück“ sowie „Links-Rechts“. Die sichtbaren Frequenzen beim „Fahrrad fahren“ (Abbildung 48(a)) resultieren aus den harmonischen Schwingungen der Tretbewegung. Die Basisschwingung kann durch die diskrete Fouriertransformation berechnet werden.

Für das Merkmal FFT_{vf} wird die Grundfrequenz aus den vertikalen Anteilen der Beschleunigung AE_v berechnet, d.h. das Merkmal gibt an, an welcher Stelle k der Fouriertransformierten die Magnitude am größten ist. Das Merkmal FFT_{hs} beschreibt die Summe der Magnitude der fouriertransformierten, horizontalen Beschleunigungen, ohne den Konstantanteil (Magnitude an Stelle Null).

Die Abbildung 49 stellt den Box-Plot des Merkmals FFT_{vf} dar. Bei Aktivitäten, die keine oder nur eine geringe Regelmäßigkeit aufweisen, ist der Interquartilsabstand (IQR) entsprechend groß. Die Aktivitäten „Laufen“ und „Fahrrad fahren“ weisen eine hohe Periodizität auf.

Die Spektralanalyse fließt im Merkmalsvektor durch die Merkmale FFT_{hs} und FFT_{vf} ein. Bei dem Referenzdatensatz wird mit dem Merkmal FFT_{hs} eine Erkennungsrate von

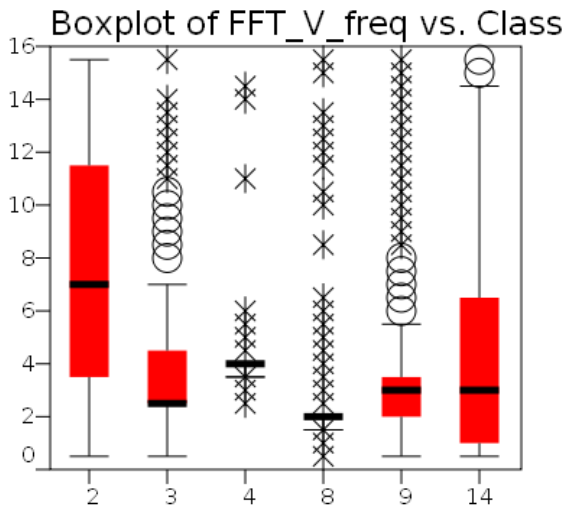


Abbildung 49: Merkmal Frequenz in vertikaler Richtung

66,3 Prozent und für FFT_{vf} 51,0 Prozent (10-fold cross validation) erreicht. Die Tabelle 14 beschreibt die Kenngrößen des Merkmals FFT_{vf}.

Mittelwert	Standardabweichung	Minimalwert	Maximalwert
2.74	2.175	0.313	9.688

Tabelle 14: Merkmalseigenschaften der vertikalen FFT-Frequenz

4.4.10 Merkmal HG

Durch die Kenntnis der Orientierung des Sensorsystems ist es möglich, für jedes Abtastfenster die Hauptbewegungsrichtung $\vec{hr}$ zu bestimmen. Bei der Ausführung körperlicher Aktivität wird der Körper auch in der vertikalen Richtung, das heißt in Richtung der Erdgravitation $\vec{gr}$ bewegt. Addiert man über ein Abtastfenster die Beschleunigung in Aufwärtsrichtung des Körpers, so erhält man das Merkmal HG, welches zur Unterscheidung der ausgeführten Aktivitäten nutzbar ist. Das Merkmal ist geeignet, um zwischen Aktivitäten zu trennen, bei denen andere Merkmale sonst Ähnlichkeiten aufweisen, beispielsweise zwischen „Auto fahren“ und „Ruhen“ oder „Gehen“ und „Aktiv sein“. Das Merkmal HG ist wie folgt definiert:

$$HG = \sum_{k=1}^{n} A_k, \text{ mit } \left\{ \begin{array}{l} A_k = \vec{hr}_k, \text{ wenn } \vec{gr}_k > 0 \\ A_k = 0, \text{ wenn } \vec{gr}_k <= 0 \end{array} \right\} \quad (52)$$

Die Abbildung 50 stellt den Box-Plot des Merkmals HG dar. Die Abbildung zeigt, dass das Merkmal viele Ausreißer aufweist. Es ist aber gut erkennbar, dass sich die Mittelwerte besonders zwischen den Aktivitäten „Gehen“ und „Fahrrad fahren“ unterscheiden. Das Merkmal HG ist somit für die Trennung von diesen Aktivitäten geeignet.

Bei dem Referenzdatensatz wird mit nur diesem Merkmal eine Erkennungsrate von 43,8 Prozent (10-fold cross validation) erreicht (siehe auch Tabelle 15).

Mittelwert	Standardabweichung	Minimalwert	Maximalwert
5.657	50.77	-562.58	500.36

Tabelle 15: Merkmalseigenschaften von HG

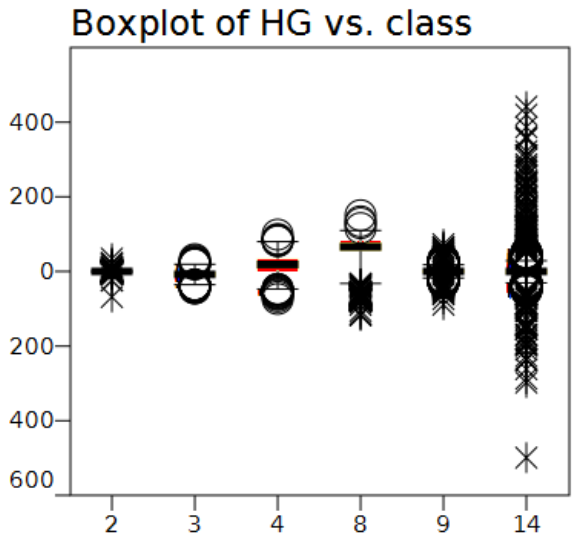


Abbildung 50: Merkmal HG

4.4.11 Sonstige Merkmale

Es wäre zu vermuten, dass physikalische Messgrößen, beispielsweise die Wegänderungen im dreidimensionalen Raum, die Körperbewegungen gut beschreiben. Die messtechnische Erfassung der Wegänderung, welche durch die doppelte Integration der Beschleunigungsdaten gewonnen werden kann, ist für die Aktivitätserkennung jedoch von geringer Aussagekraft und wird daher nicht verwendet. Üblicherweise stellt das Integral der Beschleunigung die Geschwindigkeit, beziehungsweise das Doppelintegral die zurückgelegte Strecke hinreichend dar. Dieses ist jedoch in der Praxis auf Grund des Sensorrauschens nicht der Fall.
Die Abbildung 51 stellt die ermittelten Beschleunigungswerte dar, die sich bei einem realen Aufprall des Sensors auf einen Gegenstand zeigen. Der Versuchsaufbau bestand aus einem 0,5 Meter langen Stab, der einseitig an einer Stütze befestigt war. Am Ende des Stabes wurde der Messsensor befestigt. Wurde der Stab nun losgelassen, so bewegte er sich, da er einseitig an der Stütze befestigt war, durch die Schwerkraft im Viertelkreisbogen und schlug auf die Stütze auf. Dieser Versuch wurde mit unterschiedlichen Messsystemen, u.a. mit dem SonyEricsson w715 durchgeführt. Die Abbildung zeigt die anfängliche Erdbeschleunigung auf der z-Achse des Messsystems von 1 g. Die x- und y-Achse weisen nahezu keine Beschleunigungen auf (Zeitpunkt n = 0 bis n = 15).
Beim Loslassen (Zeitpunkt n = 16) befindet sich das System annähernd im freien Fall, die z-Achse fällt von 1 g auf 0 g ab (Zeitpunkt n = 17). Durch die Viertelkreisbewegung befindet sich die z-Achse kurz vor dem Auftreffen auf die Stütze in horizontaler Richtung. Das Auftreffen (Zeitpunkt n = 24) generiert eine Beschleunigung, die bei dem verwendeten Messsensor nahezu nur negativ wiedergegeben wird (Zeitpunkt n = 23 - 26). Würde aus den gemessenen Beschleunigungswerten die Geschwindigkeit berechnet werden, bei der das System in Ruhe ist (Zeitpunkt n = 27), so hätte man eine rechnerische Geschwindigkeit von 0,9 $\frac{m}{s}$. Da das Messsystem nach dem Versuch in Ruhe ist (Zeitpunkt n = 27), so kann aus dem Versuch abgeleitet werden, dass Beschleunigungswerte durch das Messsystem nicht den tatsächlich auftretenden Beschleunigungen entsprechen. Daher sind physikalische Merkmale, beispielsweise die Wegänderung, die von einem Messsystem falsch oder sehr ungenau erhoben werden, für die Aktivitätserkennung von geringer Bedeutung.

Die Qualität der Messdaten beeinflusst ebenfalls Merkmale aus dem Frequenzbereich. Intel Research [LCB+05] arbeitet mit einem Messsystem mit hoher Abtastung, die bei 550 Hertz liegt. Bei dieser Abtastrate können relevante Merkmale, beispielsweise Frequenzbänder oder frequenzabhängige Entropie für die Klassifizierung berücksichtigt wer-

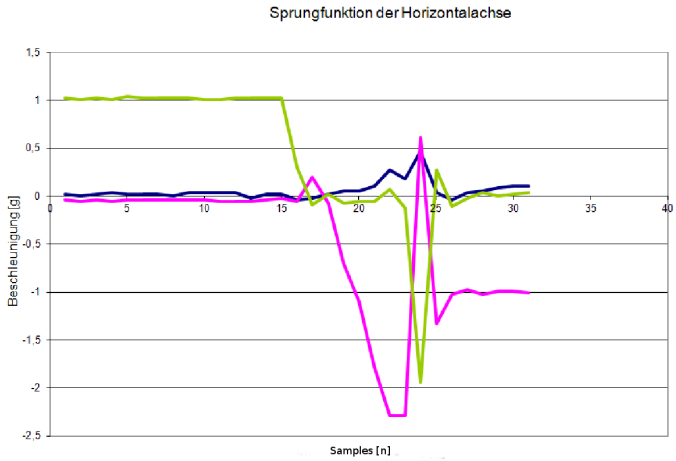


Abbildung 51: Sprungfunktion der Horizontalachse

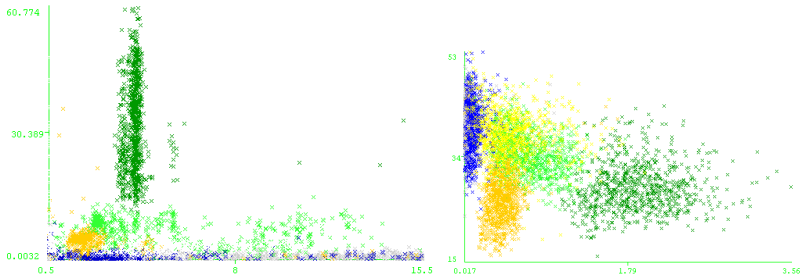
den. Bei geringen Abtastraten, wie sie beispielsweise ein Mobiltelefon mit 20 Hertz ermöglicht, können diese Merkmale nicht ausreichend generiert werden.

Zur schnelleren Berechnung der Fast-Fouriertransformation ist die Größe der Abtastfenster als 2-er Potenz abzubilden, daher können die Kernparameter aus der Anforderungsbeschreibung wie folgt zusammen gefasst werden.

PARAMETER:
Für eine Aktivitätserkennung mit einem Mobiltelefon ist eine Abtastrate von 20 Hertz, mit der Fensterbreite von 64 Samples und einer Quantisierung von 2^6 Bit / g im Messbereich von $\pm$ 2 g ausreichend.

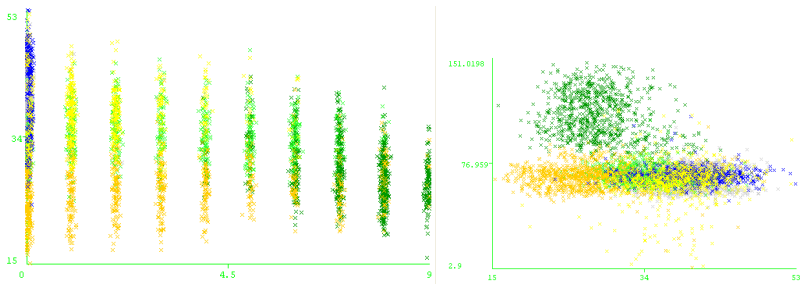
4.4.12 Merkmalsvektor

Die zuvor beschriebenen Merkmale können zusammengefasst und als Merkmalsvektor definiert werden. Dieser Merkmalsvektor beinhaltet die relevanten Merkmalsausprägungen eines Abtastfensters und wird zyklisch aktualisiert. Die Zusammenstellung des Merkmalsvektors bestimmt die Trennbarkeit der Aktivitäten. Die Auswahl der Merkmale erfolgt durch die Signifikanzanalyse (im Anhang sind die ROC-Kurven der relevanten Merkmale dargestellt). In den folgenden zweidimensionalen Abbildungen werden exemplarisch zwei Merkmale mit den Aktivitätsklassen dargestellt (siehe Abbildung 52 und 53). Die Aktivitäten sind farblich codiert, hierbei entspricht „Ruhen“ grau, „Gehen“ hellgrün, „Laufen“ dunkelgrün, „Fahrrad fahren“ orange, „Autofahren“ blau und „Aktiv sein“ der Farbe Gelb.



(a) Merkmal AEh und FFTvf (b) Merkmal AEhp und AEvc

Abbildung 52: Visualisierung der Merkmalskombinationen AE und FFT



(a) Merkmal Schrittfrequenz und AEvc (b) Merkmal AEvc und AEv

Abbildung 53: Visualisierung der Merkmalskombinationen AE und Schrittfrequenz

Die Tabelle 16 gibt die Erkennungsrate für jeweils ein Merkmal für die jeweilige Aktivität an. Es zeigt sich hier, dass jedes Merkmal alleine eine geringe Erkennungsrate bewirkt, die Kombination von Merkmalen die Erkennungsrate jedoch erheblich steigert. Somit lässt sich die Fragestellung der Anforderungsanalyse hinsichtlich geeigneter Merkmale für die Aktivitätserkennung wie folgt beantworten:

> FRAGESTELLUNG MERKMALE:
> Welches sind für ein Mobiltelefon die geeigneten Merkmale, die den Einsatz eines mobilen Aktivitätserkennungssystems ermöglichen?
> Die für ein mobiles Aktivitätserkennungssystems geeigneten Merkmale sind in der folgenden Tabelle 17 angegeben.

Die Auswahl geeigneter Merkmale ist Voraussetzung für eine Klassifikation von Aktivitäten. In diesem Kapitel wurden die relevanten Merkmale identifiziert, die für eine Aktivitätserkennung für ein ressourcenschwaches System geeignet sind. In den ausgewählten Merkmalen sind neue relevante Merkmale enthalten, beispielsweise domänenspezifische Merkmale wie Schrittanzahl und Schrittvarianz, die eine hohe Erkennungsrate ermöglichen.

4.5 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Konzeption und die Modellierung eines Erkennungssystems für körperliche Aktivitäten durchgeführt. Hierbei wurde die Architektur der Aktivitätserkennung um das Modul zur Generierung eines neuen Bezugssystems erweitert. Dieses Bezugssystem orientiert sich an dem vestibulären Bezugssystem des Menschen. Für die Transformation der Beschleunigungsdaten in das neue Bezugssystem ist die Analyse der einwirkenden Beschleunigung notwendig.

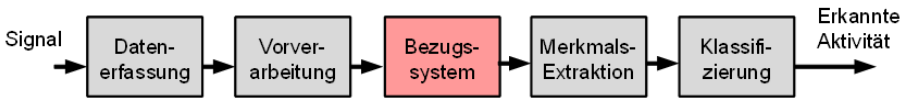


Abbildung 54: Mustererkennung in der Erkennungsphase

Es wurde die numerische Methode zur Bestimmung der Hauptachsenrichtung vorgestellt und hergeleitet. Für die ausgewählte Aktivität „Gehen“ lässt sich die Richtung mittels Analyse des Frequenzspektrums der Beschleunigungen in der Hauptbewegungsebene oder durch die Hauptkomponentenanalyse bestimmen. Aus der Kenntnis der Orientierung des Sensorsystems ist die anschließende Transformation der Beschleunigungswerte in das neue Bezugssystem möglich. Die ermittelten Mindestanforderungen an die Messdaten

Merk-mal	Ruhen	Gehen	Laufen	Fahr-rad	Auto	Aktiv sein	Durch-schnitt
AE	0,79	0,60	1,00	0,56	0,79	0,38	0,69
AE_h	0,73	0,62	0,99	0,48	0,69	0,46	0,66
AE_{hp}	0,76	0,53	0,97	0,87	0,67	0,04	0,64
AE_v	0,76	0,48	0,58	0,05	0,03	0,15	0,34
AE_{vp}	0,80	0,72	0,97	0,50	0,76	0,07	0,63
AE_c	0,37	0,45	0,09	0,70	0,14	0,17	0,32
AE_{vc}	0,72	0,56	0,37	0,47	0,00	0,06	0,36
FFT_{hs}	0,71	0,60	0,99	0,62	0,82	0,25	0,66
FFT_{hf}	0,30	0,72	0,49	0,82	0,00	0,60	0,49
FFT_{vp}	0,78	0,85	0,89	0,46	0,52	0,39	0,65
FFT_{vs}	0,81	0,72	0,99	0,36	0,74	0,30	0,65
FFT_{vf}	0,50	0,35	0,96	0,77	0,17	0,30	0,51
ϕ	0,93	0,58	0,97	0,30	0,00	0,58	0,56
HG	0,71	0,79	0,04	0,80	0,06	0,22	0,44
S_f	0,85	0,69	0,56	0,18	0,00	0,44	0,45
S_{sd}	0,87	0,77	0,02	0,83	0,20	0,51	0,53
Abw.	-	-	-	-	-	-	-
Mit allen Merkmalen	0,90	0,93	1,00	0,96	0,91	0,86	0,93

Tabelle 16: Erkennungsrate bei einem Merkmal

zeigen auf, dass zur Unterstützung der Fast-Fouriertransformation die Messdaten in Abtastfenstern zu 64 Samples gruppiert und mit einer Abtastfrequenz von 20 Hertz erfasst werden sollten. Die Quantisierung der Beschleunigungswerte sollte die Auflösung von 2^6 bit / g in dem Messbereich von $\pm$ 2 g aufweisen. Zur Schonung von Ressourcen bietet sich für mobile Geräte als Klassifizierer der Entscheidungsbaum an. Dadurch kann diese Technologie auch bei energiesparenden, eingebetteten Systemen angewandt werden, die mit einer Knopfzelle über Monate oder Jahre an Laufzeit aufweisen [Gre13]. Durch die normierten Beschleunigungswerte können Merkmale selektiert und in einem Merkmalsvektor zusammengefasst werden. Die Tabelle 17 stellt die für eine Klassifzierung geeignete Merkmale aufgelistet dar.

Lfd. Nummer	Kurzbezeichnung	Bemerkung
1	AE	AE beschreibt das Integral der Beschleunigung über einen Zeitabschnitt im 3D-Raum ohne Gravitationsanteil.
2	AE_h	Die Horizontalbeschleunigung beschreibt das Integral der Beschleunigung über einen Zeitabschnitt, die in orthogonaler Richtung zur Erdanziehung wirkt.
3	AE_hp	Magnitude der horizontalen Bewegung.
4	AE_v	Die Vertikalbeschleunigung beschreibt das Integral der Beschleunigung über einen Zeitabschnitt, die in senkrechter Richtung zur Erdanziehung wirkt.
5	AE_{vp}	Magnitude der vertikalen Bewegung.
6	AE_c	Richtungswechsel der orientierungsfreien Beschleunigung.
7	AE_{vc}	Richtungswechsel der vertikalen Beschleunigung.
8	FFT_{hs}	Summe der horizontalen Frequenzanteile.
9	FFT_{hf}	Frequenz der Horizontalbeschleunigung.
10	FFT_{vp}	Maximale Magnitude der Vertikalbeschleunigung.
11	FFT_{vs}	Summe der vertikalen Frequenzanteile.
12	FFT_{hf}	Frequenz der Vertikalbeschleunigung.
13	Schrittfrequenz	Frequenz der Schrittbewegung.
14	Schrittvarianz	Periodizität der Schrittausführung.
15	Phi	Beschreibt die Phasenlage zwischen der Horizontal- und Vertikalbeschleunigung.
16	HG	Beschreibt die Summe des Produktes positiver Horizontal- und Vertikalbeschleunigung.
17	Abw.	Abwesenheit, nicht am Körper, dieses Merkmal definiert, ob der Sensor sich für längere Zeit nicht am Körper befindet.

Tabelle 17: Elemente des Merkmalsvektors

5 Gesamtarchitektur eines mobilen Aktivitätserkennungssystems

Um aus den gewonnen Beschleunigungsdaten eine Aktivitätsanalyse durchführen zu können, ist es notwendig eine Gesamtarchitektur zu entwerfen. Diese Architektur bildet neben den Modulen der Datenerfassung, Vorverarbeitung, Bildung des Bezugssystems, Merkmalsextraktion und Klassifizierung auch die Erweiterung ab, um andere oder zusätzliche Aktivitäten zu erkennen. Mit Hilfe dieses Gesamtkonzepts ist man zukünftig in der Lage, unter Alltagsbedingungen auch mit ressourcenschwachen Geräten, beispielsweise Mobiltelefone, eine unaufdringliche Erfassung der körperlichen Aktivität durchzuführen.

Um dieses zu ermöglichen, wurde in Kapitel 4 (Konzeption) das Konzept entwickelt, die erhobenen Messdaten unter der Kenntnis einer ausgewählten Aktivität in ein neues Bezugssystem zu transformieren (Abbildung 54). Dieses Konzept wird folgend um die Module des Erlernens neuer Aktivitäten erweitert, indem der gesamte Klassifier mit neuen Aktivitätsdaten neu trainiert wird.

5.1 Modell der körperlichen Aktivität

Für die Beschreibung der körperlichen Aktivität eines Menschen ist es sinnvoll, Vereinfachungen vorzunehmen, die es erlauben, die körperliche Aktivität in einem Modell abzubilden. Dieses Modell vereinfacht die Realität, ist für den Menschen nachvollziehbar darstellbar und kann einfacher in technische Systeme abgebildet werden.
Die Zusammensetzung der körperlichen Aktivität im Alltag zeichnet sich dadurch aus, dass besonders bei Kindern ein häufiger Wechsel der Aktivitätsklassen stattfinden kann [BL08]. Während die Dauer der Aktivitäten zwischen einigen Sekunden und mehreren Stunden betragen kann, wird für diese vorliegende Arbeit vereinfachend angenommen, dass die Aktivität sich mindestens über eine Minute erstreckt. Dadurch ist es möglich, den Tagesverlauf in gleichlange Abschnitte von jeweils 60 Sekunden Dauer zu unterteilen, welches eine geeignete Betrachtung der Tagesaktivität zulässt. Die Transitionen, d.h. die Übergänge zwischen den verschiedenen Aktivitäten, werden für diese Arbeit nicht als eigenständige Aktivitäten betrachtet.
Das Modell der körperlichen Aktivität sieht daher vor, dass der Mensch jede Bewegung zu jeder Zeit ausführen kann. Weiterhin beinhaltet das Modell, dass der Mensch bei der Ausführung der Aktivität nicht erschöpft und somit die Ausführungswahrscheinlichkeit zu jedem Zeitpunkt gleich ist. Die Ausführung der körperlichen Aktivität unterliegt keinen Vorbedingungen, keinem semantischen oder probabilistischen Modell. Weiterhin wird der Mensch in einem definierten Zeitintervall jeweils nur eine Aktivität ausführen, dass bedeutet, die Aktivität ist atomar und disjunkt.
Auf Grundlage dieser Annahmen gilt für die Menge A der körperlichen Aktivitäten:

$$A = (A_0, A_1, .., A_k) \text{ mit } k, m = [1...N] \text{ und k,m } \in \mathbb{N} \tag{53}$$

$$A_k \cap A_m = 0 \text{ für } k \neq m \tag{54}$$

Das vorliegende Modell der körperlichen Aktivität umfasst eine definierte Menge von Aktivitäten, die für die Behandlung von Adipositas notwendig sind und ist gemäß der Tabelle 1 auf die Aktivitäten „Ruhen“, „Gehen“, „Laufen“, „Fahrrad fahren“, „Auto fahren“ und „Aktiv sein“ beschränkt.

5.2 Gesamtmodell der Aktivitätserkennung

Die mobilen Systeme zur Aktivitätserkennung können durch die Extraktion von Merkmalen und der nachfolgenden Klassifizierung bekannte Aktivitäten erkennen. Das zugrunde

liegende Konzept der Aktivitätserkennung geht davon aus, dass hierfür zwei Phasen notwendig sind. Diese Phasen werden in die Erkennungsphase sowie in die Lernphase untergliedert.
Die Erkennungsphase beschreibt den Zustand, in dem die Merkmalsselektion und die Anpassung des Klassifizierers abgeschlossen ist. Das Erkennungssystem kann nun durch eine Klassifizierung unbekannte Merkmalsvektoren den entsprechenden Aktivitätsklassen zuordnen.
Die Trainings- oder Lernphase beschreibt den Zustand, in der eine geeignete Konstellation von möglichen Merkmalen mit einem dazu passenden Klassifizierer ausgewählt wird. Um dieses zu erreichen, wird der Klassifizierer zuvor unter Nutzung einer Trainingsdatenmenge mit bekannten Aktivitäten angelernt. Dieses Verfahren setzt voraus, dass Trainingsdaten für die jeweiligen Aktivitäten vorliegen und die entsprechende Zuordnung bekannt ist (überwachtes Lernen).
Wird ein Aktivitätserkennungssystem in der Form erweitert, dass es andere oder zusätzliche Aktivitäten erkennen kann, so muss erneut eine Merkmalsselektion, Merkmalsextraktion und Adaption des Klassifizierers durchlaufen werden. Darüber hinaus ist es notwendig, dass das Aktivitäts- und Merkmalsmodell um die neuen Elemente ergänzt wird. Die Erweiterung oder Auswahl geeigneter Merkmale und die Anpassung des Klassifizierers wird auch als Trainingsphase bezeichnet.

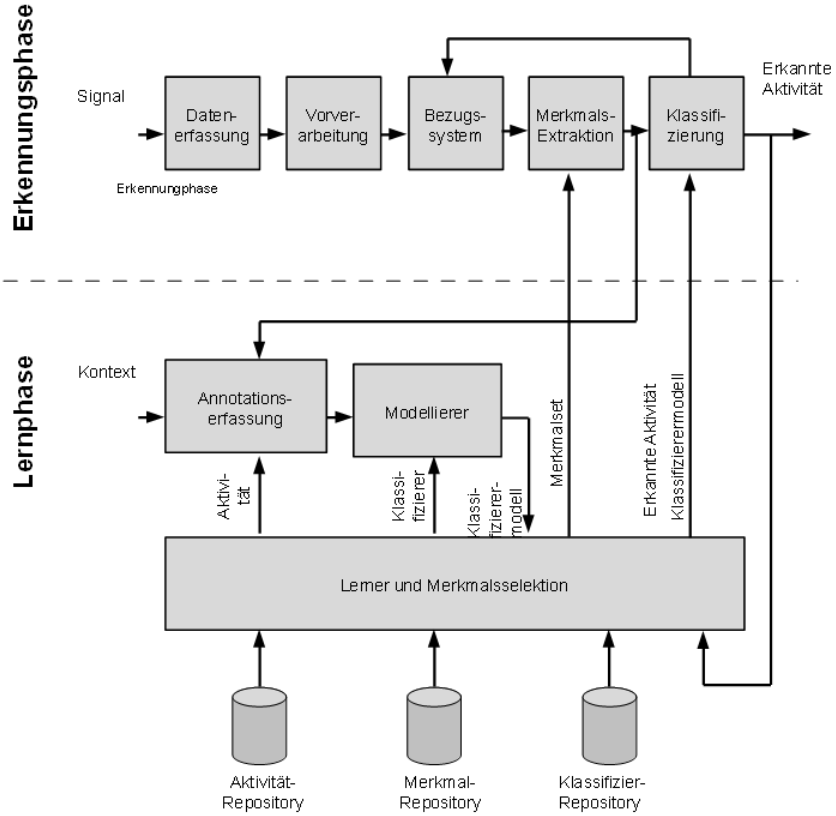


Abbildung 55: Erkennungsphase und Lernphase der Mustererkennung

Für das Gesamtmodell der Aktivitätserkennung ist es daher notwendig, die für eine Lernphase notwendigen Komponenten in der Systemarchitektur zu ergänzen. Hierbei wird jede Komponente separat betrachtet und jedes dargestellte Modul kann für sich optimiert werden. Die Sequenz der Verarbeitungsschritte ist datenunabhängig. Das Gesamtmodell der Aktivitätserkennung in Abbildung 55 bildet oberhalb der gestrichelten Linie die Er-

kennungsphase und in dem unteren Bereich die Lernphase der Aktivitätserkennung ab.
In der abgebildeten Gesamtarchitektur werden die einzelnen Module separat dargestellt, die nachfolgend erläutert werden.

5.2.1 Module der Erkennungsphase

Die Module der Aktivitätserkennung in der Erkennungsphase wurden bereits in Kapitel 3 (Stand der Technik) erläutert und dargestellt. Zur Vollständigkeit folgt daher nur eine kurze Beschreibung.

Datenerfassung
Die ausgeführte körperliche Aktivität wird durch eine Sensorik beobachtet. Als Sensoren kommen dreiachsige Beschleunigungssensoren zum Einsatz, welche die analogen Bewegungen des menschlichen Körpers erfassen. Das Modul Diskretisierung bildet die Sensorik und Diskretisierung ab, bei der die auf das Messsystem einwirkenden Beschleunigungen in digitale, wert- und zeitdiskrete Signale umgewandelt werden.

Vorverarbeitung
Im dem Modul der Vorverarbeitung werden Messfehler eliminiert und mittels Signalschätzungsverfahren ein neues optimiertes Messsignal generiert. Diese Messsignale werden für die Weiterverarbeitung in die benötigte Auflösung umgewandelt (Resampling) und in Fenstern (Frames) zusammengefasst.

Generierung Bezugssystem
Die diskreten Messwerte, die in dem Messsensor-Bezugssystem vorliegen, werden in ein neues, für die Aktivitätserkennung einheitliches Bezugssystem transformiert. Das Modul liefert Messsignale, die in normierte Größen überführt wurden.

Merkmalextraktion
Aus den Mustern der Messsignale werden Merkmale extrahiert, die als Ausgangslage für die Aktivitätsklassifizierung dienen. Hierfür werden auf Basis des Merkmalmodells diejenigen Eigenschaften bestimmt, die sich bei unterschiedlichen Aktivitäten unterscheiden. Die Ausprägung der Merkmale wird in einem Merkmalsvektor zusammengefasst.

Klassifizierung
Der Klassifizierer ist auf Grund seines Klassifizierermodells in der Lage, Merkmale, die in dem Merkmalsvektor $\vec{M}$ zusammengefasst sind, einer Aktivitätsklasse A_k zuzuordnen.
Damit die sequenziell bestimmten Aktivitätsklassen im Handlungskontext betrachtet werden können, ist eine Nachverarbeitung beispielsweise durch probabilistische Verfahren (z.B. Hidden Markov) möglich.

5.2.2 Module der Trainingsphase

Die in der Gesamtarchitektur (Abbildung 55) dargestellten Module lassen sich hinsichtlich ihrer Funktion und Schnittstelle wie folgt beschreiben.

Annotation
Für die Erstellung von Testdaten ist es notwendig, die zu klassifizierenden Aktivitäten entsprechend ihrer Aktivitätsklasse A_k zu kennzeichnen. Diese Kennzeichnung kann darüber hinaus auch eine Erfassung von zusätzlichen Informationen, beispielsweise Alter und Geschlecht der Probanden, beinhalten.
Die Annotation stellt sicher, dass für alle Merkmale, die in der Lernphase erhoben werden,

die Zuordnung zu den entsprechenden Aktivitätsklassen vorhanden ist. Für die Annotation von Aktivitäten können manuelle oder automatisierte Verfahren eingesetzt werden [WPC05]. Da die in der Lernphase bekannte Aktivitätsklasse A_k durch einen Merkmalsvektor repräsentiert wird, erfolgt die Annotation in der Form, dass der Merkmalsvektor $\vec{M}_k$ um die jeweilige Aktivitätsklasse A_k ergänzt wird. Es gilt:

$$\vec{M}_k = [m_1, m_2, ..., m_i, A_k] \tag{55}$$

Die Gesamtheit der annotierten Merkmalsvektoren wurde aus den Trainingsdaten extrahiert und werden dem Modellierer-Modul übergeben.

Modellierer
Das Modellierer-Modul generiert aus den Trainingsdaten $\vec{M}_k$ für einen ausgewählten Klassifizierer ein optimiertes Klassifizierermodell. Mit diesem Klassifizierermodell kann ein Klassifizierer bekannte oder unbekannte Merkmalsvektoren klassifizieren und der Aktivitätsklasse A_k zuordnen.
Im Falle des Entscheidungsbaumes bestimmt das Modellierer-Modul als Klassifizierermodell die entsprechenden Entscheidungsregeln. Hierbei werden aus den Trainingsdaten Untermengen gebildet. Ein Algorithmus optimiert den Klassifizierungsprozess, in dem er den Klassifizierer unter Einbeziehung der Untermengen erzeugt (trainiert). Es entsteht dabei das Modell des Klassifizierers (Klassifizierermodell). Nach Beendigung der Optimierung übergibt das Modellierer-Modul das Klassifizierermodell dem Modul der Lerner- und Merkmalsselektion.
Das Modellierer-Modul kann neben dem Entscheidungsbaum auch andere Klassifizierermodelle erzeugen, eine Auswahl kann hierbei durch Festlegung oder durch andere Auswahlkriterien (z.B. Komplexität, Erkennungsrate) erfolgen.

Lerner- und Merkmalsselektion
Das Lerner- und Merkmalsselektion-Modul optimiert die Erkennungsrate der Trainingsdaten durch die Selektion von relevanten Merkmalen (Merkmalsselektion) für den entsprechenden Klassifizierer. Hierbei analysiert und variiert das Modul die zur Verfügung stehenden Merkmale, wählt Merkmale neu aus und überprüft, welche Erkennungsrate mit der aktuellen Konstellation erreicht wird.
Für die Klassifizierung von Aktivitäten mittels Merkmalen liegt der Ansatz nahe, dass die Aktivität aus einer Folge von Einzelbewegungen besteht, wobei die Bewegungen jeweils für sich betrachtet werden. Die Beschleunigungsdaten sind hierbei in unabhängigen Fenstern zusammengefasst, wobei daraus die jeweiligen, relevanten Merkmale bestimmt werden (Intraframe). Bei diesem Ansatz geht jedoch der Zusammenhang einer Bewegungsfolge von Fenster zu Fenster oder sogar von mehreren zurückliegenden Fenstern verloren. Daher ist es sinnvoller, bei der Merkmalsextraktion eines Fensters die Informationen von vorherigen Fenstern einzubeziehen (Interframe). Das vorliegende Merkmalsmodell nutzt daher Eigenschaften der Signale innerhalb des aktuellen Fensters sowie von zurückliegenden Fenstern. Die Merkmale werden in einem Merkmalsvektor zusammengefasst.
Durch einen Algorithmus sucht der Modellierer die optimale Merkmalsauswahl und den optimalen Klassifizierertyp, bei denen die höchste Erkennungsrate erreicht wird. Anschließend übergibt der Modellierer die Auswahl der selektierten Merkmale mit dem entsprechenden Klassifizierer dem Modellierer-Modul sowie dem Klassifizierungs-Modul.

Repository
Das Repository dient dazu, als Datenspeicher notwendige Informationen oder Modelle der Aktivitäten, der Merkmale oder des Klassifizierers zu speichern. Die im Repository gespeicherten Aktivitätsinformationen dienen dazu, das Aktivitätsmodell sowie die Trainingsdaten abzubilden. Durch das Repository kann der Zugriff auf annotierte Rohdaten

oder Merkmalsvektoren, Klasseninformationen sowie im einfachsten Fall die numerische Repräsentation der verfügbaren Aktivitätsklassen sichergestellt werden.
Das Merkmalsmodell wird in einem weiteren Repository abgebildet. Das Merkmalsmodell kann durch den Merkmalsvektor $\vec{M}$ repräsentiert werden. Darüber hinaus beinhaltet das Repository auch die Beschreibung aller möglichen Merkmale m mit ihren entsprechenden Berechnungsvorschriften. Die Merkmale können somit als eine Funktion des vorliegenden Datensegments mit $m_i = f_i(Datensegment)$ beschrieben werden. Dadurch ist es für das Lerner-Modul möglich, eine Merkmalsselektion durchzuführen.
Die für die Aktivitätserkennung möglichen Klassifizierer werden ebenfalls in einem Repository vorgehalten. In diesem Repository werden darüber hinaus die Klassifizierer-Modelle hinterlegt, die der Modellierer in der Lernphase generiert. Im einfachsten Fall wird hierbei bei einem Entscheidungsbaum die Graphenrepräsentation hinterlegt.

5.3 Kapitelzusammenfassung

Das Zusammenwirken der verschiedenen Komponenten zur Aktivitätserkennung lässt sich in Form von Modulen beschreiben. Hierbei können die komplexen Verbindungen zwischen den Modulen sowie die Anordnung der Module zueinander schematisch in einer Gesamtarchitektur dargestellt werden. Als ergänzendes Modul wurde die Generierung eines neuen Bezugssystems, welches eine Orientierungsfreiheit des Sensors gewährleistet, der Architektur hinzugefügt.
Darüber hinaus wurde die Architektur der Aktivitätserkennung um die für die Lernphase notwendigen Module erweitert. Diese Module sind notwendig, um das Erlernen oder die Erweiterung von zusätzlichen körperlichen Aktivitäten zu gewährleisten. Hierfür werden die Merkmalsselektion und das Trainieren des Klassifizierers durch die Einführung eines Modellierers und eines Annotations-Moduls ermöglicht. Die klassifizierten Aktivitäten können wiederum durch einen Rückführungsprozess durch weitere Klassifizierungsprozesse (z.B. Second Level Classifier) verifiziert und optimiert werden.

6 Implementierungskonzept und prototypische Umsetzung

Kapitelübersicht
Dieses Kapitel beschreibt das Implementierungskonzept und die prototypische Umsetzung der Methodik zur Aktivitätserkennung auf einem mobilen Endgerät und einem Server. Es wird gezeigt, dass die vorgestellten abstrakten Konzepte und Modelle der Aktivitätserkennung konkretisierbar sind und auf sich auf einem handelsüblichen Mobiltelefon implementieren lassen. Das Implementierungskonzept sieht vor, die Aktivitätserkennung in eine Lernphase und in eine Erkennungsphase zu unterteilen. Hierbei wird die Aktivitätserkennung auf dem mobilen Endgerät realisiert, während die Komponenten der Lernphase und Archivierung von Aktivitätsinformationen auf einem Server abgebildet werden.
Diese Kapitel beschreibt zunächst die für die Umsetzung notwendige Entwicklungsumgebung und erläutert folgend die implementierten Verarbeitungsmodule gemäß der Gesamtarchitektur.

6.1 Entwicklungsumgebung

Zur softwaretechnischen Umsetzung wurden Programmierumgebungen für die mobilen Endgeräte sowie für die Serverumgebung eingesetzt. Zum Design einer Sensorhardware kam ein Programm zur Leiterplattenerstellung zum Einsatz.
Als Entwicklungs- sowie Serverhardware wurden handelsübliche PCs genutzt, die vergleichbar mit Rechnern des Typs DualCore E4400, 2GB RAM unter WinNT sind. Als Zielhardware (Mobiltelefone) wurden zunächst das Sony Ericsson (SE) K800i (ohne Beschleunigungssensor) und SE w910i, w760i, w715, w905, G705 sowie das LG Renoir und später diverse Androidsysteme (Xperia, Milestone und HTC Desire) eingesetzt.
Für das iPhone 4G wurde mit Xcode ebenfalls eine Library für Aktivitätserkennung programmiert, jedoch ist das iPhone nicht vollständig multitaskingfähig und schaltet den Beschleunigungssensor bei Ausführung anderer Anwendungen ab.
Die Softwareentwicklung für die Mobiltelefon-Applikation wurde mittels Eclipse [Ecl] in Java realisiert. Für die Entwicklung auf der J2ME Plattform wurde das Eclipse 3.4.1., das EclipseMEPlugin mit Sun Wireless Toolkit sowie Endgerät-spezifische Emulatoren (SonyEricsson JP8) verwendet.
Die Programmierung der Smartwatch Chronos und Metawatch erfolgte mittels der IAR Workbench for MSP430 [AB].
Die Server-Entwicklung wurde ebenfalls mit Eclipse realisiert, der Server nutzt Apache Tomcat [Tom]. Die Server Routinen wurden in PHP oder als JSP realisiert. Als Datenbank wurde MySQL [MYS] eingesetzt, die problemlos in die Umgebung eingebunden werden konnte.
Zur Durchführung von Tests wurden diverse Tools selbst entwickelt, um eine vereinfachte Datenerhebung durchzuführen. Hierzu zählt besonders der MoSeBo-Recorder, welcher Sensordaten von bis zu 8 Geräten parallel aufzeichnen kann. Darüber hinaus wurde die Data-Mining Software Weka [Gar95] sowie zur Analyse das Statistikprogramm PSPP [FSF] (eine freie Distribution von SPSS, [NN11]) genutzt.
Zur Umsetzung der Spezialhardware wurde die Software Eagle [Eag] eingesetzt. Diese Software eignet sich auf Grund der hohen Verbreitung und Leistungsfähigkeit zum Entwurf des Schaltungslayouts und zur Weitergabe der Schaltung an einen lokalen Platinenhersteller.
Die Mikrocontroller-Programmierung der Sensorhardware wurde mittels des WinAVR Studios [Atm] von Atmel in der Programmiersprache C realisiert. Diese Software ist für die Programmierung des verwendeten Atmel-Mikrocontrollers optimiert. Zur Ansteuerung des Mikrocontrollers wurde das AVR Board genutzt.

6.2 Sensortechnik

6.2.1 MoSeBo

Zu Beginn der Forschungsarbeiten lag kein Messsystem vor, welches die Anforderungen an eine mobile Aktivitätserkennung erfüllte. Aus diesem Grund musste eine Hardware entwickelt werden, das MotionSensorBoard (MoSeBo), welches frei programmierbar und mit einem dreiachsigen MEMS Beschleunigungssensor ausgestattet war [BSa]. Das MoSeBo (siehe Abbildung 56) ist ein batteriebetriebenes (Akku), robustes, ca. 78 Gramm leichtes Messsystem, welches bequem an der Hüfte oder in der Hosentasche getragen werden kann. Das MoSeBo besteht aus einer Sensorik zur Messung von Beschleunigungen, einer Verarbeitungs- und Auswerteeinheit in Form eines Mikrocontrollers (4 MHz Taktung), einer Speichereinheit (SD-Card) sowie einer Übertragungseinheit per Bluetooth oder Kabel. Die Abtastrate des Sensors beträgt 32 Hertz, höhere Frequenzen sind möglich. Die Beschleunigungsauflösung liegt bei 8 Bit / g, dieses entspricht dem Vergleich, dass eine Drehung des Sensors von 0,3 Grad auf Grund des sich ändernden Gravitationseinflusses messbar ist.
In dem MoSeBo ist ebenfalls ein Höhenmesser zur Detektion von z.B. Stürzen integriert. Dieser Sensor SMD500 (MoSeBo v5) beziehungsweise BMP 085 (MoSeBo v6) weist ein Rauschen von ca. 0,03 hPa im hochauflösenden Modus auf [BSb]. Das Rauschen entspricht bei Normaldruck dem Höhenunterschied von ± 25 cm. Die Sensoren verfügen über eine interne Temperaturkompensation. Die Temperatur und Luftdruck stehen ebenfalls als Messgröße zur Verfügung, werden jedoch zur Aktivitätserkennung nicht einbezogen. Das MoSeBo kann per Bluetooth an jedes mit diesem Funkstandard ausgestattete Mobiltelefon verbunden werden (siehe Abbildung 57).

Abbildung 56: MoSeBo V5

Das Messsystem MoSeBo wurde mit seinen Algorithmen auf Grund seiner Leistungsfähigkeit bereits als Messeexponat zur Detektion eines Freien Falls auf der Expo Sensor Fall 2006, zur Schrittdetektion des Exponats StepMan [BD05] sowie in weiteren Projekten eingesetzt. Das MoSeBo wurde durch die Verfügbarkeit von handelsüblichen Mobiltelefonen mit integrierten Beschleunigungssensoren abgelöst.

6.2.2 Mobiltelefon mit integriertem Beschleunigungssensor

2007 wurde das SonyEricsson w910i als erstes Mobiltelefon mit unter Java ansprechbarem Beschleunigungssensor auf dem Markt eingeführt. Dieser Sensor unterstützte die Mobiltelefon-Foto-Funktion und die damit verbundene automatische Erkennung von Hochformat- oder Querformataufnahmen (Autorotate). Bereits diese frühe Hardware genügte den Systemanforderungen, bei aktuellen Mobiltelefonen mit Android Betriebssystem oder Smartwatches werden in der Regel die Hardwareanforderungen erfüllt.

Abbildung 57: Externer Sensor (Mosebo) mit Mobiltelefon

Das Mobiltelefon, welches zum Proof-of-Concept genutzt wurde, ist mit den Abmaßen von $9{,}9 * 5{,}0 * 1{,}2$ cm sehr handlich und passt bequem in eine Hosentasche. In dem Gerät ist ein Sensor (LIS302DL, STMicroelectronics) integriert, der dreiachsige Beschleunigungen im Messbereich $\pm$ 2 g mit 6 Bit / g Auflösung erfassen kann. Als maximale Abtastfrequenz werden 20 Hertz statt der in der Konzeption geforderten 32 Hertz erreicht. Mit 86 Gramm ist das Gewicht des SE w910i jedoch mit dem des MoSeBos vergleichbar.
In den beiden vorgestellten Messsystemen wurden die notwendigen Module zur Aktivitätserkennung abgebildet.

6.3 Datenerfassung und Vorverarbeitung

Die für die Aktivitätserkennung notwendigen Module der Datenerfassung, Vorverarbeitung und Bildung des Bezugssystems wurden auf dem mobilen System umgesetzt. Gemäß den bislang etablierten Verfahren und dargestellten Konzepten werden die Beschleunigungsdaten in einem Tupel, bestehend aus einer internen, willkürlichen Datenformatsbeschreibung (DF), Zeitangabe (Timestamp) und Beschleunigungswerten der Achsen x, y, und z dargestellt. Zur schnelleren Verarbeitung wird als Zeiteinheit der Unix-Timestamp genutzt. Meist liefern die Beschleunigungssensoren binäre Abbildungen der Messgröße, diese werden in die SI-Einheiten m/ s^2 umgerechnet. Ein typischer Messdatensatz weist daher die Struktur „DF, Time, X, Y, Z“ auf, beispielsweise:

$SIA,1299251232059,0.307,-1.686,4.445

Es hat sich gezeigt, dass eine Signalvorverarbeitung unter Einbeziehung einer Signalschätzung mittels Zero-hold oder Spline notwendig ist. Dieses war besonders zur Normierung der Abtastrate von Android-Geräten und zur Vermeidung des Jitters bei J2ME-Geräten sinnvoll.

Die Erzeugung der Vektoren hinsichtlich der Messgerätorientierung wurde, wie in der Konzeption beschrieben, unter Zuhilfenahme der dynamischen Mittelwertbildung umgesetzt. Hierbei wurden die Parameter u = 0,99 und v = 0,01 gewählt (siehe auch Kapitel 4, Merkmal AE). Die Messdaten wurden in Fenster zu jeweils 64 Samples gruppiert, die für eine weiterführende Merkmalsverarbeitung verwendet wurden.

6.4 Erkennungsphase

Die Erkennungsphase beinhaltet die Module der Merkmalsextraktion und Klassifizierung und ermöglicht dadurch auf dem mobilen Endgerät (siehe Abbildung 58) eine autarke Aktivitätserkennung zur Laufzeit.

Abbildung 58: Mobile Klassifizierung

6.4.1 Merkmalsextraktion

Die Merkmalsextraktion wird auf Grundlage der jeweiligen Berechnungsvorschrift der ausgewählten Merkmale durchgeführt. Anschließend werden die Merkmalsausprägungen in einen Merkmalsvektor gespeichert und dem Klassifizierer übergeben.
Der Merkmalsvektor kann auch mit Annotationsinformationen erweitert und als String-Ausdruck gespeichert werden. Dieses ermöglicht eine bequeme Zusammenstellung von Trainingsdaten, die von dem Modellierer genutzt werden können. Die Repräsentation des Merkmalsvektors beinhaltet als erstes Feld den Datentyp (CDB), die Merkmalsausprägungen sowie falls vorhanden, die ausgeführte körperliche Aktivität.

$$m = (\$CDB, m_1, m_2, ..., m_i, A_k)$$

Das Implementierungskonzept sieht weiterhin vor, die für die Merkmalsextraktion benötigten Merkmale als Zahl zu codieren. Dieses hat den Vorteil, dass eine einfache Beschreibung von Merkmalsuntermengen aus der Gesamtmenge der möglichen Merkmale möglich wird. Das zu verwendende Merkmalsset kann somit als Zahlenliste abgebildet werden, welches beispielsweise vom Lerner-Modul generiert wird. Weiterhin wird die numerische Identifikation der Merkmale dazu genutzt, um ein performantes Klassifizierermodell aufbauen zu können.

6.4.2 Klassifizierung

Auf dem Mobiltelefon wurde als Klassifizierer ein Entscheidungsbaum zur Klassifizierung der durch die mobile Einheit gewonnenen Merkmalsvektoren implementiert.
Entscheidungsbäume zeigen gemäß dem Stand der Technik die höchste Erkennungsrate,

darüber hinaus ist die Implementierung des Entscheidungsbaumes für die Ressourcennutzung des mobilen Gerätes besonders vorteilhaft. Weiterhin ist der Klassifizierer in der Ausführung schnell und verfügt mit $\Omega(h)$ (mit h für die Höhe des Baumes) nur eine geringe Komplexität.
Der gewählte Entscheidungsbaum ist ein Binärbaum mit ja/nein-Entscheidungen an den Knoten. Der Entscheidungsbaum wird als Pre-Order-Tree (POT) repräsentiert und beschreibt die Teilbäume von links nach rechts. Der Knoten enthält als Komparator die Funktion $\leq$ mit einem Datenfeld, einem Attributfeld, der dem entsprechenden Merkmal entspricht sowie einem Knotenidentifikator.
Für die Klassifizierung eines Merkmalsvektors wird von dem Wurzelknoten gemäß der POT Traversierung vorgegangen. An jedem Knoten wird das vorgegebene Attribut und die damit verbundene Merkmalsausprägung mit dem Datenfeld verglichen. Die daraus resultierende Entscheidung führt zu weiteren Knoten, bis ein Blatt erreicht wird. Dieses Blatt entspricht der vorgegebenen Aktivitätsklasse. Damit der Entscheidungsbaum auf einem Server modelliert und auf das mobile Endgerät übertragen werden kann, wurde das Klassifizierungsmodell als String mit entsprechenden Inhalten abgebildet. Dieses Umsetzungskonzept lässt ein Parsen zur Laufzeit zu. Hierbei werden die notwendigen Elemente als Knoten (K), Kind links (CL), Kind rechts (CR) und Blatt (MC) abgebildet. Dem Knoten werden die Elemente KnotenID sowie die MerkmalsID (m_i) mitgegeben. Das Child verfügt über die KnotenID sowie die ID des Folgeknotens oder Blatt und einem Datenattribut. Für das Blatt wird die BlattID und die resultierende Aktivitätsklasse A_k angegeben. Eine beispielhafte Implementierung mit der Entscheidung:

$$\text{if } (m_7 \leq 0.221722) \text{ then } A_2 \text{ else } A_8$$

wird in dem Klassifizierermodell wie folgt abgebildet:

„K-0-7“ + „CL-0-1-0.221722“ + „MC-1-2“ + „CR-0-2-0.221722“ + „MC-2-8“

Das Implementierungskonzept beinhaltet, dass die aufwändige Generierung des Entscheidungsbaumes auf einem leistungsfähigen Server im Modul des Modellierers durchgeführt wird. Die für die Erstellung des Entscheidungsbaumes notwendigen großen Lerndatensätze brauchen daher nicht auf dem mobilen Endgerät vorzuliegen.

6.5 Adaptive Aktivitätserkennung

Das Implementierungskonzept sieht vor, die Verarbeitungsschritte zur Aktivitätserkennung gemäß der Gesamtarchitektur (Abbildung 55) modular abzubilden. Durch die verwendete Hardware liegen Restriktionen hinsichtlich den zur Verfügung stehenden Ressourcen vor, die es erfordern, die Erkennungsphase der körperlichen Aktivität von der Lernphase zu trennen. Dadurch ist es möglich, eine vollständige Aktivitätserkennung auf dem mobilen Endgerät umzusetzen. Die Lernphase wird durch einen Server unterstützt, der annotierte Aktivitätsdaten vom Mobiltelefon nutzt, um dem Mobiltelefon neu generierte Klassifizierermodelle per Funkschnittstelle zur Verfügung zu stellen. Die zur Umsetzung notwendigen Teilkomponenten werden folgend näher erläutert.

6.5.1 Annotation

Damit die Erfassung von Aktivitäten annotiert werden konnten, wurde das Modul der Annotation auf den mobilen Geräten implementiert. Auf dem Mobiltelefon wurde eine Funktion implementiert, die eine manuelle Auswahl der auszuführenden Aktivitätsklasse gestattet. Hierbei wurden die relevanten Aktivitätsklassen A_k in einer Auswahlliste dargestellt und nach Selektion durch eine Zahl k repräsentiert. Der durch das System erhobene Messdatensatz wird für die Annotation um die Aktivitätsklasse erweitert und weist daher die Struktur „DF, Time, X, Y, Z, A_k“ auf, beispielsweise:

$SIB,1299251232059,0.307,-1.686,4.445, 7

6.5.2 Modellierer

Zur Generierung des Klassifizierermodells werden annotierte Merkmalsvektoren dem Modellierer-Modul übergeben. Dieses Modul wurde auf einem Server implementiert, um über genügende Rechenleistung zu verfügen, hierbei kann die Datenübergabe vom mobilen Gerät zu dem Applikationsserver per Http-Push erfolgen.
Der Modellierer benötigt zur Erstellung eines Klassifizierermodells eine ausreichende Menge an Trainingsdaten und greift hierbei auf einen bereits in einem Repository befindlichen Fundus an annotierten Daten zu. Dadurch ist es möglich, durch die mobile Erfassung einer neuen Aktivität (z.B. Rudern auf einer Rudermaschine) zusammen mit bereits früher erhobenen Daten einen Gesamttrainingsdatensatz zu erstellen. Der Modellierer generiert das Klassifizierermodell in Form eines Entscheidungsbaum-Regelsatzes, welches als String an das mobile Endgerät rückübermittelt wird. Dieser String kann auf dem mobilen Endgerät geparst werden und bildet dadurch den neu generierten Klassifizierer ab (siehe Klassifizierer in der Lernphase).

6.5.3 Lerner und Merkmalsselektion

Das Modul des Lerners ist auf dem Server implementiert und greift auf die möglichen Merkmale des Merkmalraumes sowie die Klassifizierer, die in einem Repository hinterlegt sind, zu. Auf Grundlage der annotierten Rohdaten und unter Einbeziehung von Data-Mining Methoden ist der Lerner in der Lage, relevante Merkmale zu selektieren und als Merkmalsset M_{Set} abzubilden. Hierfür werden die Technologien des Werkzeugs Weka [Gar95] eingesetzt.
Die Repräsentation des Merkmalssets beinhaltet als erstes Feld eine interne Datenformatsbeschreibung („$FSV“), die Merkmal-ID sowie den Ergebnistyp der Merkmalsextraktion („real“-Zahl).

$$M_{Set} = (\$FSV, MerkmalID, real, ...)$$

Der Lerner stellt das Merkmalset dem Modul der Merkmalsextraktion zur Verfügung, welches entsprechend die Merkmalsvektoren für die jeweiligen Trainingsdaten bestimmt.

6.5.4 Erweiterung durch neue Aktivitätsklassen

Die beschriebene Methodik der Aktivitätserkennung ermöglicht es, um weitere Aktivitätsklassen ergänzt zu werden. Zusätzliche Aktivitäten können entweder unter Beibehaltung der gleichen Merkmalsauswahl erkannt werden, oder es müssen neue Merkmale ausgewählt werden.
Für eine Erkennung neuer Aktivitätsklassen ist es notwendig, das Aktivitätsmodell um die aufzunehmenden Aktivitäten zu erweitern. Dies geschieht mittels der Sensordatenerfassung und Annotation der neuen Aktivität. Aus diesen Aktivitäten werden nach der Vorverarbeitung die bisher ausgearbeiteten Merkmale extrahiert und ein neues Klassifizierermodell erzeugt, welches um die neue Aktivitätsklasse erweitert ist.
Sollte hierbei die Erkennungsrate gering ausfallen, müssen neue Merkmale generiert werden. Der Entwurf der neuen Merkmale basiert auf den in Kapitel 5.4 beschriebenen Merkmalsselektionsverfahren.
Am Beispiel der Schwimmstilerkennung zeigt sich, dass die bislang identifizierten Merkmale auch eine Klassifizierung von neuen Aktivitäten erlauben [BSL+10]. Die Erkennung von unterschiedlichen Schwimmstilen, beispielsweise „Brustschwimmen“, „Kraulen“ oder

„Rückenschwimmen“ können mit dem gleichen Merkmalset erfolgen. Ebenfalls ist die Erkennung von „Hüpfen“ möglich sowie „Schütteln“ oder „abwesend“, d.h. ob das Mobiltelefon am Körper getragen wird oder nicht.

6.6 Prototypische Applikation DiaTrace

Die Methodik zur Aktivitätserkennung auf einem mobilen Endgerät wurde als prototypische Anwendung „DiaTrace“ implementiert. DiaTrace ist ein mobiles Assistenzsystem zur Unterstützung der Lebensstiländerung durch die Einbeziehung der körperlichen Aktivität sowie zur Erhebung der Nahrungssituation [BT08].

(a) Aktivitätserkennung per Mobiltelefon (Quelle: SAT1)

(b) Visualisierung der Tagesaktivitäten auf dem Mobiltelefon

Abbildung 59: Aktivitätserkennung mittels unterschiedlicher Hardware

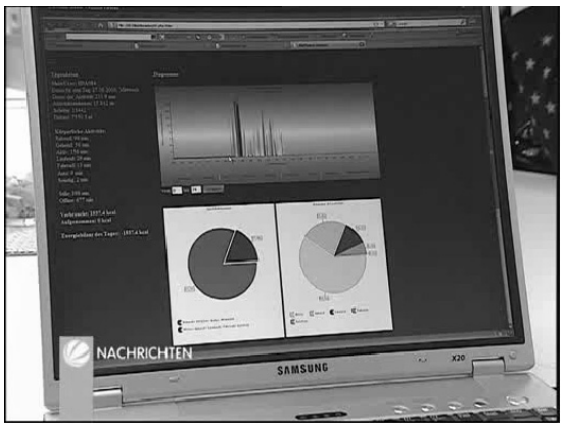
Die Software für das Mobiltelefon ist vollständig in Java entwickelt und ist daher weitgehend hardwareunabhängig und lauffähig auf Standardtelefonen, die das Sensor-Interface unterstützen. Die Applikation visualisiert neben weiteren Übersichtsparametern die aktuelle Aktivität (siehe Abbildung 59(a)) sowie die zeitlich zurückliegenden Aktivitäten (siehe Abbildung 59(b)).
Das DiaTrace System erfasst die Aktivität des Nutzers durch einfaches Tragen des Gerätes in der Hosentasche. Die mobile DiaTrace-Applikation klassifiziert jeden Merkmalsvektor und bildet mit einer Mehrheitsentscheidung eine gemittelte Aktivität pro Minute, unter Angabe der Ausführungszeit und Aktivitätsklasse sowie Aktivitätseinheit und Schrittanzahl. Durch die Applikation werden weitere Informationen erhoben, z.B. Essensfotos, Gewicht oder GPS Koordinaten, die getrennt mit Ausführungszeit, Informationstyp und Inhalt übertragen werden. Die Anwendung eignet sich daher als Unterstützung für eine Adipositasbehandlung [SKB11].

6.6.1 Serverbasierende Applikation

Die serverbasierte Komponente ist für die Speicherung der Aktivitäts- und Ernährungsdaten sowie zur Erfassung des Energieumsatzes [Weh08] entwickelt worden. Die folgende Darstellung visualisiert das Implementierungskonzept und die Funktion der jeweiligen Komponente.

Die Serverkomponenten stellt ein Webinterface zur Verfügung, welches die gespeicherten, individuellen Daten visualisiert und eine Möglichkeit der Eingabe von weiteren Metainformationen zulässt. Durch das Webinterface ist es möglich, dass neben dem Nutzer auch Betreuer oder Ärzte das Aktivitätsverhalten analysieren können, um auf eine Lebensstiländerung einzuwirken (siehe Abbildung 60).
Auf dem Server sind weiterhin die Module des Modellierers sowie des Lerners implementiert, welches eine Generierung des Klassifizierermodells erlaubt.

(a) Mobiles System mit Aktivitätserkennung



(b) Web-Interface mit Darstellung der Aktivitätsverteilung (Quelle: SAT1)

Abbildung 60: Umsetzungsvariante mit Serveranbindung

Die Schnittstelle zwischen dem Mobiltelefon und dem Server nutzt eine IP-Kommunikation, basierend auf HTTP-Push beziehungsweise Get-Methoden. Dadurch können auch große Datenmengen übertragen werden. Für die Datenschnittstelle wurden verschiedene Datentypen definiert, die sich über die System- (z.B. Für Updates), Multimedia- (z.B. Motivationsnachrichten etc.), Nutzerdaten- (z.B. Position, Gewicht etc.) und Aktivitätsschnittstelle (für erfasste Aktivität) abbilden lassen. Die Daten werden entweder manuell oder automatisch durch zeitliche Vorgaben oder ereignisgesteuert an den Server gesandt.

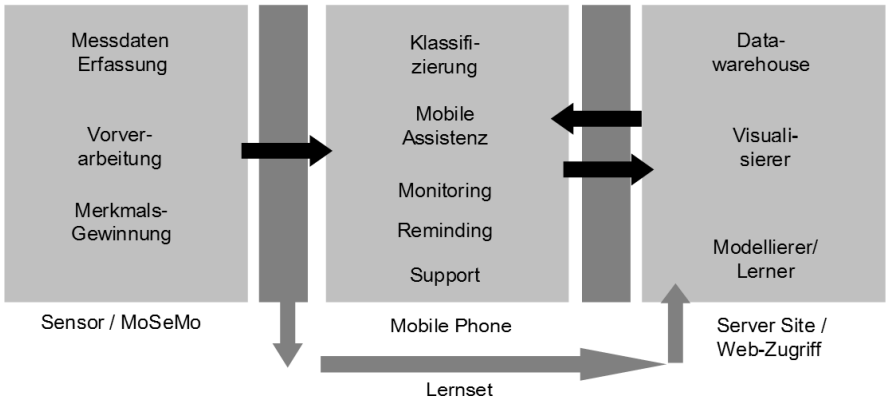


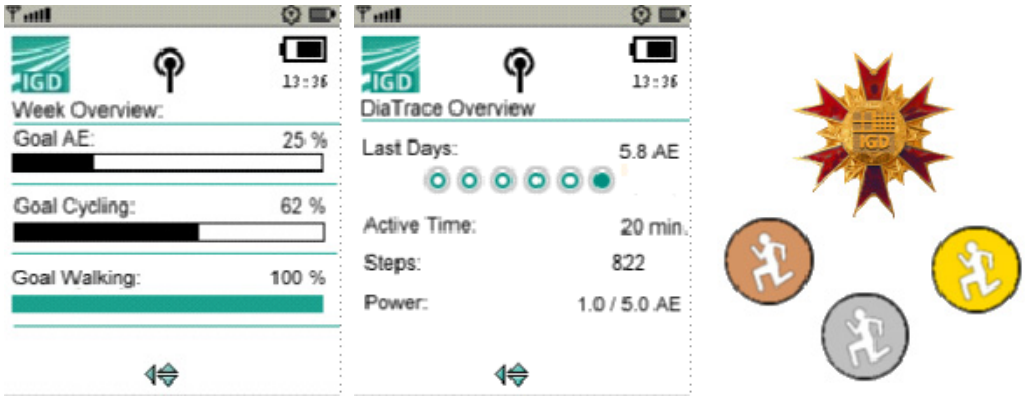
Abbildung 61: Architektur der Implementierung

Damit die Übertragungszeit minimiert wird, werden alle verfügbaren Daten zunächst komplett übertragen und erst nach Übertragung werden die Aktivitäten in die Datenbank eingetragen (siehe Abbildung 61).
Die Benutzerschnittstelle für den Server ist ein Web-Interface, welches auf die gespeicherten Daten einer SQL Datenbank zugreift. Für den Nutzerzugriff werden unterschiedliche Sichten gemäß den Nutzerrechten zur Verfügung gestellt. Detailliert wird dieses in [Weh08] beschrieben.

6.6.2 Proaktive Assistenz

Mobile Systeme können dazu eingesetzt werden, den Menschen im privaten Umfeld oder bei der Ausführung seiner Arbeit zu unterstützen [Kir06]. Diese mobilen Systeme verfügen

über die Eigenschaft, den Benutzer zu beobachten und selbständig zu erkennen, ob eine direkte Unterstützung des Benutzers notwendig ist. DiaTrace bietet eine Unterstützung in der Form, dass eine Mindestaktivität pro Tag als Ziel gesetzt werden kann und mit der realen Aktivität verglichen wird. Das System weist weiterhin den Benutzer proaktiv darauf hin sich zu bewegen, falls auf Grund zu geringer Aktivität die Zielvorgabe nicht erreicht werden kann. Bei Erreichen der Zielvorgabe erhält der Nutzer einen multimedialen Glückwunsch, der neben Text/Sound auch ein Streaming von Videobotschaften enthalten kann. Für den Fall, dass die Zielvorgabe nicht mehr mit der aktuell vorliegenden Aktivitätsklasse (z.B. Sitzen vor dem Fernseher) erreichbar ist, meldet sich das System mit der Aufforderung, sich körperlich zu betätigen.
Mittels DiaTrace wird die Aktivitätsdauer, die chronologische Abfolge der durchgeführten Aktivitäten sowie die jeweiligen Merkmale (Schrittanzahl, AE etc.) erfasst. Als Übersicht erhält der Benutzer die durchschnittliche Aktivität der letzten Tage sowie Angaben über die aktuelle Bewegungssituation. Die nachfolgenden Abbildungen (siehe Abbildung 62) demonstrieren die Motivationsunterstützung durch den aktuellen Zustand von längerfristigen Zielen (z.B. Ausführungsdauer von „Fahrrad fahren“ in der vorliegenden Woche) oder durch die Vergabe von virtuellen Medaillen und Orden. Neben dem Aufforder- und Belohnungssystem ist weiterhin eine Erinnerungsfunktionalität hinsichtlich der Ausführung von Sport etc. implementiert.



(a) Zielübersicht (b) Aktivitätsübersicht (c) Elektronische Medaillen

Abbildung 62: Nutzerfeedback durch das Mobiltelefon

6.7 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die Umsetzung der Methodik zur Aktivitätserkennung dargestellt. Es wurden die für die Implementierung notwendigen Entwicklungstools beschrieben sowie die Applikation DiaTrace vorgestellt. Diese besteht aus einer mobilen Einheit zur Aktivitätserkennung sowie einer Servereinheit für die Modellierung von neuen Klassifizierern, Datenspeicherung und weiterführender Analysen und Visualisierungen.
Als mobile Einheit wurde ein javafähiges, handelsübliches Mobiltelefon gewählt, welches bereits über einen integrierten Beschleunigungssensor verfügt. Die Signalvorverarbeitung, Klassifizierung sowie Speicherung und Darstellung der Aktivität erfolgt auf dem mobilen Endgerät. Die Applikation kann ebenfalls zur Erhebung der Ernährungssituation genutzt werden, indem die aufgenommene Nahrung zuvor mit dem Mobiltelefon fotografiert wird. Durch definierte Schnittstellen werden die erfassten Aktivitätsdaten an einen Server mit MySQL-Datenbank übertragen und sind dort zur Weiterverarbeitung nutzbar.
Die prototypische Umsetzung beinhaltet weiterhin Methoden zur proaktiven Assistenz, indem der Nutzer durch elektronische Medaillen oder multimediale Nachrichten entsprechend der vorliegenden Aktivitätssituation unterstützt wird.

7 Evaluation

Kapitelübersicht
In diesem Kapitel wird die entwickelte Methode zur vollständigen Bestimmung der Orientierung eines willkürlich ausgerichteten Messsystems untersucht und evaluiert. Hierfür wurde zunächst der Einfluss einer Drehung des Messsystems hinsichtlich der Erkennungsrate der körperlichen Aktivität simuliert. Anschließend wurde die experimentelle Identifikation der Hauptbewegungsrichtung unter Laborbedingungen untersucht. Anhand der prototypischen Umsetzung des Gesamtsystems wurde das vorgestellte Verfahren zur Aktivitätserkennung mit Merkmalen von anderen Verfahren verglichen. Zu diesem Zweck wurden sechs aus der Literatur bekannte Merkmale nachimplementiert und diese auf aufgezeichnete Beschleunigungsdaten von 13 Probanden, die jeweils sechs unterschiedliche Aktivitäten ausführten, angewandt.

7.1 Zielsetzung der Evaluation

Die Evaluierung dient dem Nachweis, dass eine Bestimmung der Orientierung des Messsystems und der damit verbundenen Transformation des Bezugssystems möglich ist. Darüber hinaus soll gezeigt werden, dass ein Sensor, der sich in beliebiger und für den Nutzer in unbekannter Orientierung in der Hosentasche befindet, für die Aktivitätserkennung genutzt werden kann. Zur Evaluation werden Gütekriterien definiert, um eine qualitative Aussage hinsichtlich der Leistungsfähigkeit der prototypischen Umsetzung und somit Rückschlüsse auf das vorgestellte Konzept zu erhalten. Die Güte gibt den Grad der Qualität an, in wie weit Dinge den vorgegebenen Anforderungen entsprechen [HRH08]. Für ein Aktivitätserkennungssystem lassen sich eine Vielzahl von Gütekriterien definieren (siehe Anlage). In der vorliegenden Arbeit wird daher die Güte eingeschränkt. Als Güte der körperlichen Aktivitätserkennung wird für diese Arbeit die Erkennungsrate definiert, d.h. wie häufig eine vorliegende Aktivität mittels eines Einpunkt-Sensorsystems richtig erkannt wird. Gemäß [Coh95] wird diese Erkennungsrate auch als Positive Prediction Rate (PPR) bezeichnet. Hierbei wird der Anteil der richtig erkannten Aktivitäten (true positive, TP) an der Gesamtheit der richtigen (TP) und der als falsch erkannten Aktivitäten (false positive, FP) wie folgt definiert:

$$\mathrm{PPR} = \frac{Anzahl(\mathrm{TP})}{Anzahl(\mathrm{TP}) + Anzahl(\mathrm{FP})} \tag{56}$$

Die PPR wird als das Maß der richtig erkannten Aktivitäten im Verhältnis zu den insgesamt ausgeführten Aktivitäten definiert. Der Wertebereich von PPR liegt im Intervall von 0..1 und kann auch in Prozent angegeben werden.

7.2 Evaluierung

Es wurde zunächst untersucht, ob die gemessenen Beschleunigungswerte eines in Ruhe befindlichen Messsystems den skalaren Werten des transformierten Bezugssystems entsprechen. Hierfür wurden einerseits die gemessenen Beschleunigungswerte direkt als Rohdaten herangezogen. Andererseits wurden die Rohdaten mittels des Moduls der Vorverarbeitung in ein neues Bezugssystem transformiert. Somit konnten die Messdaten miteinander verglichen werden. Es zeigte sich, dass die Messgrößen nahezu gleich sind und sich durch das Rauschen des Sensors unterscheiden. Das verwendete Messsystem wies bei einer Quantisierung von 6 Bit / g eine Standardabweichung von $\sigma = 0{,}008$ g auf.
Anschließend wurde untersucht, ob sich die Messgrößen bei einem in Bewegung befindlichen Messsystem unterscheiden. Zunächst wurde die gleiche Orientierung der Bezugssysteme gewählt. Das Messsystem wurde vertikal in Richtung der Erdgravitation bewegt.

Dabei wurde der Sensor aus der Ruhelage von einer Tischkante zu Boden geführt (ca. 85 cm) und dort abgelegt. Anschließend wurden die Messdaten zwischen dem Bezugssystem des Messsensors und den Beschleunigungen im transformierten Bezugssystem verglichen. Im vorliegenden Versuch entspricht die z-Achse des Messsensors der Richtung der Erdgravitation und somit der vertikalen Richtung des normierten Bezugssystems. Als Maß des Unterschiedes zwischen den Beschleunigungswerten im Bezugssystem des Messsensors und den Beschleunigungen im transformierten Bezugssystem wird die Standardabweichung σ genutzt. Die Standardabweichung wird aus der Differenz der Messdaten im betrachteten Intervall I (während der Bewegung) gebildet. Die folgende Abbildung 63 zeigt die bei dem Versuch auftretenden Beschleunigungswerte im Sensorbezugssystem (obere Kennlinie) sowie im normierten Bezugssystem (untere Kennlinie). Die Standardabweichung beträgt σ = 0,246 g im betrachteten Intervall von 1,5 Sekunden. Die x-Achse gibt die Anzahl der Abtastungen bei einer Abtastfrequenz von f = 20 Hertz wieder, die y-Achse beschreibt die gemessenen Beschleunigungen in g.

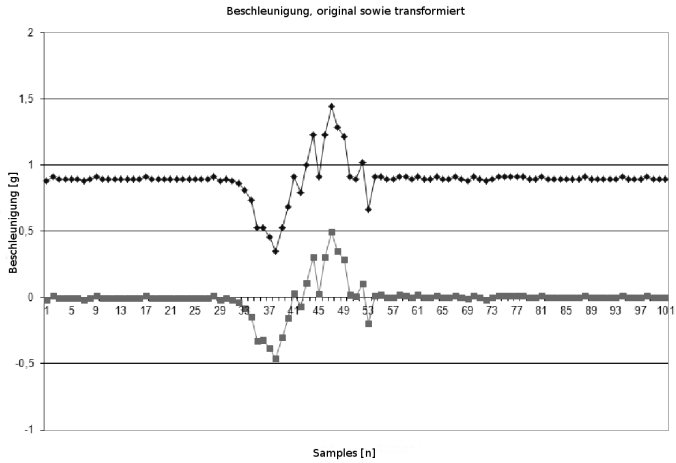


Abbildung 63: z-Achsen Transformation bei ungedrehtem Sensorsystem

Aus der Abbildung 63 ist ersichtlich, dass die ermittelten Beschleunigungen beider Bezugssysteme, wie nach Kapitel 4 (Konzeption) erwartet, um den Wert der Erdgravitation verschoben und annähernd identisch sind. Es wird daher davon ausgegangen, dass die erhobenen Beschleunigungswerte nach der Transformation des Bezugssystems den tatsächlichen Messwerten entsprechen. Die Beschleunigungen sind mit σ = 0,246 g jedoch nicht exakt gleich. Man kann daher auf eine unpräzise Bewegungsausführung (beispielsweise exakte Bewegung in Richtung der Erdgravitation) sowie auf weitere Fehlerquellen (z.B. dynamische Mittelwertbildung) schließen, die nachfolgend noch untersucht werden. Für die Untersuchung, welche Beschleunigungen bei einem verdrehten Messsensor auftreten, wurde ein zusätzliches baugleiches Messsystem mit dem Messsensor fest verbunden. Dieses Referenzsystem wurde in Richtung der Erdgravitation ausgerichtet. Bei einer erneut ausgeführten Beschleunigung in vertikaler Richtung fand bei dem Messsystem eine Zerlegung entsprechend dem Drehwinkel auf die Achsen im Sensorbezugssystem statt. Die gemessenen Beschleunigungswerte wurden in das neue Bezugssystem transformiert und mit den gemessenen Beschleunigungswerten des Referenzsystems vergleichen. Die Abbildung 64 illustriert die einwirkende Beschleunigung (obere Kennlinie) im normierten Bezugssystem sowie die gemessene Beschleunigung des Referenzsystems (untere Kennlinie).

Aus der Abbildung 64 ist ersichtlich, dass die gemessenen Beschleunigungswerte unter Berücksichtigung des Offsets vergleichbar sind. Betrachtet man die Beschleunigung im Intervall (Sample n = 30 – 60) beträgt die mittlere Differenz der Messwerte 0,001 g mit σ = 0,2. Die Standardabweichung ist im betrachten Intervall geringfügig kleiner als bei dem

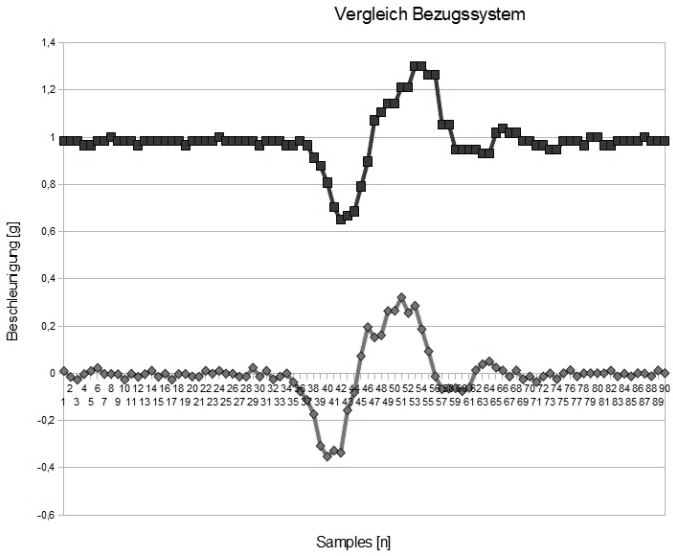


Abbildung 64: z-Achsen Transformation bei gedrehtem Sensorsystem

vorherigen Versuch und liegt damit in der erwarteten Größenordnung. Dieser Versuch zeigt, dass das normierte Bezugssystem eine Unabhängigkeit zur Sensorverdrehung in Richtung der Erdgravitation aufweist. Für die Dauer des Versuchs war die Orientierung des Messsystems konstant. Bei der Ausführung einer körperlichen Aktivität kann dies anders sein. Beispielsweise folgt ein Sensor in der Hosentasche während der Aktivität „Gehen“ den Beinbewegungen und ändert dadurch periodisch seine Orientierung gegenüber der Erdoberfläche. Trotz der Einbeziehung einer Mittelwertbildung ist anzunehmen, dass sich die vertikale Achse des normierten Bezugssystems gegenüber der Richtung der Erdgravitation bei Aktivität unterscheidet. Für die Bestimmung des dabei auftretenden Fehlers wird der Winkel ϕ zwischen dem Vektor der vertikalen Achse des normierten Bezugssystems $\vec{v}$ und dem Gravitationsvektor $\vec{g}$ berechnet. Der Winkel ϕ berechnet sich aus den Vektoren wie folgt [SLB10]:

$$cos\phi = \frac{\vec{v} * \vec{g}}{|\vec{v}| * |\vec{g}|} \tag{57}$$

Hierbei stellt „*“ das innere Produkt oder Skalarprodukt der beiden Winkel dar. Für die Bestimmung des Vektors während der Ausführung einer Aktivität werden die Beschleunigungen entsprechend Kapitel 4 (Konzeption) durch den dynamischen Mittelwert bestimmt. Diese Mittelwerte ändern sich jedoch bei Bewegung und sind abhängig von den Parametern der Mittelwertbildung (siehe Kapitel 5, Gesamtarchitektur). Für die Aktivitäten „Gehen“, „Laufen“ oder „Fahrrad fahren“ sind daher die Mittelwerte nicht konstant, sondern variieren mit der gleichen Frequenz wie die ausgeführten Aktivitäten, beispielsweise mit der Frequenz von ca. 0,5 - 3 Hertz. Dies führt dazu, dass auch der Richtungsvektor $\vec{v}$ oszilliert. Für die Aktivität „Gehen“ kann durch die dynamische Mittelwertbildung die Richtung der einwirkenden Erdgravitation näherungsweise bestimmt werden. Während beim „Stehen“ eines Probanden das Messsystem die Richtung des Messvektors direkt in Richtung der Erdgravitation zeigt, so wurde exemplarisch bei der Aktivität „Gehen“ der Winkel zwischen dem Messvektor $\vec{v}$ und der Erdgravitation von $\vec{v}$ von 9,86 Grad mit $\sigma = 0{,}45$ bestimmt. Die Parameter des dynamischen Mittelwerts können in der Weise angepasst werden, dass der Vektor der vertikalen Achse des Bezugssystems geringere Abweichungen aufweist. Dies würde jedoch zu einer höheren Trägheit der Ausrichtung des Bezugssystems führen. Die gewählten Parameter der dynamischen Mittelwerte stel-

len somit ein gutes Verhältnis zwischen der Winkelabweichung und dem Verhalten des Bezugssystems bei Neuausrichtung dar.

Für eine Klassifizierung der körperlichen Aktivität müssen die gemessenen Merkmalsausprägungen des Testsets weitgehend den Merkmalsausprägungen des Lernsets entsprechen. Eine Verdrehung des Sensors kann zu einer starken Beeinflussung der Merkmale führen, wenn die Messwerte nicht in ein normiertes Bezugssystem überführt werden. In der nachfolgenden Abbildung 65 wurde die Erkennungsrate eines Aktivitätserkennungssystems bei unterschiedlicher Orientierung des Sensors in Abhängigkeit des Verdrehwinkels aufgetragen. Die Trainingsdaten wurden zuvor bei einer konstanten Sensororientierung erhoben. Für diesen Versuch wurden Rohdaten (20 Hertz Abtastrate, Messsystem SE w910i) von acht verschiedenen Aktivitäten („Gehen“, „Laufen“, „Sitzen“, „Hüpfen“, „Schütteln“, „Auto fahren“, „Fahrrad fahren“, „Aktiv sein“) mit insgesamt ca. einer Stunde Ausführungsdauer (1232 Datensätze) verwendet. Diese Daten wurden als Trainingsset für eine Klassifizierung mit dem J48 Entscheidungsbaum [Gar95] genutzt. Die Erkennungsrate wurde mittels des Data-Mining Werkzeugs Weka durch die einfache Kreuzvalidierung (10-fold cross validation) ermittelt. Die Sensorverdrehung wurde durch eine Simulation erreicht, in dem die Aktivitätsdaten durch eine Koordinatentransformation gemäß vorgegebenem Winkel verändert wurden.

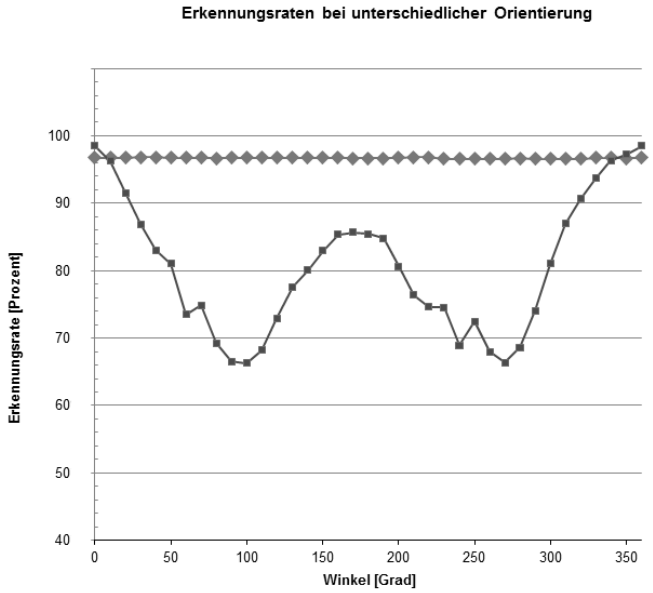


Abbildung 65: Erkennungsrate bei Verdrehung des Sensors

Als Hypothese wurde angenommen, dass sich bei Verdrehung des Sensors die Erkennungsrate (PPR) signifikant ändert (beispielsweise um mehr als 30 Prozent). Der Versuch bestätigt die Einschätzung und zeigt, dass die Erkennungsrate vom Drehwinkel des Sensorsystems abhängig ist und zwischen 98 Prozent und 66 Prozent variiert. Eine vollständige Erkennungsrate von 100 Prozent wird nicht erreicht, da es sich um reale Daten handelt. Als Güte des Einflusses der Verdrehung ist die Standardabweichung der Erkennungsrate über 360 Grad definiert. Abbildung 65 stellt die Erkennungsrate der Aktivitätserkennung unter Nutzung der Daten im Sensorbezugssystem (sinusförmige Kurve) sowie die Erkennungsrate der Aktivitätserkennung unter Nutzung des normierten Bezugssystems (gerade Kennlinie) dar. Die x-Achse stellt den Drehwinkel des Sensors in Grad, die y-Achse die Erkennungsrate (1 = 100 Prozent) dar. Die Standardabweichung der Erkennungsrate bei Nutzung des Sensorbezugssystems liegt bei $\sigma = 10{,}09$ Prozent. Bei Nutzung des normierten Bezugssystems ist die Erkennungsrate nahezu unabhängig der Verdrehung und liegt bei ca. 97 Prozent mit $\sigma = 0{,}10$ Prozent.

Der Versuch zeigt, dass eine Abhängigkeit der Erkennungsrate von der simulierten Verdrehung des Sensorsystems vorliegt. Die Hypothese wurde somit bestätigt.

Die Erkennungsrate eines Aktivitätserkennungssystems ist, bei entsprechenden Merkmalen, von der Verdrehung des Sensorsystems abhängig.

7.2.1 Richtungsbestimmung während einer spezifischen Aktivität

Die Transformation der Sensordaten von dem Bezugssystem des Messsystems in das normierte Bezugssystem kann nur durchgeführt werden, wenn eine genaue Kenntnis über die Orientierung beider Bezugssysteme vorliegt. Führt der Nutzer beispielsweise die Aktivität „Gehen“ aus, so kann die Hauptbewegungsrichtung in der horizontalen Ebene bestimmt und die Transformation der Sensordaten vom Sensorbezugssystem in das normierte Bezugssystem durchgeführt werden. Um experimentell den Nachweis der Machbarkeit der Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung durchzuführen wird angenommen, dass ein Winkel φ in der horizontalen Ebene zwischen dem Messsystem und der Laufrichtung eines Nutzers existiert, der gemessen werden kann (siehe Abbildung 66). Als Messsystem wird hierbei ein Mobiltelefon verwendet, welches mittels Klettverschlusses an die Hose in Hosentaschenhöhe (ca. 30 cm unterhalb des oberen Hüftknochens) befestigt wird. Der Winkel φ wird mittels einer Schablone zwischen Messsystem und Blickrichtung manuell bestimmt. Auf Grund von Messungenauigkeiten, Ungenauigkeiten bei der Fixierung des Mobiltelefons sowie Ungenauigkeiten durch Beinverformung durch Muskelanspannung beim Laufen und damit verbundenen Winkelveränderung des Messsystems, wird vermutet, dass das Mobiltelefon mit einer Genauigkeit von ± 20 Grad am Bein befestigt wurde.

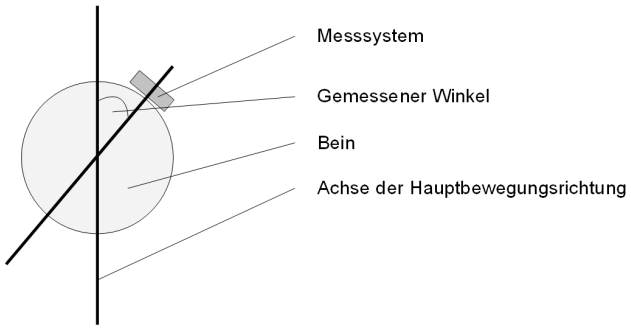


Abbildung 66: Schematische Messanordnung zur Achswinkelbestimmung

Es wird daher angenommen, dass die messtechnische Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung als machbar betrachtet werden kann, wenn eine Abweichung zwischen dem gemessenen Winkel und tatsächlichen Winkel von willkürlich angenommenen ± 40 Grad (d.h. ca. ± 20 Grad mehr als der Fehler bei der Winkelbestimmung) vorliegt. Die Güte der Winkelbestimmung wird hierbei als die Differenz des gemessenen Winkels und dem tatsächlichen Winkel definiert. In der folgenden Abbildung 67 wird der gemessene Achsenwinkel dargestellt, der mittels einer Versuchsreihe erhoben wurde. Das Messsystem Mobiltelefon wurde in den Winkeln $\varphi = 0, 22.5, 45, 67.5, 90, 112.5, 135, 157.5$ und 180 Grad mit dem Display nach vorne sowie mit den gleichen Winkeln mit dem Display nach hinten am rechten Bein befestigt. Das Verfahren zur Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung sieht im ersten Schritt vor, die Achse der Hauptbewegung, jedoch ohne Vorzeichen beziehungsweise Richtung zu bestimmen. Die experimentell ermittelten Werte können daher nur im Wertebereich von 0 bis 180 Grad liegen. Die Richtung, d.h. ob das Display nach vorne oder hinten zeigt, wird erst im weiteren Berechnungsschritt ermittelt.

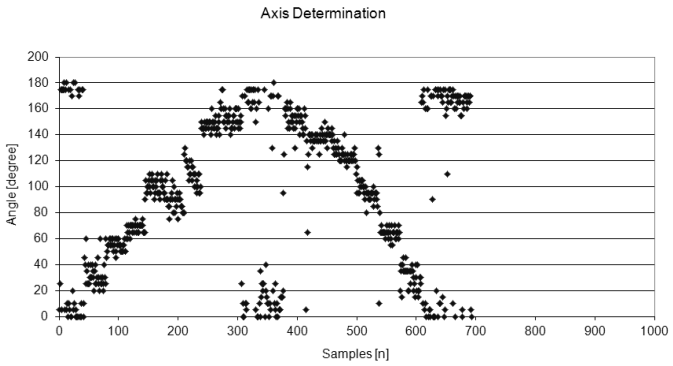


Abbildung 67: Gemessener Achsenwinkel des Sensors während der Aktivität „Gehen“

Abbildung 67 zeigt die gemessenen Winkel während der Versuchsreihen, die x-Achse beschreibt hierbei die Anzahl der vorliegenden Daten, die y-Achse beschreibt den ermittelten Achsenwinkel im Bereich von 0 bis 180 Grad. Die Abfolge des Versuches ist so gewählt, dass der Winkel bis 180 Grad steigt, um danach wieder auf 0 Grad zu fallen. Bei 0 sowie 180 Grad sind auch bei 180 Grad beziehungsweise 0 Grad Messpunkte zu erkennen, dies erklärt sich dadurch, dass unter 0 beziehungsweise über 180 Grad keine Winkelabbildung erfolgen kann. Bei insgesamt 674 Messwerten zeigt der Versuch einen mittleren Fehler von -3,25 Grad mit einer Standardabweichung von $\sigma = 14{,}5$ Grad. Der Fehler liegt somit unterhalb des erwarteten Fehlers. Es kann somit angenommen werden, dass die Achsrichtung für die Aktivität „Gehen“ bestimmt werden kann. Während bei der Winkelbestimmung nur die Ausrichtung der Achse, nicht jedoch die Richtung (vorne / hinten) bestimmt werden kann, ist es notwendig, die Richtung separat zu bestimmen. Hierbei wird sich, wie in der Konzeption beschrieben, die Eigenschaft zu Nutze gemacht, dass während der Ausführung der Aktivität „Gehen“ der Körper kurz vor der Schrittdetektion leicht in Richtung der Hauptbewegung verzögert wird, während er danach wieder beschleunigt wird. Dieses Beschleunigungsverhalten bewirkt eine Asymmetrie, die messtechnisch erhoben und ausgewertet werden kann. Auf Basis der Asymmetrie wird die Richtung der Hauptbewegung bestimmt. Durch Kenntnis der vorliegenden Richtung kann der zuvor bestimmte Winkel der Achse von 0 bis 180 auf 0 bis 360 erweitert werden. Die Abbildung 68 zeigt den Winkel der Hauptbewegungsrichtung des Sensors bei den einzelnen Versuchen.

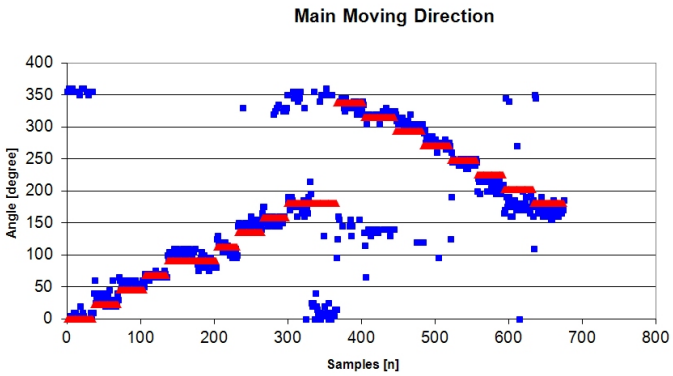


Abbildung 68: Winkelbestimmung der Hauptbewegungsrichtung

Abbildung 68 zeigt den gemessenen Winkel (blau) für jeden Datensatz, zunächst steigend im Winkel von 0 bis 180 Grad, dies entspricht der beschriebenen Versuchsanordnung. Die roten Werte beschreiben den tatsächlich vorliegenden Winkel. Die Abbildung zeigt einen Sprung des berechneten Winkels von 180 auf 360 Grad (bei Sample 350), was sich dadurch erklärt, dass das Mobiltelefon beim Versuch um 180 Grad gedreht wurde (Dis-

play von vorne nach hinten). Die anschließend bestimmten Winkel entsprechen weitgehend (neben den Streufehlern) dem Versuchsaufbau. Bei 674 Messungen wurde die Hauptbewegungsrichtung mit 83 Prozent richtig erkannt. Der Winkel der Hauptbewegungsrichtung wurde mit einem mittleren Fehler von 7,89 Grad mit $\sigma = 62{,}7$ Grad bestimmt. Die Winkelbestimmung entspricht der Erwartung und die berechnete Orientierung des Messsystems kann zur Aktivitätserkennung verwendet werden. Die Messungen erheben, dass der Fehler hinsichtlich der Richtungsbestimmung besonders bei den Winkeln 0, 180 und 360 auftritt. Dies erklärt sich dadurch, dass der Winkel durch das zweistufige Verfahren bestimmt wird und die Achsenwinkelbestimmung bei 0 beziehungsweise 180 Grad höhere Fehler aufweist. Der Fehler könnte beispielsweise zukünftig durch Mittelung minimiert werden.

Der durchgeführte Versuch zeigt, dass die Hauptbewegungsrichtung durch ein Mobiltelefon, welches sich beliebig orientiert in der Hosentasche befindet, bestimmt werden kann. Durch die Kenntnis der Hauptbewegungsrichtung und der Erdgravitation ist die Transformation der Beschleunigungsdaten in ein normiertes Bezugssystem möglich.

> RICHTUNGSBESTIMMUNG:
> Die Hauptbewegungsrichtung sowie die Richtung der Erdgravitation kann durch ein beliebig orientiertes Messsystem bestimmt werden. Dadurch ist die Transformation von Beschleunigungsmesswerten in ein neues Bezugssystem möglich.

7.3 Aktivitätserkennung

Durch die vollständige Kenntnis der Orientierung des Messsystems ist es möglich, Beschleunigungsdaten aus dem Sensorbezugssystem in das normierte Bezugssystem zu transformieren und zur Erkennung von körperlichen Aktivitäten zu nutzen. Um die Machbarkeit einer Aktivitätserkennung mittels Sensordaten im normierten Bezugssystem zu verifizieren, wurde zunächst überprüft, ob die Ergebnisse der Aktivitätserkennung unter gleichen Versuchsbedingungen reproduzierbar sind und welche Güte G diese Aktivitätserkennung liefert.

7.3.1 Reproduktion

Um gesicherte Informationen über eine Systemeigenschaft zu erheben, ist es notwendig, dass die Ergebnisse reproduzierbar sind. Hierfür eignen sich Reproduktionsversuche, die das Ziel verfolgen, unter gleichen und wiederholbaren Versuchsanordnungen die Eigenschaften, beispielsweise die Bestimmung der Güte eines Messsystems, zu analysieren. Hierbei ist es wichtig festzustellen, ob bei der Untersuchung messgerätspezifische Unterschiede (Präzision von Gerät zu Gerät), Unterschiede bei gleichem Probanden (Präzision in Serie) sowie Unterschiede in der Messanordung (Präzision von Tag zu Tag) existieren. Etwaige Unterschiede liefern hierbei Hinweise auf die Vergleichbarkeit der Systemeigenschaften.
Die Reproduktionstests wurden durch die MEDIGREIF-Inselklinik [MI] mit drei Probanden (Alter 43 / 28 / 25 Jahre, BMI 24,3 (normal) / 25,4 (leicht übergewichtig)/ 27,1 (leicht übergewichtig)) für die Aktivität „Ruhen“, „Laufen“ (Laufband, 6 km/h), „Fahrrad fahren“ (Ergometer, 100 W, 70 U/min) sowie „Auto fahren“ (Autobahn, VW Golf, ca. 120 km/h) durchgeführt. Das Messsystem wurde 30 cm unterhalb des oberen Beckenhüftknochens direkt am Bein fixiert. Diese Position entspricht der vorderen Hosentasche. Die Tests wurden jeweils pro Aktivitätsklasse für 20 Minuten Dauer durchgeführt. Als Messsystem wurde die prototypische Umsetzung, DiaTrace, in Kombination mit einem Mobiltelefon mit integriertem Beschleunigungssensor (SE w910i) verwendet. Die zur Aktivitätserkennung genutzten Merkmale sind in Kapitel 4 (Konzeption) beschrieben. Als Klassifizierer wurde der Entscheidungsbaum genutzt und mit einem Subset des Referenzdatensatzes angelernt.

Das Messsystem ermittelt für jede Minute eine Aktivitätsklasse durch Klassifizierung von Merkmalen aus Beschleunigungsdaten, die mit 20 Hertz bei einer Quantisierung von 6 Bit / g erhoben wurden.

Präzision in Serie
Bei der Präzision in Serie wurden direkt folgende Messung bei gleichem Proband und gleichen Testumgebungen durchgeführt. Es ergab sich für die Aktivitätsklassifizierung eine Erkennung zu 100 Prozent für „Ruhen“, „Gehen“, „Fahrrad fahren“ und „Auto fahren“. Dieses Resultat übertraf die Erwartungen, da eine Erkennung zu 100 Prozent das Optimum darstellt.

Präzision von Gerät zu Gerät
Bei der Präzision von Gerät zu Gerät, d.h. unterschiedliche Geräte (jeweils SE w910i) bei direkt folgender Messung bei gleichem Proband und gleichen Testumgebungen, ergab sich eine Aktivitätserkennung zu 100 Prozent für „Ruhen“, „Gehen“, „Fahrrad fahren“ und „Auto fahren“. Dieses Resultat entsprach den Erwartungen, da die Geräte baugleich sind und die Rohdaten der Geräte sich nahezu nicht unterscheiden.

Präzision von Tag zu Tag
Bei der Präzision von Tag zu Tag, d.h. an unterschiedlichen Tagen, gleichem Gerät und gleichem Proband und gleichen Umgebungen, ergab sich eine Aktivitätskennung zu 100 Prozent für „Ruhen“, „Gehen“, „Fahrrad fahren“ und „Auto fahren“. Dieses Resultat entsprach den Erwartungen, da der Versuchsaufbau reproduzierbar war und die weiteren Einflüsse zu vernachlässigen sind. In der folgenden graphischen Visualisierung (siehe Abbildung 69) sind die jeweiligen Aktivitätsklassen der Tagesaktivität während einer Versuchsdurchführung farblich codiert. Für jede Minute wurde die Aktivitätsklasse sowie das Merkmal AE bestimmt und über die Zeit dargestellt. Der Versuch startete 8:15 mit der Fahrt von Rostock nach Heringsdorf (auf Usedom) per Auto (Autobahn) und endete kurz nach 18:00 Uhr. Der Präzisionstest von Tag zu Tag wurde in Rostock durchgeführt.

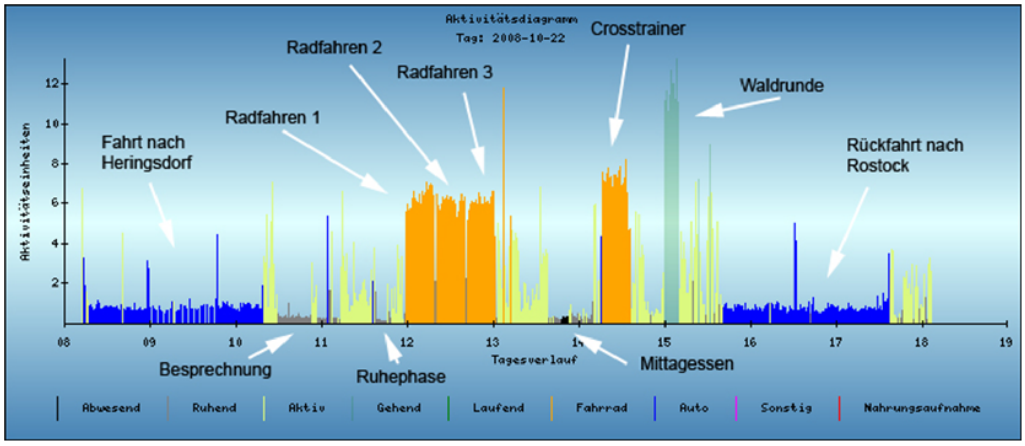


Abbildung 69: Aktivitätsdiagramm Versuchsreihe Heringsdorf

Die hohen Sprünge des Merkmals AE während der Fahrt (blaue Zone, „Auto fahren“) sind auf Interaktion mit dem Mobiltelefon zurückzuführen, da hier während der Autofahrt telefoniert wurde. Die sonstigen Aktivitäten, in der Abbildung hellgelb markiert, entsprechen der Aktivität „Aktiv sein“. Diese sind Aktivitäten, die nicht den Aktivitäten „Ruhe“, „Gehen“, „Laufen“, „Fahrrad-“ oder „Auto fahren“ zugeordnet wurden.

7.3.2 Erkennung vorgegebener Aktivitäten

In dem Kapitel 4 (Konzeption) wurde erläutert, dass die Orientierung des Messsystems die Erkennungsrate bei aus der Literatur bekannten Verfahren erheblich beeinflusst. Es soll daher untersucht werden, ob das vorgestellte Verfahren eine Aktivitätserkennung unter willkürlicher Orientierung des Messsystems erlaubt. Zum Vergleich des Verfahrens wird die Erkennungsrate mit Merkmalen von anderen Verfahren zur Aktivitätserkennung, die aus der Literatur bekannt sind, verglichen. Die in der Literatur bekannten Verfahren und deren Merkmale sind zum Teil für andere Messvoraussetzungen und Gegebenheiten entwickelt worden. Daher sind die in der Literatur angegebenen Erkennungsraten oder Leistungsmerkmale nicht direkt miteinander vergleichbar.
Um eine Vergleichbarkeit zu schaffen, werden die Merkmmale von einer Auswahl der in der Literatur beschriebenen Verfahren nachimplementiert und auf die gleichen Rohdaten angewendet. Es ist davon auszugehen, dass in der Evaluation die Erkennungsraten der in der Literatur beschriebenen Verfahren nicht vollständig reproduziert werden können. Dieses erklärt sich daraus, dass die in der Evaluation verwendete Sensorik nur 20 Hertz Abtastrate zulässt, jedoch beispielsweise das Verfahren [LKK+09] Sensoren mit 100 Hertz Abtastrate nutzt. Das Verfahren [BI04] erfasst mit dem verwendeten Sensor einen Messbereich von ± 10 g, im Gegensatz dazu können in der Evaluation die Daten nur im Bereich von ± 2 g ausgelesen werden. Weiterhin kommen bei den in der Literatur beschriebenen Verfahren unterschiedliche Quantisierungen oder Segmentlängen zum Einsatz. Darüber hinaus wurden die Verfahren jeweils anhand unterschiedlicher Probandenanzahl (z.B. mit nur zwei Probanden bei [RDML05]) oder anderen zu detektierende Aktivitäten und unterschiedlicher Evaluierungsmethode evaluiert. Um eine Vergleichbarkeit der Verfahren zu ermöglichen, wird die Vereinfachung gewählt, dass von den ausgewählten Verfahren die jeweiligen Merkmale mit gleichen Probanden und Messgeräten, gleichen Rohdaten, gleicher Segmentlänge (ohne Überlappung) und gleichen Klassifizierern (J48-Entscheidungsbaum) getestet werden.

Das Untersuchungsdesign wurde so gewählt, dass eine Gruppe von Probanden eine Menge von vorgegebenen Aktivitäten ausführt. Dabei tragen die Probanden an einer definierten Körperstelle mehrere, verschieden orientierte Messgeräte. Die Messgeräte zeichnen Rohdaten, d.h. dreiachsige Beschleunigungswerte auf. Auf Basis dieser Daten wird eine anschließende Aktivitätserkennung mit den ausgewählten Merkmalen der jeweiligen Verfahren durchgeführt. Zur Vereinfachung wird die Verwendung der Merkmale der jeweiligen Verfahren als das Verfahren selbst bezeichnet. Zur Bestimmung der Erkennungsrate wird die Einfache sowie die Leave-one-Out Kreuzvalidierung gewählt.

Die Probandenauswahl beinhaltet die Zielsetzung, dass die Probandengruppe möglichst homogen ist, damit die Probandenzusammenstellung nur geringe Rückwirkungen auf die Vergleichbarkeit der Sensororientierung zulässt. Der Probandenzugang wurde durch das betriebliche Umfeld erreicht. Alle Probanden willigten schriftlich ein, dass die erhobenen Daten anonymisiert genutzt werden dürfen. Es wurden 13 Probanden im Alter von 30,7 Jahren mit σ = 7,4, der Größe von 184 cm mit σ = 3,7 sowie dem Gewicht von 78,4 kg mit σ = 10,1, Geschlecht männlich, in die Untersuchung einbezogen.
Die Probandenanzahl wurde mit n=13 gewählt, da mit dieser Anzahl der mindestens erforderliche Stichprobenumgang mit

$$n \geq \frac{z^2 * \sigma^2}{e^2} \tag{58}$$

gemäß [Lip11] erfüllt wird. Hierbei stellt σ^2 mit $\sigma = 7.5$ die Varianz der Erkennungsrate und e (error) mit e = 5 den tollerierbaren, absoluten Fehler mit angenommenen ± 5 Prozent dar. Mit z=1,96 wird die Irrtumswahrscheinlichkeit von 0,05 (5 Prozent) abgebildet. Die Varianz der Grundgesamtheit ist nicht bekannt und kann auf Grund der

Stichprobe nur grob geschätzt werden. Mit diesen Parametern wären bereits 9 Probanden ausreichend, um auf die Erkennungsrate bei der Grundgesamtheit im Intervall von ± 5 Prozent mit der Irrtumswahrscheinlichkeit von 0,05 zurück zu schließen, wenn die Standardabweichung des Mittelwertes bei maximal 7,5 Prozent liegt. Die Stichprobe hat eine Standardabweichung von nur ca. 4,1 Prozent, es wird somit davon ausgegangen, dass die gewählte Probandenanzahl ausreichend ist.

Als Messsensor wurde der Beschleunigungssensor ST-LIS302DL (STMicroelectronics) eingesetzt, der in einem Messsystem (Mobiltelefon) SonyEricsson W715 integriert ist. Das Messsystem liefert Rohdaten (3D-Beschleunigungsdaten mit 20 Hertz Abtastung, im Messbereich von ± 2 g). Dieses Messsystem wurde ca. 30 cm unterhalb des oberen rechten Hüftknochens am Bein befestigt. Dieser Befestigungsort entspricht ungefähr der Trageposition eines Mobiltelefons in der vorderen Hosentasche. Diese Trageposition ist die häufigste Trageposition eines Mobiltelefons [ICG05].

Damit verschiedene Sensororientierungen erreicht werden konnten, wurden fünf baugleiche Messsysteme gleichzeitig an der selben Trageposition befestigt. Hierbei wurde die Vereinfachung gewählt, dass eine Verdrehung der Sensoren in der Hauptbewegungsrichtung ausreichend für die Untersuchung der Orientierungsabhängigkeit der Verfahren ist. Die Messsysteme wurden am Befestigungspunkt gegeneinander verdreht montiert (siehe Abbildung 70). Das erste Mobiltelefon wurde aufrecht mit dem Display nach vorne bei dem Probanden befestigt und dessen Drehwinkel als 0 Grad definiert. Die weiteren Mobiltelefone wurden jeweils um den Winkel von 22,5 Grad (Drehrichtung rechts bei Draufsicht auf den Probanden) verdreht gegenüber dem vorherigen Messsystem befestigt. Durch diese Konstellation erreichte man eine Anordnung der Sensoren mit den Winkeln von 0 Grad (Kurzbezeichnung w00), 22 Grad (Kurzbezeichnung w22), 45 Grad (w45), 67,5 Grad (w67) sowie 90 Grad (w90). Bautechnisch bedingt ergab sich durch die übereinander liegenden Mobiltelefone eine Bauhöhe von ca. 5 cm, welches jedoch als akzeptabel eingestuft wurde.

Abbildung 70: Anordnung der Halterungen für die Mobiltelefone

Als Untersuchungsumfeld wurde ein Labor mit entsprechender Laborausstattung gewählt. Diese bestand aus einem Laufband, Ergometer, Schränken sowie einem Computerarbeitsplatz. Die Nutzung dieser Infrastruktur stellte sicher, dass die Versuchsanordnung reproduzierbar ist und keinen direkten äußeren Einflüssen (z.B. Wetter) unterlag. Die Abbildung 71 zeigt den Versuchsaufbau mit der Befestigung der Messsysteme.

Als vorgegebene Aktivitäten wurden sechs Aktivitäten in folgender Reihenfolge gewählt und für die Dauer von sechs Minuten ausgeführt. Die Aufzeichnung der Rohdaten wurde kontinuierlich durchgeführt und daraus die transitionsfreien Aktivitätsdaten als ei-

Abbildung 71: Versuchsaufbau, Messsensoren am Bein

genständige Datensätze extrahiert.
Die Reihenfolge der Ausführung der Aktivitäten lag in der physischen Belastung begründet, da man die Probanden während der Ausführung entlasten wollte (beispielsweise folgte nach der Aktivität „Laufen“ die Aktivität „Ruhe“). Das „Gehen“ wurde mit 3 km/h (Aktivitätsklasse 3) ausgeführt, welches einem langsamen, gemütlichen Spazierengehen entspricht. Das „Laufen“ (Aktivitätsklasse 4) wurde mit 8 km/h ausgeführt, welches dem Tempo eines Waldlaufes entspricht. Das „Ruhen“ (Aktivitätsklasse 2) bestand aus einem Betrachten von Nachrichten-Webseiten (www.spiegel.de) im Sitzen. Für das „Fahrrad fahren“ (Aktivitätsklasse 8) wurde jeder Proband aufgefordert, die für ihn richtige Sitzposition und Fahrwiderstand einzustellen. Die Trittgeschwindigkeit (Trittfrequenz) wurde nicht vorgegeben und konnte vom Proband frei gewählt werden, damit dies auch dem natürlichen Fahrverhalten ähnelt. Das „Aktiv sein“ (Aktivitätsklasse 14) sollte der Bewegung der Hausarbeit (dem Aufräumen) nahekommen. Hierfür wurde folgende Aktivität vorgegeben. Dem Probanden wurden gemischte Spielkarten (2, 3..10, Bube, Dame, König, Ass) übergeben, die in einem Schrank mit vier Fächern (in Höhe von 20 cm bis 200 cm) vertikal (jedes Fach für eine Farbe) und horizontal (jeweils vier Stapel) einsortiert werden mussten. Hierbei sollte jede Karte abwechselnd mit der rechten oder linken Hand bedient werden.
Die Aktivität „Autofahren“ (Aktivitätsklasse 9) wurde nicht mit jedem Probanden durchgeführt, da die körperliche Konstitution für diese Aktivität nur minimalen Einfluss besitzt. Daher fuhr ein Proband mit einem Auto eine vorgegebene Tour, die sowohl Autobahnfahrten sowie Landstraßenfahrten enthielt. Als Strecke wurde Rostock-Rerik-Rostock gewählt (ca. 120 km), diese Fahrt wurde mit einem VW Touran durchgeführt. Die Rohdaten der Autofahrt wurden in einzelne Datensätze aufgeteilt und jedem Proband zugeordnet.
Insgesamt entstanden durch die Aktivitätserfassung für jeden der dreizehn Probanden jeweils für die sechs Aktivitätsklassen und den jeweils fünf Messsystemen 390 Datensätze. Diese Datensätze enthalten zusammengefasst mehr als 2 Millionen Samples.

Verwendete Verfahren

Zur Untersuchung und Bewertung des beschriebenden Konzepts der Aktivitätserkennung ist ein Vergleich zu den Merkmmalen von existierenden Verfahren notwendig. Hierfür wurden sechs relevante Verfahren aus der Literatur ausgewählt.
Die in der Literatur beschriebenen Verfahren zur Aktivitätserkennung nutzten voneinander unterschiedliche Rohdaten, zum Teil unterschiedliche Klassifizierer und wurden auf zum Teil andere Aktivitäten antrainiert. Diese Umstände beeinflussen die Vergleichbarkeit der Verfahren. Um eine Einschätzung und Vergleichbarkeit der einzelnen Verfahren zu erreichen, wurden für die Merkmale der jeweiligen Verfahren nachimplementiert und für alle Verfahren die gleichen Trainingsdaten, die aus den erhobene Rohdaten bestehen, sowie die gleichen Aktivitätsklassen genutzt. Ebenfalls wurde für alle Verfahren als Klassifizierer der Entscheidungsbaum eingesetzt. Bedingt durch die durchgeführte Homogenisierung zur Vergleichbarkeit entsprechend die jeweiligen Verfahren nicht mehr ihrem Original, zur Vereinfachung werden die modizierten Verfahren folgend weiterhin als die jeweiligen Verfahren bezeichnet.
Als eines der sechs relevanten Verfahren wurde das Verfahren von [BI04] gewählt, da es zu einer der meist zitierten Arbeiten zählt. Die bei diesem Verfahren beschriebene Messsensorik war kein Mobiltelefon, sondern für die Arbeiten speziell angepasst und entwickelt worden. Die Arbeiten von [PEK+06] führten Untersuchungen mit multiplen Sensoren im realen Umfeld durch. Für die Untersuchungen von [KWM11] wurden Sensoren eines Mobiltelefons verwendet, die Arbeiten von [LKK+09] waren durch die sehr hohe Erkennungsraten (mit einem Fuzzy Logic Klassifizierer) von 99,5 Prozent von besonderem Interesse. Das Verfahren von [Yan09] nutzt zwar kein neues Bezugssystem, sondern Merkmale, die keine Orientierung des Messsystems voraussetzen. Die Arbeit von [Yan09] ist nach den eigenen Arbeiten entstanden und wird zum Nachweis genutzt, dass das in dieser Arbeit zu Grunde liegende Hypothese der Orientierungsabhängigkeit richtig ist. Im Einzelnen wurden folgende Verfahren herangezogen:

- Verfahren von Bao und Intille [BI04],
  Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data (USA).
- Verfahren von Bieber, welches dieser Arbeit zu Grunde liegt.
- Verfahren von Lee et. al. [LKK+09],
  Physical activity recognition using a single tri-axis accelerometer (Korea).
- Verfahren von Kwapisz, Weiss und Moore [KWM11],
  Activity recognition using cell phone accelerometers (USA).
- Verfahren von Parkka et. al. [PEK+06],
  Activity classification using realistic data from wearable sensors (Finnland).
- Verfahren von Ravi et. al. [RDML05],
  Activity Recognition from Accelerometer Data (USA).
- Verfahren von Yang [Yan09],
  Toward Physical Activity Diary: Motion Recognition Using Simple Acceleration Features with Mobile Phones (USA).

7.3.3 Einfache Kreuzvalidierung

Fragestellung:
Die nachfolgende Untersuchung dient nachzuweisen, ob mit den Merkmalen der angegebenen Verfahren eine Aktivitätserkennung unter den vorgegebenen Rahmenbedingungen

durchgeführt werden kann. Als erfolgreiche Aktivitätserkennung wird hierbei bezeichnet, wenn bei sechs zu klassifizierenden Aktivitäten die Erkennungsrate erheblich (d.h. mindestens doppelt so hoch) höher ist, als die relative Auftrittswahrscheinlich (16,6 Prozent).

Methode:
Um dies zu untersuchen, wurden die erhobenen Aktivitätsdaten der sechs Aktivitäten von allen 13 Probanden sowie aller fünf Messgeräte zusammengefasst und als ein Rohdatensatz betrachtet. Auf Grundlage der sieben Verfahren wurden aus dem Rohdatensatz die jeweiligen Merkmalsets berechnet. Das Trainingsset wurde in zehn gleiche Teildatenbereiche mit Daten aller Probanden und Geräte aufgeteilt (k = 10), wobei in zehn Durchläufen neun Teildatenbereiche als Trainingsdaten genutzt wurden und mit dem verbleibenden Teildatenbereich die Klassifizierung überprüft werden konnte. Aus dem Mittelwert der Erkennungsraten wurde die Gesamterkennungsrate bestimmt (10-fold cross validation). Dieses Verfahren entspricht der einfachen Kreuzvalidierung.

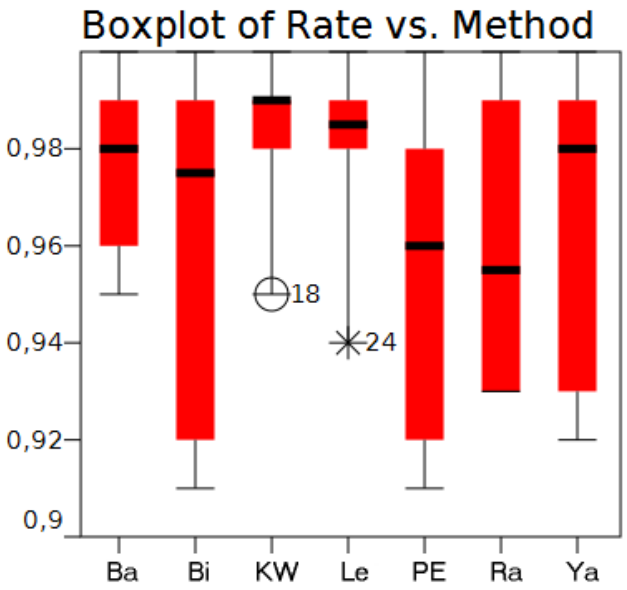
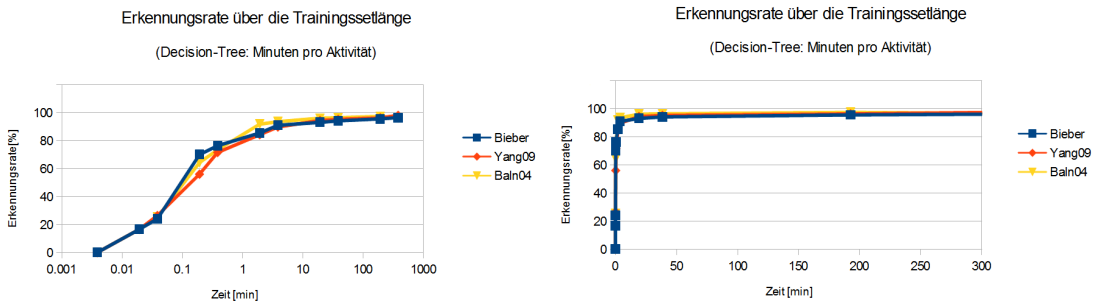


Abbildung 72: Erkennungsrate der Verfahren aus einfacher Kreuzvalidierung

Ergebnis:
Es wurde über alle Verfahren eine Erkennungsrate mit dem Mittelwert von 97,1 Prozent mit $\sigma = 1{,}0$ erreicht. Alle Verfahren eignen sich zur Aktivitätserkennung. Das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren erreicht eine Erkennungsrate von 96,3 Prozent (F1-Score 96,3 Prozent). Das Verfahren von [PEK+06] zeigt zwar mit 95,6 Prozent die geringste Erkennungsrate, jedoch wurde in der Literatur eine Kombination von heterogenen Sensoren genutzt, so dass hierbei die Erkennungsrate in der Literatur entsprechend höher ausgewiesen wurde. Die Erkennungsrate ist unterschiedlich auf die Aktivitätsklassen und Verfahren verteilt, Abbildung 72 stellt eine Übersicht hinsichtlich der Erkennungsrate dar.
Die hohe Erkennungsrate von durchschnittlich 97 Prozent erklärt sich dadurch, dass alle ausgewählten Verfahren relevante Merkmale umfassen und alle Verfahren für eine Aktivitätserkennung geeignet sind. Die ausgeführten Aktivitäten werden nicht gleich gut erkannt, das „Laufen“ ermöglicht eine gute Trennung, während beispielsweise die unscharfe Aktivität „Aktiv sein“ am schlechtesten erkannt wird. Die Erkennungsrate liegt stets signifikant über der Auftrittswahrscheinlichkeit. Es wird daher durch die vorliegende Untersuchung der Schluß gezogen, dass eine Aktivitätserkennung mit allen Verfahren unter

den vorgegebenen Rahmenbedingungen (d.h. ohne Sensorverdrehung) möglich ist.
Die Ergebnisse der Kreuzvalidierung ermöglichen ebenfalls eine Betrachtung der notwendigen Trainingssetmenge. In der folgenden Abbildung 73 wird die Abhängigkeit der Erkennungsrate mit der Anzahl der Trainingsdaten dargestellt. Die Abbildung umfasst exemplarisch drei Verfahren (Bieber (blau), [Yan09] (rot), [BI04] (gelb)), die den gleichen prinzipiellen Verlauf aufweisen.



(a) Logarithmische Darstellung

(b) Lineare Darstellung

Abbildung 73: Abhängigkeit der Trainingssetlänge zur Erkennungsrate bei einem Decision-Tree Klassifizierer

Die Erkennungsrate steigt logarithmisch mit dem Umfang der Traingsdatenmenge an und nähert sich asymptotisch dem Maximum. Wie in Kapitel 3 (Stand der Technik) beschrieben, verwenden andere Verfahren Testdatenlängen von ca. 3 - 10 Minuten Dauer. Diese Länge kann bestätigt werden, so dass die Aussage getroffen werden kann, dass 5 Minuten Trainingsdaten pro Proband und Aktivität ausreichend sind.
Die einfache Kreuzvalidierung hat jedoch zum Nachteil, dass sowohl in der Datenmenge der Trainingsdaten als auch in der Testdatenmenge die Daten von gleichen Probanden verwendet wurden. Die einfache Kreuzvalidierung eignet sich gut, um eine grobe Abschätzung über das Verhalten der Aktivitätserkennung zu erhalten. Zur besseren Bewertung der Erkennungsrate wird folgend Leave-one-Out Validierung gewählt, die jeweils in der Trainingsdatenmenge als auch in der Testdatenmenge die Daten von unterschiedlichen Probanden nutzt.

7.3.4 Leave-one-Out Validierung

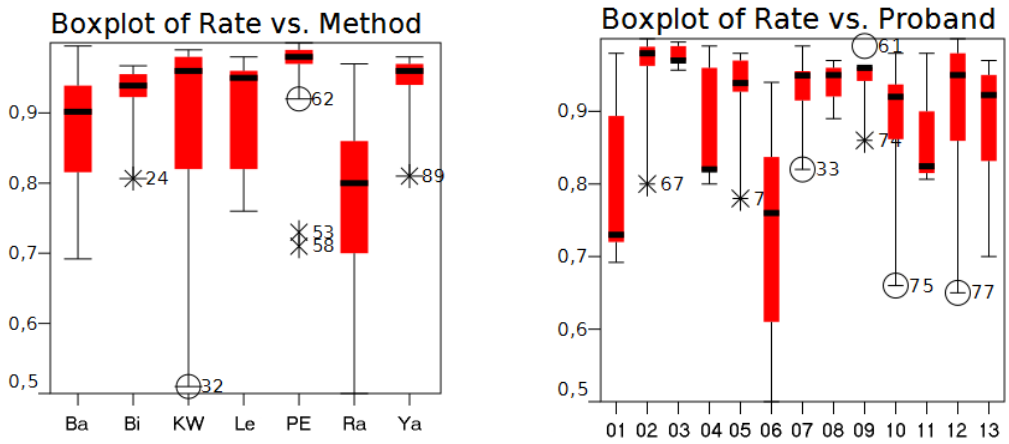
Die einfache Kreuzvalidierung prüft die Erkennungsrate eines Testsets, welches gegenüber dem Trainingsset unbekannte Aktivitätsdaten enthält. Im Testset können jedoch Aktivitätsdaten enthalten sein, die von gleichen Probanden stammen.

Fragestellung:
Es ist daher zu klären, wie hoch die Erkennungsrate bei Testdaten ausfällt, bei denen für die Testdaten gegenüber den Trainingsdaten unbekannte Probanden einbezogen werden.

Methode:
Damit nicht nur unbekannte Daten sondern auch unbekannte Probanden in Trainings- und Testset zum Einsatz kommen, wird die Methode der Leave-one-Out Kreuzvalidierung genutzt. Hierbei wird bei k-Durchläufen (k = Anzahl der Probanden) bei der Zusammenstellung der Trainingsdaten jeweils ein Proband ausgelassen (leave-out) und die Daten des ausgelassenen Probanden als Testdaten genutzt. Nach k-Durchläufen wird arithmetisch der Mittelwert der Erkennungsrate bestimmt.

Es wurden für die sieben Verfahren jeweils 13 Trainingsdurchläufe (somit 91 Durchläufe) durchgeführt und analysiert. Für die vorliegende Untersuchung wurde davon ausgegangen, dass ein Nutzer im Normalfall nur ein Sensorsystem und nicht wie bei der Untersuchung über gleichzeitig fünf Sensorsysteme verfügt. Aus diesem Grund wurde für die Untersuchung nur ein Sensorsystem einbezogen. Da alle Sensorsysteme baugleich sind, wurde das Sensorsystem in der vertikalen Ausrichtung (ohne Verdrehung, w00) gewählt.

Ergebnis:
Es wurde über alle Verfahren mittels der Leave-one-Out Validierung eine Erkennungsrate von 89,3 Prozent mit mit $\sigma = 3{,}9$ ermittelt. Üblicherweise ist die Erkennungsrate der Leave-one-Out Validierung geringer als die Erkennungsrate der einfachen Kreuzvalidierung, da in der Testmenge Daten von unbekannten Probanden enthalten sind. Dieses wird im vorliegenden Versuch bestätigt. Mit der Leave-one-Out Validierung wird jedoch die Erkennungsrate genauer erfasst und wird somit für die folgenden Untersuchungen genutzt.
Die Abbildungen 74(a) und 74(b) stellen den Box-Plot der Erkennungsrate für jedes Verfahren sowie für jeden Probanden dar. Der rote Balken entspricht der oberen und unteren Quartille, getrennt mit der schwarzen Mediankennlinie. Ausreißer sind mit Kreuz beziehungsweise Kreis gekennzeichnet.
Die Ergebnisse zeigen, dass die Erkennung bei den Probanden unterschiedliche Ergebnisse aufweist (Beispiel Proband P01 und P07). Dies erklärt sich durch die individuelle und unterschiedliche Ausführung der Aktivität, welches wiederum die Merkmalsausprägung beeinflusst. Aus Abbildung 74(a) ist ersichtlich, wie gut die einzelnen Verfahren diese individuelle Ausführung der Aktivitäten erkennen.



(a) Erkennungsraten pro Aktivität

(b) Erkennungsraten pro Proband

Abbildung 74: Boxplots der Erkennungsraten

Das dieser Arbeit zu Grunde liegende Verfahren (Bi) weist im arithmetischen Mittel eine Erkennungsrate von 93,1 Prozent mit $\sigma = 3{,}8$ auf und zeigt hierbei ein überdurchschnittliches Ergebnis.
Dieses Ergebnis bezieht sich auf die Versuchsanordnung, dass das Sensorsystem die gleiche Orientierung in der Trainingsphase wie in der Testphase besitzt. In der Realität kann sich jedoch die Orientierung stark verändern, besonders wenn als Messsystem ein Mobiltelefon verwendet wird, welches sich beliebig in der Hosentasche verdrehen kann.

7.3.5 Validierung der Erkennungsrate bei Verdrehung

Fragestellung:
Es wird vermutet, dass eine Verdrehung des Messsensors eine Beeinflussung der Erken-

nungsrate bei allen Verfahren, ausser bei [Yan09] und Bieber bewirkt. Daher ist die Zielstellung dieser Validierung festzustellen, ob eine Änderung der Orientierung von Sensoren tatsächlich einen Einfluss auf die Erkennungsrate bewirkt.

Methodik:
Um dieses zu untersuchen, wird ein Messgerät mit einer vorgegebenen Orientierung als Referenzsystem (Winkel 0 Grad, w00) gewählt und für die Trainingsdaten genutzt. Diese Trainingsdaten werden gegenüber Testdaten, die mit den Systemen der Winkel w22, w45, w67, w90 Grad aufgenommen wurden, getestet. Für die Ermittlung der Erkennungsrate werden die richtig erkannten Aktivitäten in das Verhältnis der insgesamt erhobenen Aktivitäten gesetzt.

Ergebnis:
Tabelle 18 stellt die Erkennungsraten (Leave-one-Out) der unterschiedlichen Verfahren in Abhängigkeit zum Verdrehwinkel in Prozent dar.

Verfahren	0,0 Grad	22,5 Grad	45 Grad	67,5 Grad	90 Grad
[BI04]	88	77	50	44	44
Bie	93	93	90	91	90
[KWM11]	89	84	53	42	33
[LKK+09]	90	77	60	39	23
[PEK+06]	94	92	61	31	15
[RDML05]	82	69	46	40	37
[Yan09]	94	94	93	92	87

Tabelle 18: Aktivitätserkennung bei unterschiedlicher Sensororientierung

Es zeigt sich, dass die Erkennungsraten stark von der Verdrehung des Messsystems abhängig sind. Der Verlauf der Erkennungsrate zeigt sowohl bei der hier dargestellten Leave-one-Out Validierung als auch bei der Kreuzvalidierung (die Kreuzvalidierung zeigt leicht höhere Erkennungsraten) den gleichen qualitativen Verlauf. Die Betrachtung der Erkennungsrate mittels der Leave-one-Out Validierung ermöglicht darüber hinaus eine genauere Einschätzung der Fehlerhäufigkeitsverteilung. Intuitiv wird angenommen, dass die Fehlerhäufigkeitsverteilung normalverteilt ist.

Um diese Annahme zu verifizieren, wird für die Messanordnung w00 die Abweichung der Erkennungsraten vom Mittelwert für jede Methode und Probanden betrachtet. Die Verteilung kann mittels der Kolmogorov-Smirnov-Methode [Lil67] hinsichtlich einer Normalverteilung untersucht werden. Das Verfahren weist hierbei mit der Irrtumswahrscheinlichkeit von $p = 0.01$ eine Normalverteilung aus. Es kann somit angenommen werden, dass die Fehlerhäufigkeitsverteilung normalverteilt ist. Gemäß der Abbildung 75 wird ebenfalls angenommen, dass alle Verfahren, außer dem vorgestellten Verfahren sowie dem Verfahren von [Yan09], eine hohe Abhängigkeit gegenüber der Verdrehung aufzeigen. Um diese Annahme zu überprüfen, werden die Erkennungsraten für die Verdrehungen für jeden Probanden mittels dem T-Test [Ras10] evaluiert. Die Untersuchung zeigt mit $p \leq 0.01$, dass alle Verfahren, außer dem vorgestellten Verfahren sowie dem Verfahren von [Yan09], eine hohe Abhängigkeit gegenüber der Verdrehung aufzeigen. Das Verfahren Bieber weist mit $p \geq 0.16$ bei allen Verdrehungen vergleichbare Erkennungsraten auf. Die Abhängigkeit der Verfahren von der Verdrehung liegt in der Merkmalswahl begründet, bei der sich eine Zerlegung gemessener Beschleunigungen auf die Messachsen negativ auf die Erkennungsrate auswirkt. Die ursprünglich getroffenen Annahmen wurden somit bestätigt.
Die Versuchsdaten zeigen visuell, dass auch bei dem vorgestellten Verfahren sowie bei

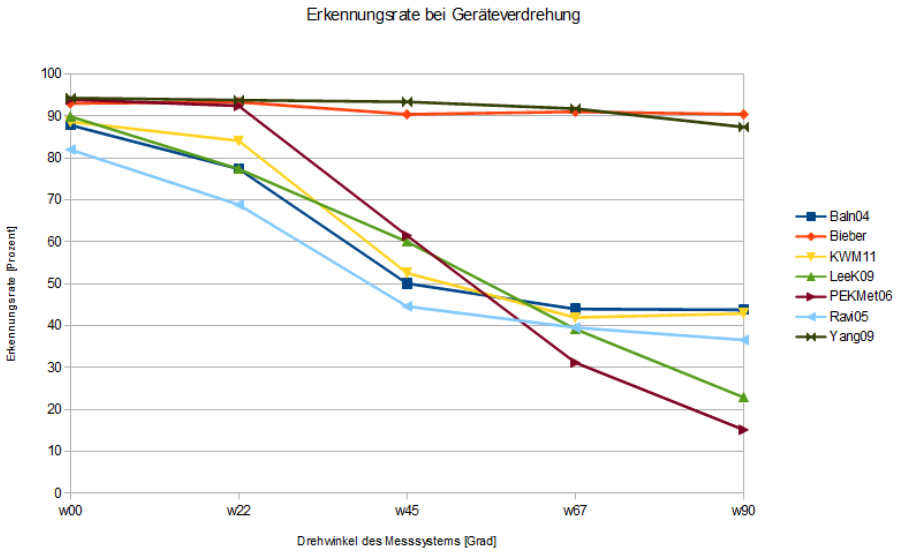


Abbildung 75: Erkennungsrate bei Verdrehung (Leave-one-Out Validierung)

[Yan09] die Erkennungsrate mit der Verdrehung, wenn auch wenig, abnimmt. Es wurde für diesen Versuch erwartet, dass die beiden Verfahren keine Beeinflussung erfahren. Das vorliegende Messergebnis erklärt sich dadurch, dass alle Messsysteme reale Messdaten erfassen. Die jeweiligen Messgeräte befanden sich während der Datenerhebung neben der unterschiedlichen Orientierung auch leicht in einer geometrisch veränderten Position. Bedingt durch den Versuchsaufbau lagen alle Geräte übereinander, so dass das obere Gerät zu dem untersten Gerät wenige Zentimeter weiter entfernt von dem Probanden befestigt wurde. Die einwirkende durchschnittliche Beschleunigung war bei den Geräten leicht unterschiedlich (zunehmend, je weiter das Gerät vom Probanden entfernt war). Die unterschiedliche Beschleunigung wurde bei der Evaluationskonzeption vernachlässigt, es zeigte sich, dass die unterschiedlichen Konstellationen die Erkennungsrate beeinflusst.
Bei dem vorgestellten Verfahren werden jedoch auch Merkmale verwendet, die nahezu unabhängig von der einwirkenden Beschleunigung sind (z.B. Schrittanzahl, Schrittvarianz etc.) so dass hierbei nur geringe Auswirkungen aufgetreten sind. Das Verfahren von [Yan09] verwendet zwar orientierungsunabhängige Merkmale, jedoch verändert sich die Merkmalsausprägung bei einer geänderten Beschleunigung.
Die gemessene, starke Beeinflussung der Erkennungsrate durch die Orientierung lässt den Schluss zu, dass bei Systemen, die sich frei und beliebig beispielsweise in der Hosentasche bewegen und verdrehen können, der Einsatz eines orientierungsunabhängigen Systems von Vorteil ist.

7.3.6 Validierung der Erkennungsrate bei simulierter Verdrehung

Fragestellung:
Die erfassten, realen Daten weisen eine Abhängigkeit der Erkennungsrate (Leave-one-Out) von der Verdrehung auf. Es erhebt sich die Frage, ob diese Abhängigkeit auch mit Daten einer simulierten Drehung aufgezeigt werden kann.

Methode:
Damit eine simulierte Drehung durchgeführt werden kann, werden die Trainingsdaten des Messsystemes w00 (Orientierung 0 Grad) mit Hilfe einer Koordinatendrehung um die Winkel 22,5 Grad, 45 Grad, 67,5 Grad sowie 90 Grad transponiert. Die neu generierten

Messdaten werden als Testset gegenüber dem Trainingsset getestet.

Ergebnis:
Die Simulation der Verdrehung zeigt näherungsweise die gleichen Kurvenverläufe wie die Kennlinie der realen Messdaten (siehe Tabelle 7.3.6. Die Abhängigkeit kann daher ebenfalls bei der simulierten Drehung aufgezeigt werden.

Verfahren	0,0 Grad	22,5 Grad	45 Grad	67,5 Grad	90 Grad
[BI04]	88	72	51	41	43
Bie	93	93	93	93	93
[KWM11]	89	75	53	35	27
[LKK+09]	90	72	51	36	24
[PEK+06]	94	91	55	29	15
[RDML05]	82	68	45	33	31
[Yan09]	94	94	94	94	94

Tabelle 19: Aktivitätserkennung bei unterschiedlicher Sensororientierung

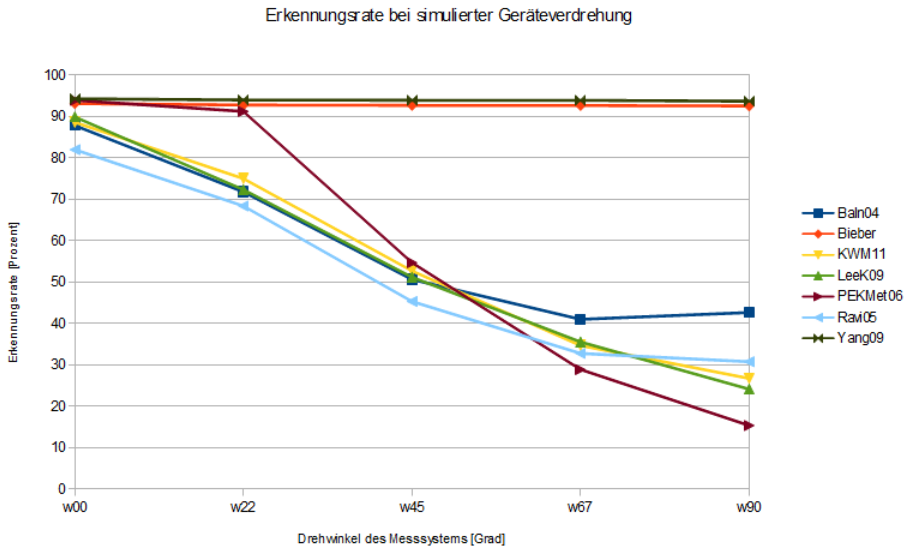


Abbildung 76: Erkennungsrate bei simulierter Verdrehung

Die Verfahren Bieber und [Yan09] zeigen in der Simulation (siehe Abbildung 7.3.6) nahezu keine Veränderung der Erkennungsraten bei Verdrehung auf, während die Erkennungsrate bei realen Messdaten leicht abgenommen hat.

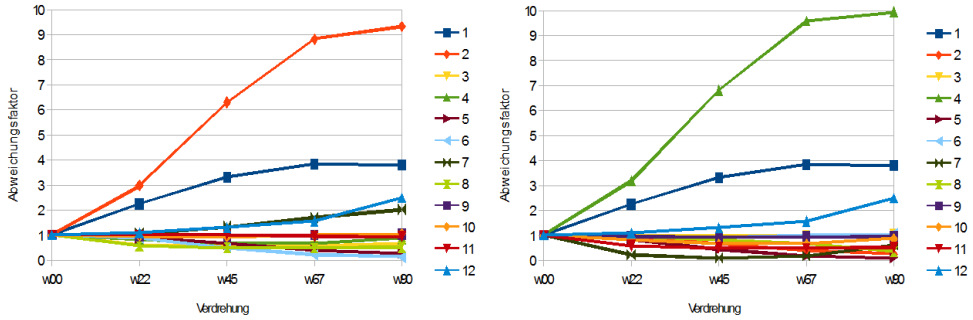
7.3.7 Merkmalsausprägung in Abhängigkeit der Verdrehung

Durch die vorangegangene Simulation der Messwerte konnte festgestellt werden, dass sich die Erkennungsrate zwischen dem realen Versuchsablauf und der Simulation geringfügig unterscheidet. Die Abweichungen hinsichtlich der Erkennungsrate betragen zwischen realen und simulierten Versuchen je nach verwendeten Merkmalen und Verfahren ca. 7 Prozent.

Fragestellung:
Es erhebt sich die Frage, ob die Merkmale eine Abhängigkeit hinsichtlich der Verdrehung aufweisen.

Methode:
Um dieses zu untersuchen, werden für die Merkmalsausprägungen der bei den jeweiligen Verfahren verwendeten Merkmale mit dem Grad der Verdrehung in Beziehung gesetzt.

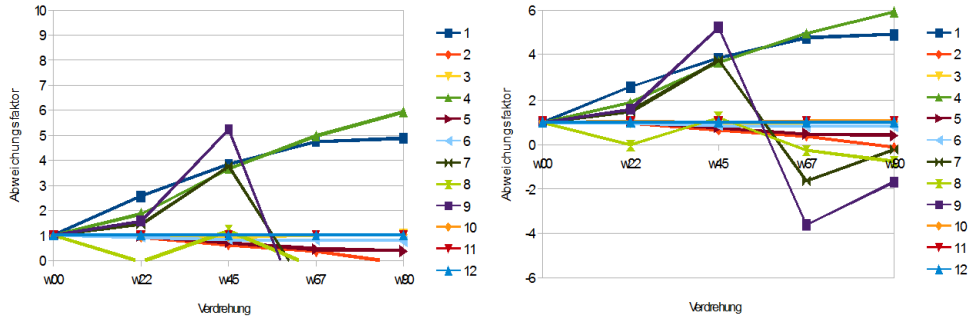
Ergebnis:
Die Abbildungen 77, 78, 79 und 80 veranschaulichen die Änderung der Merkmale (Mittelwert).
Es zeigt sich, dass bei allen Verfahren bei zunehmender Sensorverdrehung sich die Mittelwerte der Merkmale stark verändern. Hierbei kann sich bei einzelnen Merkmalen, beispielsweise dem Merkmal Nr. 4 (Standardabweichung der Messdaten der x-Achse, siehe Anhang) des Verfahrens [LKK+09] um den Faktor 10 ändern. Die verwendeten Merkmale der Verfahren Bieber und [Yan09] sind wie erwartet nahezu unabhängig der Orientierung.



(a) Veränderung der Merkmale bei Verdrehung, Verfahren [BI04]

(b) Veränderung der Merkmale bei Verdrehung, Verfahren [LKK+09]

Abbildung 77: Veränderung der Merkmale bei Verdrehung Verfahren [BI04] und [LKK+09]



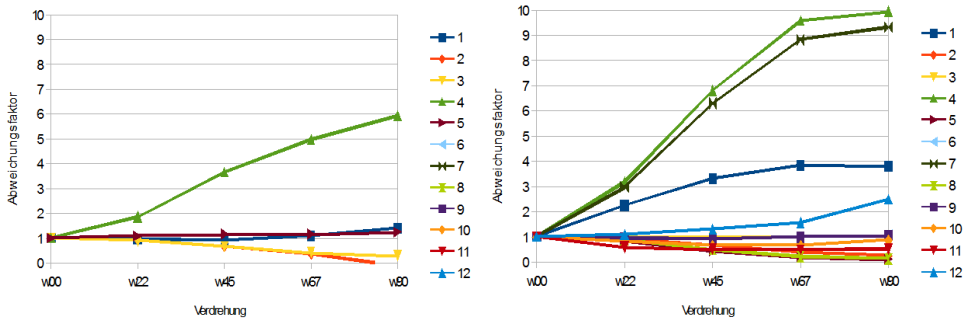
(a) Veränderung der Merkmale bei Verdrehung, Verfahren [KWM11]

(b) Verfahren [KWM11] mit symmetrischer Skalierung

Abbildung 78: Veränderung der Merkmale bei Verdrehung Verfahren [KWM11]

Betrachtet man die skalare Beschleunigung des Messsystems, so ist anhand der Abbildung 81 zu erkennen, dass diese bei zunehmender Sensorverdrehung ebenfalls mit bis zu ca. 12 Prozent zunimmt. Dies ist nicht durch die Verdrehung zu erklären, da die ungerichtete Beschleunigung (Merkmal AE) betrachtet wurde. Die Beschleunigungszunahme begründet sich vielmehr durch den Messaufbau, da die Messgeräte nicht exakt die gleiche Bewegung ausgeführt haben.

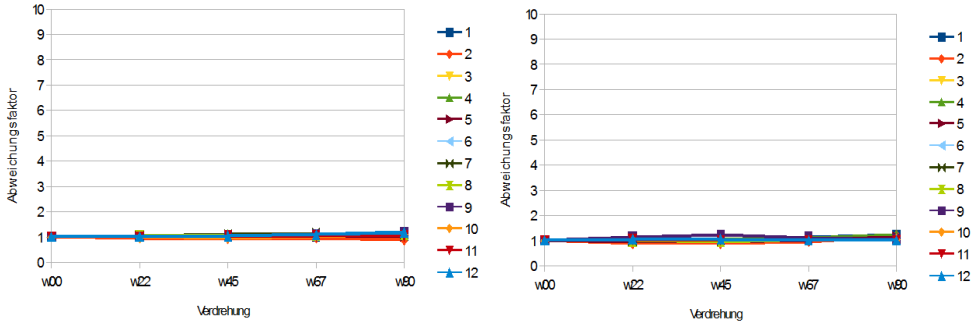
Während das Messgerät w00 direkt am Körper befestigt war, befanden sich die Geräte w22, w45, w67 und w90 in steigender Folge um jeweils ca. 1 cm über dem Referenzmessgerät w00. Diese geometrische Konstellation reichte aus, um unerwartet jedes Messsystem unterschiedlich stark zu beschleunigen. Dies führte im Versuch zu einer Beeinflussung der



(a) Veränderung der Merkmale bei Verdrehung, Verfahren [PEK+06]

(b) Veränderung der Merkmale bei Verdrehung, Verfahren [RDML05]

Abbildung 79: Veränderung der Merkmale bei Verdrehung Verfahren [PEK+06] und [RDML05]



(a) Veränderung der Merkmale bei Verdrehung, Verfahren Bieber

(b) Mittelwert der Merkmale bei Verdrehung, Verfahren [Yan09]

Abbildung 80: Veränderung der Merkmale bei Verdrehung Verfahren Bieber und [Yan09]

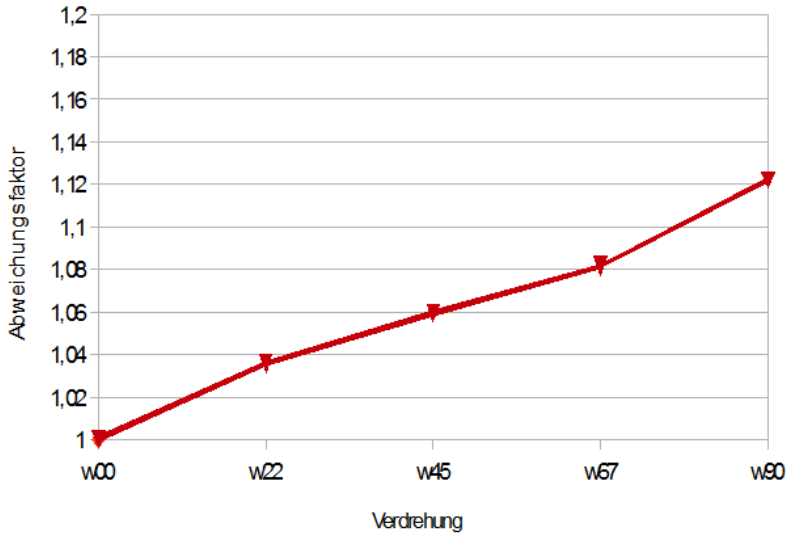
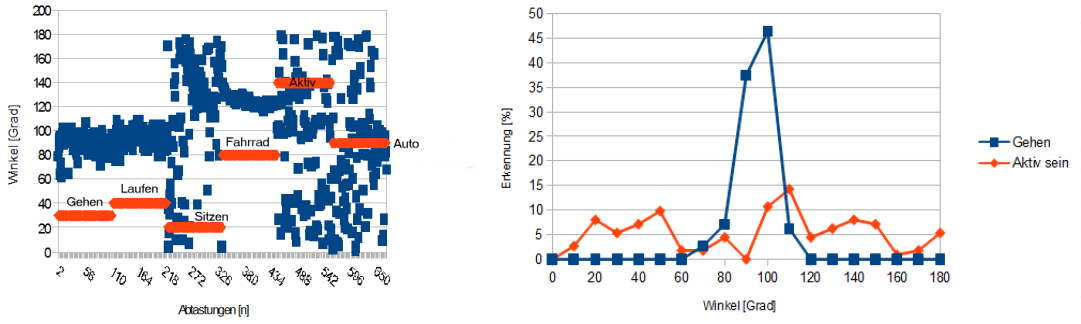


Abbildung 81: Skalare Beschleunigung bei Verdrehung

Merkmale und der Erkennungsrate, wodurch auch nachvollziehbar ist, dass die Simulation der Verdrehung nicht exakt der real ermittelten Versuchsergebnisse entsprochen hat.

7.3.8 Analyse der Ausrichtung des Messsystems

Auf Grundlage der Merkmalsanalyse ist es wie in Kapitel 7.2.1. beschrieben möglich, die Hauptbewegungsrichtung während der Aktivität „Gehen“ zu bestimmen. Abbildung 82 zeigt die exemplarische Richtungsbestimmung (Proband Nr. 5) auch bei unterschiedlichen und nicht geeigneten Aktivitäten. Hierbei wurde die Aktivität als orangefarbene Linie in die Abbildung eingetragen sowie die jeweils bestimmten Winkel. Es ist ersichtlich, dass die Hauptbewegungsrichtung mit ca. 90 Grad für die Aktivitäten „Gehen“ und „Laufen“ bestimmt werden konnte, bei der Aktivität „Sitzen“ ist jedoch keine Richtung feststellbar, so dass hier die Winkelwerte sehr stark streuen. Bei der Aktivität „Aktiv sein“ sowie „Auto fahren“ konnte ebenfalls wie erwartet keine eindeutige Richtung festgestellt werden.

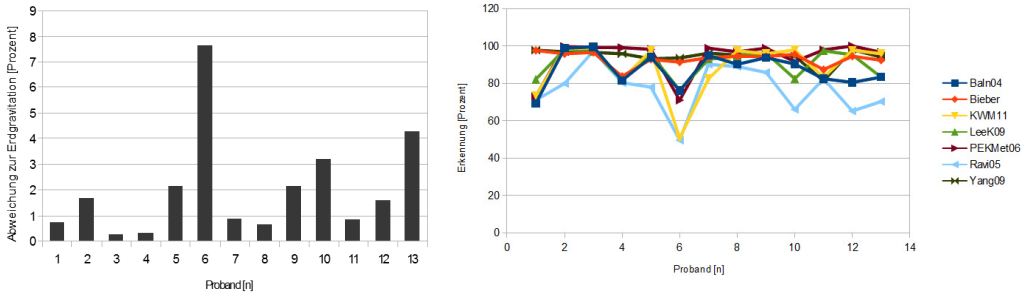


(a) Identifizierte Hauptbewegungsrichtung bei unterschiedlicher Aktivität

(b) Verteilung der Winkelerkennung

Abbildung 82: Identifizierte Hauptbewegungsrichtung bei unterschiedlicher Aktivität

In den Versuchen konnte gezeigt werden, dass die Verdrehung des Messsystems gegenüber der Erdgravitationsrichtung eine Merkmalsänderung und somit Rückwirkungen auf die Erkennungsrate aufweist. Bei den durchgeführten Versuchen wies der Proband Nr. 6 in der Abbildung 74(b) den höchsten Fehler (Leave-one-Out) auf. Es liegt die Vermutung nahe, dass das Messsystem bei diesem Probanden bei den Versuchen nicht optimal orientiert war. Obwohl bei der Versuchsdurchführung darauf geachtet wurde, dass die Messsysteme bei allen Versuchen gleich ausgerichtet werden, so wiesen sie in der Realität messbare Unterschiede auf. In der Abbildung 83(a) ist die Abweichung der Ausrichtung zur Erdgravitationsachse dargestellt. Durch die Bestimmung der Erdgravitationskraft kann festgestellt werden, dass tatsächlich bei dem Proband Nr. 6 das Messsystem verdreht getragen wurde, die Erkennungsrate ist daher bei den Verfahren ausser Bieber und [Yan09] entsprechend geringer.



(a) Verdrehung des Messsytems (System w00) bei den Probanden

(b) Verteilung der Erkennung über die Probanden

Abbildung 83: Verdrehung des Messsystems bei den Probanden

Das Messsystem wurde von dem Proband Nr. 6 um ca. 22 Grad verdreht getragen. Die

Verdrehung und die verbundene Erkenungsratenbeeinflussung kennzeichnet die Wichtigkeit der Transformation der Sensordaten in ein neues Bezugssystem.

7.3.9 Koordinatentransformation für andere Erkennungsverfahren

Durch die Untersuchungen konnte gezeigt werden, dass die Verdrehung des Sensors die Erkennungsrate beeinflusst. Damit die Trainingsdaten auch den Testdaten entsprechen, ist es denkbar, alle erhobenen Sensordaten in ein normiertes Bezugssystem zu transformieren. Nach Transformation würden auch alle vorgestellten Verfahren unabhängig auf eine Messsystemverdrehung reagieren. Um dies zu untersuchen, wurden alle erfassten Sensordaten in das normierte Bezugssystem transformiert und auf Grundlage dieser neuen Daten eine Aktivitätserkennung durchgeführt. Die Erfassung der Erkennungsrate wurde mit der einfachen Kreuzvalidierung durchgeführt. Die Abbildung 84 zeigt die Erkennungsrate aller Verfahren bei unterschiedlicher Sensorverdrehung. Wie erwartet ist die Erkennungsrate durch die Transformation der Sensordaten bei allen Verfahren unabhängig von der Verdrehung, die Verfahren Bieber und [Yan09] weisen die höchste Erkennungsrate auf.

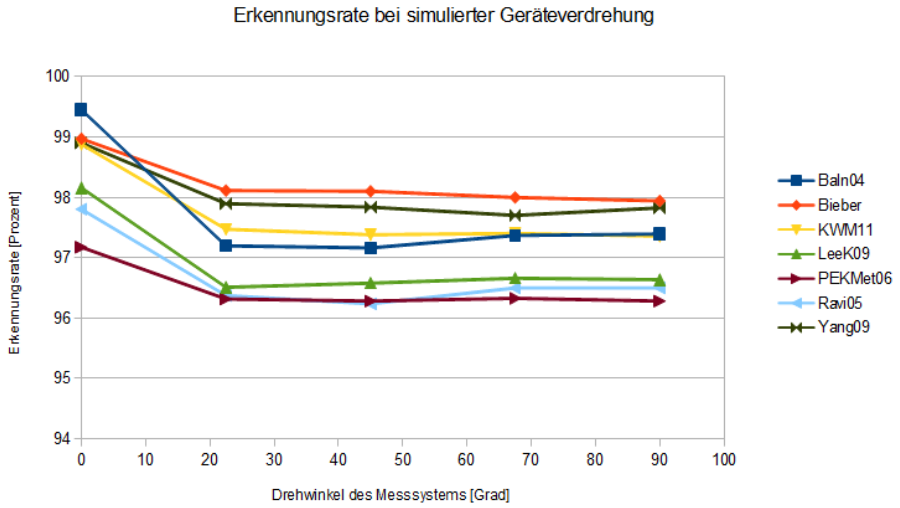


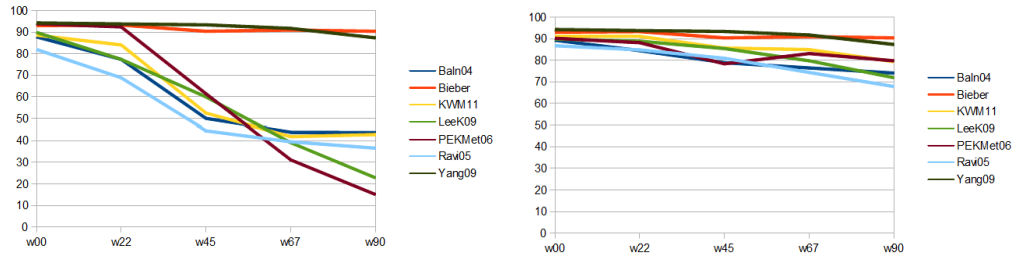
Abbildung 84: Erkennungsrate nach Transformation aller Sensordaten durch Simulation

Bei der Betrachtung der realen Messdaten mit und ohne Koordinatentransformation gemäß Abbildung 85(a) und 85(b) zeigt sich eine deutliche Verbesserung der Erkennungsraten (Leave-one-Out). Mit der Koordinatentransformation ändern sich die Erkennungsraten bei der Verdrehung w22 gegenüber w00 nicht signifikant (mit $p \geq 0{,}14$), jedoch bei zunehmender Verdrehung nimmt die Erkennung, außer bei dem vorgestellten Verfahren ($p \geq 0{,}16$) zwar signifikant ab, ist aber nicht durch die Verdrehung sondern durch die unterschiedlichen Geräte und Tragepositionen begründet.

Die Methode der Koordinatentransformation und Überführung der Messdaten in ein normiertes Bezugssystem ist somit auch für die Optimierung der bisher bekannten Verfahren einsetzbar. Die Abbildung 85 zeigt die Erkennungsraten (Leave-one-Out) bei Verdrehung sowohl ohne als auch mit Nutzung des normierten Bezugssystems. Es gut ersichtlich, dass unter Nutzung des Bezugssytsems die Erkennungsrate verbessert wird. Das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren ist auf mobile Endgeräte portierbar und kann für mobile Assistenzsysteme zur Identifikation der Alltagsaktivität genutzt werden.

Aktivitätserkennung im Alltag

Die Erkennungsrate der Aktivitätserkennung beschreibt, in welchem Verhältnis die klassifizierte Aktivität zu der realen Aktivität steht. In der realen Alltagssituation besteht



(a) Erkennungsrate vor Transformation der realen Sensordaten

(b) Erkennungsrate nach Transformation der realen Sensordaten

Abbildung 85: Einfluss der Koodinationtransformation auf die Erkennungsrate

BEZUGSSYSTEM:
Verbessert die Transformation der Sensordaten in ein normiertes Bezugssystem die Aktivitätserkennung?
Die Transformation von Sensordaten führt bei orientierungsabhängigen Verfahren, beispielsweise [BI04][LKK+09][KWM11][PEK+06][RDML05], zu einer signifikant besseren Aktivitätserkennung.

der überwiegende Anteil eines 24-Stundentages (1440 Minuten), bedingt durch „Sitzen“, „Schlafen“, „Essenszeiten“, „allgemeine Pausen“, „Sitzen am Computerarbeitsplatz“ etc., aus der Aktivität „Ruhen“. Die Ruhephasen können je nach Proband im Alltag ca. 20 bis 23 Stunden dauern, d.h. einen Anteil von ca. 83 bis 96 Prozent des Tages einnehmen.
Die Abbildung 86 zeigt ein typisches 24-Stunden-Aktivitätsdiagramm einer Person mittleren Alters und stellt den hohen Ruheanteil des Alltages dar. Die Abbildung visualisiert einen weiteren, typischen Tagesverlauf bei einem Alltagstest [Got08]. Hierbei sind die Aktivitäten farblich codiert, „Gehen“ ist mit grün, „Fahrrad fahren“ mit orange und „Auto fahren“ mit blau hinterlegt.

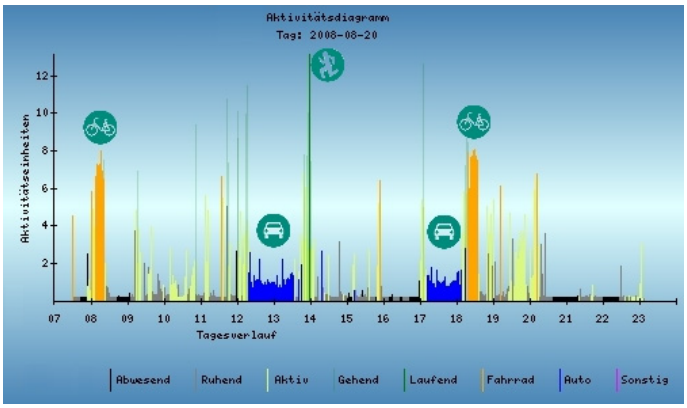


Abbildung 86: Typisches 24h-Aktivitätsdiagramm

Die Ruhephasen können sich besonders bei Senioren erheblich ausdehnen, die Abbildung 87 zeigt das 24-Stunden-Aktivitätsdiagramm einer 89-jährigen Testperson. Hierbei ist die für diesen Probanden typische, relativ kurze Wachphase erkennbar. Das DiaTrace System detektierte überwiegend die Aktivität „Aktiv sein“, da die Gehbewegungen nur kurz und hauptsächlich von Bett zum Esstisch und zum Fernseher ausgeführt wurden.
Das vorgestellte System DiaTrace erkennt im Alltag besonders die Ruhephasen, unabhängig vom Körpergewicht, nahezu fehlerfrei. Bezieht man den zeitlichen Anteil der Aktivitäten in die Erkennungsrate ein, so werden über den Tagesdurchschnitt trotz der zum Teil fehlerhaften Aktivitätserkennung entsprechend hohe Erkennungsraten erreicht.

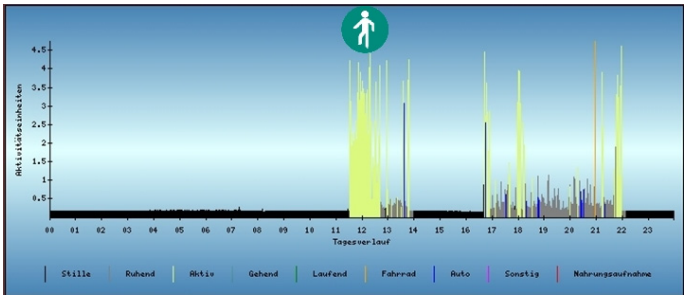


Abbildung 87: Beispielhaftes Aktivitätsdiagramm eines Seniors (89 Jahre)

Die prototypische Umsetzung zeigt, dass eine Aktivitätserkennung mit einem Mobiltelefon im Alltag möglich ist [BT08]. Eine direkte Interaktion mit dem Endgerät, beispielsweise das Telefonieren, Handyspiele (Spiele auf dem Mobiltelefon) oder SMS schreiben, wirkt sich negativ auf die Erkennungsrate der vorliegenden Aktivität aus. Die Erkennung der direkten Interaktion mit dem Endgerät könnte zwar durch das Mobiltelefon durch interne Prozessidentifikation erkannt werden, dies ist jedoch nicht Ziel der vorliegenden Arbeit.

7.3.10 Einsatz des Assistenzsystems DiaTrace

Durch die Einbeziehung des Praxispartners MEDIGREIF-Inselklinik Heringsdorf MV, Fachklinik für Kinder- und Jugendmedizin, Schwerpunkt Adipositas und Diabetes, unter Leitung von Dr. med. habil. Ralf Schiel, wurde die Durchführung der Evaluation der Einsetzbarkeit des mobilen Assistenzsystems DiaTrace in Form einer klinischen Studie möglich. Hierbei wurde zusätzlich zu einer an der Klinik bereits laufenden Studie (St121-08) die folgend detailliert beschriebene Evaluation durchgeführt.

Ergebnisse
Die Nutzung von Mobiltelefone zur objektiven Erfassung körperlicher Aktivität und Ruhe wird von übergewichtigen und adipösen Kindern und Jugendlichen in hohem Maße akzeptiert und die Geräte problemlos, nachprüfbar und zuverlässig am Körper getragen. Übergewichtige Jugendliche tragen vermehrt Jogginganzüge, die oftmals keine Taschen besitzen, so dass Hüftgurte zum Mitführen der Mobiltelefone eingesetzt wurden. Die Erfassung körperlicher Aktivität und von Ruhezeiten mit Hilfe der Aktivitätssensoren (MoSeBo und DiaTrace) erfolgt zuverlässig und weitgehend unbeeinflusst durch äußere Störfaktoren. Eine interne Reliabilitätsprüfung ergab weiterhin nur eine minimale subjektive Beeinflussbarkeit. Die in die Pilotstudie eingeschlossenen Kinder und Jugendlichen (siehe Abbildung 88) hatten eine mittlere körperliche Aktivität von 133,2 Minuten / Tag mit $\sigma = 59{,}0$ im stationären Aufenthalt. Die mittlere Ruhezeit betrug 267,6 Minuten / Tag mit $\sigma = 115{,}3$ und der durchschnittliche tägliche Kalorienverbrauch 1774,8 kcal mit $\sigma = 106{,}4$. Im Vergleich dazu hatten die Patienten in der Selbstwahrnehmung einen höhere Aktivität angegeben, d.h. in den speziell entwickelten standardisierten Fragebögen eine tendenziell höhere mittlere körperliche Aktivität von 231,9 Minuten / Tag mit $\sigma = 109{,}7$ ($p = 0{,}065$ vs. Erfassung mittels MoSeBo / DiaTrace). Die Analyse der bei 11 übergewichtigen und adipösen Kindern und Jugendlichen erhobenen Daten belegt eine hohe Diskrepanz zwischen objektiver und subjektiver Wahrnehmung der körperlichen Aktivität und Ruhe. In der Regel liegt die subjektive Wahrnehmung körperlicher Aktivität deutlich über der objektiven.

(a) Technikeinweisung in der Klinik (Quelle: ZDF)

(b) Applikation in der Anwendung (Quelle: Focus)

Abbildung 88: Anwendung DiaTrace in der Praxis

Parallel ermöglichen die Fotofunktionen der Mobiltelefone die Dokumentation der Ernährungssituation. Die zum Teil noch bestehenden Ungenauigkeiten in der Nährwertbestimmung werden durch den Gesamteindruck der Nahrung weitgehend ausgeglichen.

7.4 Fehlereinflüsse bei der Aktivitätserfassung

Die Mustererkennung basiert auf der Klassifizierung von möglichst aussagekräftigen Merkmalen. Sind die Messdaten durch beispielsweise Rauschen verfälscht, so ist die Klassifizierung entsprechend gestört. Das MoSeBo weist genauere Rohdaten mit höherer Auflösung und Quantisierung gegenüber einem Mobiltelefon (z.B. SE w760i) auf und besitzt eine höherer Erkennungsrate bei der Aktivitätserkennung. Die Erkennungsrate ist somit von der Genauigkeit der Sensoren abhängig. Die Tragesituation des Messsystems ist eine weitere Fehlerursache. Für eine Messung im Alltag muss das Messsystem stets getragen werden, dieses ist jedoch je nach Ausführung des Messsystems nur bedingt der Fall. Bei der Durchführung von Vorstudien zur Alltagstauglichkeit konnte festgestellt werden, dass ein seitlich am Gürtel befindliches, aufgestecktes Messsystem (MoSeBo) oft verloren werden kann. Zwar kann das System durch Halteleinen oder Sicherungsketten gesichert werden, doch viele Nutzer legen die am Gürtel aufgesteckten Systeme für die Ruhephase wieder ab – und vergessen es wieder anzulegen, sobald sie wieder aktiv werden. Es scheint dem natürlichen Trageverhalten zu entsprechen, den Sensor einfach in die Tasche zu stecken. Je unhandlicher das Messsystem, desto weniger wird es im Alltag getragen. Es ist festzustellen, dass unterschiedliche Fixierungen (enge oder weite Hose) oder Trageort (Jackentasche, Umhängetasche, Hemd- oder Hosentasche) ebenfalls eine Störgröße darstellen. Abhilfe oder Minderung könnte hierbei das Erkennen und Bewerten der aktuellen Tragesituation sein, welches zukünftig mittels Durchführung von Selbsttests durch eingebaute Vibratoren etc. bestimmt werden könnte. Das „Fahrrad fahren“ wird neben dem „Ergometerfahren“ auch in normaler Umgebung sehr gut erkannt, solange der Sensor in der Hosentasche getragen wird und Tretbewegungen ausgeführt werden. Bei längerem Freilauf (Bergabrollen) wird hingegen die Aktivität als „Auto fahren“ detektiert. Für die Evaluation wurde von einem Radprofi der Sensor in der Rückentasche des Trikots getragen, hierbei wurde für die gesamte Aufzeichnung vollständig „Auto fahren“ erkannt.
Das „Fahrrad fahren“ in der Innenstadt beinhaltet mitunter auch lange Standzeiten (mehrere Minuten) an Ampeln, hier wird das auf dem Fahrrad Sitzen als „Ruhe“ detektiert. Dieser Umstand führt zu der Definition „Fahrrad fahren“, indem die Aktivität „Fahrrad fahren“ nur dann vorliegt, wenn der Fahrer auch Tretbewegungen ausführt. Das „Sitzen“ auf dem Fahrrad bei einer Ampel wird daher nicht als „Fahrrad fahren“ bezeichnet. Das „Auto fahren“ wird nur bei der Fahrbewegung des Autos erkannt. Bei dem an einer Ampel stehendes Fahrzeuges sind die auf das Messsystem einwirkenden Beschleunigungen der

Aktivität „Ruhe“ so ähnlich, so dass nur diese Aktivität klassifiziert wird.
Damit ein Vergleich der gemessenen und tatsächlich ausgeführten körperlichen Aktivitäten durchgeführt werden kann, ist die Mithilfe der Probanden notwendig. Mögliche Einfluss- und Störgrößen sind hierbei Non-Compliance Faktoren, die dazu führen, dass Beschleunigungssensoren wie MoSeBo, DiaTrace und Pedometer nicht akzeptiert beziehungsweise in der späteren Behandlung von den übergewichtigen und adipösen Kindern und Jugendlichen nicht am Körper getragen werden. Diesem kann entgegen gewirkt werden, indem die Erfassung von körperlicher Aktivität durch Pädagogen und Therapeuten begleitet wird.

7.5 Betriebsverhalten

Das Konzept zur Bestimmung der Hauptbewegungsrichtung sowie der Generierung eines neuen Bezugssystems wurde auf einem Mobiltelefon mit integriertem Beschleunigungssensor exemplarisch umgesetzt. Alle Verarbeitungsschritte der Aktivitätserkennung, d.h. Signalerfassung, Signalvorverarbeitung, Normierung des Bezugssystems, Merkmalsextraktion, Klassifizierung und Datenspeicherung wurden auf dem Mobiltelefon ausgeführt. Das Mobiltelefon (SE w760i) wurde dadurch hinsichtlich der Prozessorleistung zu ca. 20 Prozent ausgelastet. Die Prozessorauslastung bei anderen Mobiltelefonen mit höherer Rechenleistung (z.B. Android-System) wies eine entsprechend geringere Auslastung auf. Die Applikation benötigt nur einen geringen Speicher (weniger als 1 MB). Die Akkulaufzeit für ein Mobiltelefon (SE w760i) beträgt mit aktivem GSM Modul (jedoch kein Telefonat oder Bedienung des Mobiltelefons) ca. 4 Tage, dies entspricht einer Reduktion der Laufzeit um ca. 50 Prozent. Bei dem Android-Smarthone wird durch die Aktivitätserkennung ein ca. 25 Prozent höherer Stromverbrauch verursacht. Bei der prototypischen Umsetzung wurden jedoch keine Stromsparmethoden angewandt, Einsparpotenziale ergeben sich bei der Optimierung der Speicherroutinen (Nutzung des Cachings) oder Optimierung in Ruhephasen.

7.6 Diskussion der Ergebnisdaten

Die durchgeführten Versuche zeigten, dass mit dem vorgestellten Verfahren die willkürliche, freie Orientierung des Messsystems keinen Einfluss auf die Aktivitätserkennung bewirkt. Es konnte aufgezeigt werden, dass andere Verfahren ([BI04], [LKK+09], [KWM11], [RDML05]), bedingt durch die am Sensor auftretende Kräftezerlegung bei Verdrehung, für eine gute Aktivitätserkennung stets die gleiche Tragesituation des Messsystemes voraussetzen. Soll die Aktivitätserkennung auf Mobiltelefon zum Einsatz kommen, so ist bei dem Mobiltelefon allerdings nicht von einer konstanten Tragesituation auszugehen. Daher ist die der Arbeit zugrunde liegende Methodik zur Orientierungsunabhängigkeit von besonderer Bedeutung. Das Verfahren von [Yan09], welches nach der Entwicklung des Grundkonzeptes zur vorliegenden Arbeit publiziert wurde, bestätigt die Notwendigkeit einer Orientierungsfreiheit und verwendet daher horizontale und vertikale Beschleunigungsanteile. Die vollständige Transformation der Sensordaten in ein neues Bezugssystem wird bei dieser Arbeit jedoch nicht durchgeführt. Die vorliegende Arbeit liefert die vollständige Orientierungsbestimmung sowie eine Verbesserung der Erkennungsrate und mit der Koordinatentransformation ein neues Konzept zur Aktivitätserkennung.
Das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren zur Bestimmung der Orientierung des Messsystems setzt die Ausführung von bestimmten Aktivitäten voraus und kann nicht angewandt werden, wenn das Messsystem in Ruhe ist. Im Alltag kann jedoch die Situation auftreten, dass nach der Interaktion mit dem Mobiltelefon (z.B. nach einem Telefonat) eine andere Orientierung vorliegt, jedoch eine Ruhephase vorliegt. Die Adaption auf die neue Orientierung ist dann entsprechend zeitverzögert und wird erst bei Eintreffen der notwendigen Voraussetzungen durchgeführt.
Die Aktivitätserkennung ist von den verwendeten Rohdaten abhängig. Während ein Mo-

biltelefon Typ SE w760i mit 20 Hertz Abtastfrequenz arbeitet, so können Spezialsysteme auf höhere Abtastfrequenzen zurückgreifen. Als Beispiel hierfür sei Intel Research angeführt, die mittels der iMote-Plattform in der Lage sind, die Beschleunigungsdaten mit 550 Hertz abzutasten und somit eine höhere Auflösung der Fouriertransformation erreichen. Diese Auflösung in dem Frequenzspektrum ermöglicht einen höheren Informationsgehalt, der jeweils die Relevanz von möglichen Merkmalen beeinflusst oder die Auswahl von neuen Merkmalen unterstützt. Die Untersuchung betrachtete als Klassifizierer den Entscheidungsbaum, der sich besonders für ressourcenschwache mobile Geräte eignet. Es ist davon auszugehen, dass komplexere Klassifizierer durchaus vergleichbare oder bessere Ergebnisse erreichen können. Die Auswahl des optimalen Klassifizierers war jedoch nicht Zielstellung der vorliegenden Arbeit.
Hinsichtlich des Alltagseinsatzes des Systems bei übergewichtigen oder adipösen Patienten zeigt sich, dass diese meist eine geringere körperliche Aktivität aufweisen als normalgewichtige, welches die Forderung nach ausreichender, täglicher körperlichen Aktivität unterstreicht [SKB12]. In der Nutzung zeigte sich, dass die Kleidersituation, besonders bei adipösen Nutzern, einen großen Einfluss auf die Aktivitätserkennung aufweist. Jogginghosen ohne Taschen bewirken, dass das Mobiltelefon nicht am Körper sondern in der Hand oder in externen Taschen getragen wird, welches eine Erkennung von spezifischen Aktivitäten (z.B. „Fahrrad fahren“) verhindert. Die Trageweise des Mobiltelefons bei übergewichtigen Probanden unterscheidet sich zum Teil erheblich gegenüber Normalgewichtigen. Es werden oftmals weite Jogginghosen getragen, die kaum einen Kontakt zwischen Sensor und Körperrumpf zulassen, wobei sich das Gewicht der Mobiltelefone ebenfalls negativ auf das Folgen der Körperbewegungen auswirkt. Die Aktivitätserkennung per Smartwatch wird somit zukünfig an Bedeutung gewinnen.
Die Jugendlichen nutzen das Mobiltelefon auch viel zum Telefonieren sowie für Spiele, Musikhören oder Übertragen von Bildern, Songs etc. Die Bewegungen in dieser Interaktionsphase werden meist als „Aktiv sein“ klassifiziert, obwohl die Jugendlichen nur sitzen, d.h. die Aktivität „Ruhen“ ausführen. Während des Einsatzes des DiaTrace-Systems zur Therapieunterstützung von adipösen Kindern und Jugendlichen zeigte sich, dass die Nutzer sogar extrem viel (weit über vier Stunden pro Tag) nahezu regungslos mit ihrem Android Phone verbringen und Videospiele spielen. Seit 2014 wird die Mobiltelefonnutzung als eigene Aktivitätsklasse erfasst und fließt bei der Therapieunterstützung ein. Es zeigen sich Indikatoren, dass bei den Kindern und Jugendlichen während des Spielens mit dem Mobiltelefon ein gestörtes Zeitgefühl auftritt und durch die nahezu starre Sonderkörperhaltung langfristig sogar muskuläre oder skelettale Haltungsschäden auftreten können. Das Nutzungsverhalten mit elektronischen Medien ist somit unbedingt weiterführend zu untersuchen und in die Behandlungstherapie zu integrieren.
Bei der Anwendungsevaluation am Beispiel übergewichtiger Kinder und Jugendlicher konnte darüber hinaus festgestellt werden, dass der Proband sich objektiv wesentlich weniger bewegt als er subjektiv fühlt. Dieses bestätigte neben dem Erfassungssystem auf Beschleunigungssensorbasis auch Videobeobachtungen und Therapeutenbeschreibungen. Es zeigte sich, dass individuell große Unterschiede hinsichtlich der Aktivität vorliegen. Je nach Proband wird viel gesessen (Essen, Fernsehen, Computer etc.) und der Anteil der körperlich aktiven Zeit beträgt am Tag während der Wachphase meist nur 5 - 10 Prozent. Die Dauer und Anzahl von Aktivitäten sind individuell sehr unterschiedlich. Es konnten Indikatoren festgestellt werden, dass Probanden mit hohem BMI in gleicher äußerer Situation (z.B. Arbeitsplatzsituation) sich wesentlich weniger bewegen als Normalgewichtige. Es scheint, dass das „Herumzappeln“ im Stuhl bei adipösen Probanden alleine aus Platzgründen reduziert ist, die Änderung der Körperhaltung beim Sitzen (nach vorne oder hinten beugen, mit Füßen wippen, Liegesitz, Beine verschränken etc.) findet bei adipösen Probanden auffallend weniger häufig statt, als bei schlanken Probanden.
Die Nutzungsdauer des Mobiltelefons ist durch die Akkukapazität beschränkt. Während

ein normaler Mobiltelefonbetrieb inklusive der Nutzung von DiaTrace im Hintergrund ein Wiederaufladen erst nach mehreren Tagen erfordert, ist bei intensiver Nutzung des Mobiltelefons als Spielkonsole der Akku bereits nach sechs Stunden leer. Eine Smartwatch, die wahrscheinlich nicht zum Spielen genutzt werden wird, erscheint für die Zukunft eine optimale Alternative zur Aktivitätserkennung. Zur Optimierung der Akkulaufzeit kann die Aktivitätserkennung auch hardwareseitig unterstützt werden (Einsatz von speziellen Coprozessoren und Speichereinheiten), welches den Energieverbrauch positiv unterstützen kann und eine kontiniuerliche, langfristige Erfassung ermöglicht.

7.7 Grenzen und Möglichkeiten der Aktivitätserkennung

In Arbeiten von Forschungsprojekten wie Palantir [PEK+06] konnte gezeigt werden, dass mittels heterogener und verteilter Sensorik, d.h. der Verwendung von einer Mehrzahl von Sensoren, eine Aktivitätserkennung mit hohen Erkennungsraten im Laborumfeld von über 96 Prozent möglich ist. Jedoch sind komplexe Systeme, wie das beispielsweise in Palantir verwendete System, nur per Rucksack portabel oder nur kurzzeitig einsetzbar. Die optimale Alltagstauglichkeit bedeutet auch, dass der Nutzer die Sensorik als nicht störend empfindet, diese „non obtrusive“ [Bie07] werden. Hinzu kommt, dass der Trageort des Sensors sich je nach Nutzer, Kleidung oder jeweiliger Konstellation ändern kann.
Betrachtet man eine Aktivitätsdetektion, die sich lediglich auf Hüftbewegungen bezieht, so wird man feststellen, dass hierbei Grenzen existieren. Die Bewegung von den Extremitäten wie den Armen ist mit einem Hüftsensor nur bedingt erkennbar. Daher ist eine Vielzahl möglicher Aktivitäten nicht oder nur sehr fehlerhaft klassifizierbar (Gewichtheben etc.) [Rah06]. Weiterhin wird die Aktivitätsintensität, beispielsweise die Anstrengung beim „Fahrrad fahren“, nur indirekt über die Ermittlung einer z.B. Trittfrequenz messbar sein. Die tatsächliche Arbeitsleistung kann, da es verschiedene Gänge gibt, nicht eindeutig ermittelt werden. Abhilfe könnten zusätzliche Sensortypen innerhalb des Mobiltelefones (beispielsweise GPS) sowie zukünftig die Smartdevides (Smartwatches, intelligente Brillen oder Hörgeräte etc.) sein, die unaufdringlich zusätzlich zum Mobiltelefon getragen werden [BKB12].

7.8 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die entwickelte Methode der vollständigen Bestimmung der Orientierung eines willkürlich ausgerichteten Messsystems untersucht und evaluiert. Zur Evaluation wurde im ersten Teilabschnitt ein Vergleich der Erkennungsraten für körperliche Aktivität bei simulierter Drehung des Messsystems mit festem sowie transformiertem Bezugssystem durchgeführt. Hierbei konnte festgestellt werden, dass eine Drehung bei festem Bezugssystem eine starke Beeinflussung der Erkennungsrate beinhaltet, während die Erkennungsrate bei normiertem Bezugssystem nahezu keine Beeinflussung erfährt. Im nächsten Teilabschnitt wurde die Umsetzbarkeit der Identifikation der Hauptbewegungsrichtung untersucht. Es konnte festgestellt werden, dass eine Richtungsbestimmung mit einem Fehler von durchschnittlich 7,89 Grad mit $\sigma = 62{,}7$ möglich ist.
Im dritten Teilabschnitt wurde ein prototypisches mobiles System zur Alltagsaktivitätserkennung entwickelt und hinsichtlich seiner Leistungsfähigkeit evaluiert. Hierfür wurden die Merkmale der Verfahren von [BI04], [KWM11], [LKK+09], [PEK+06], [RDML05] und [Yan09] nachimplementiert und mit dem vorliegenden Verfahren verglichen. In einer Evaluation wurden 5 Sensoren mit unterschiedlicher Orientierung an dreizehn Probanden befestigt und sechs Aktivitäten („Ruhen“, „Gehen“, „Laufen“, „Fahrrad fahren“, „Auto fahren“ und „Aktiv sein“) ausgeführt. Für die Vergleichbarkeit wurden für alle Verfahren die gleichen Rohdaten, Sensorauflösung, Fensterung und gleicher Klassifizierer eingesetzt. Bei der Betrachtung der Erkennungsrate ohne Sensorverdrehung wurde für die einfache Kreuz-

validierung über alle Verfahren eine Erkennungsrate von 97,1 Prozent mit $\sigma = 1{,}0$ und für die Leave-one-Out Validierung durchschnittlich 89,3 Prozent mit $\sigma = 3{,}9$ festgestellt. Das vorgestellte Verfahren weist für die Leave-one-Out Validierung eine Erkennungsrate von 93,1 Prozent mit $\sigma = 3{,}8$ auf.
Die Untersuchung des Einflusses der Verdrehung des Messsystems zeigte deutlich, dass die vorgestellten Verfahren eine signifikante Abhängigkeit gegenüber einer geänderten Sensororientierung aufweisen. Bei einer Verdrehung von 90 Grad wurde über alle Verfahren eine Erkennungsrate (Leave-one-Out) von 48,4 Prozent mit $\sigma = 29{,}5$ gemessen. Das vorgestellte Verfahren wies keine signifikante Änderung der Erkennungsrate (Leave-one-Out) bei Verdrehung auf und erreicht bei 90 Grad mit einer Erkennungsrate von 90,4 Prozent mit $\sigma = 4{,}6$ das beste Ergebnis gegenüber [Yan09] von 87,35 mit $\sigma = 5{,}8$ oder [BI04] mit 43,8 mit $\sigma = 4{,}3$. Das Verfahren von [Yan09] bestätigt die Notwendigkeit der Orientierungsunabhängigkeit von Sensorsignalen beziehungsweise von orientierungsunabhängigen Merkmalen.
Das vorgestellte Konzept der Transformation des Bezugssystems läßt sich auf die bisherigen Verfahren anwenden, so dass dadurch die Erkennungsrate auch bei den vorgestellten Verfahren bei Verdrehung des Sensors signifikant gesteigert werden kann. Bei einer Sensorverdrehung von 90 Grad wurde mit der Bezugssystemtransformation über alle Verfahren eine Erkennungsrate von 78,7 Prozent mit $\sigma = 8{,}1$ gemessen, die mit $p = 0{,}00$ signifikant über der Erkennungsrate ohne Bezugssystemtransformation liegt.
In der Evaluation wurde ebenfalls nachgewiesen, dass eine Aktivitätserkennung mit einem Sensor, der keine feste Orientierung voraussetzt, möglich ist. Darüber hinaus zeigte sich, dass ein Mobiltelefon trotz der geringen Abtastrate auf Grund der gewählten Merkmale als mobiles System für eine Aktivitätserkennung geeignet ist.
Die Methode der Aktivitätserkennung wurde als mobiles Assistenzsystem DiaTrace zur Unterstützung der Bewegungssituation im Umfeld der Adipositasbehandlung angewandt. Hierbei konnte nachgewiesen werden, dass eine mobile Aktivitätserkennung in der therapeutischen Behandlung sinnvoll ist [SKB12].

8 Zusammenfassung

Mobile Beschleunigungssensoren, die fest am Körper eines Menschen befestigt sind, ermöglichen die Erfassung der körperlichen Aktivität. Hierbei werden Mustererkennungsverfahren eingesetzt, die auf Basis charakteristischer Merkmale der gemessenen Beschleunigungen eine Klassifizierung unterschiedlicher Aktivitäten zulassen. Bei der Aktivitätserkennung im Alltag oder durch Geräte, die keine exakte Fixierung am Körper ermöglichen, kann der Sensor während der Nutzung seine Ausrichtung verändern. Die mögliche Verdrehung des Messsystems bewirkt eine Zerlegung der einwirkenden Beschleunigungen auf die jeweiligen Messachsen und verändert dadurch die entsprechenden Merkmalsausprägungen. In dieser Arbeit wurde festgestellt, dass die Verdrehung oder veränderte Ausrichtung des Sensors eine wesentliche Fehlerquelle und Ursache für eine ungenügende Erkennungsrate darstellt. Damit Sensordaten eines beliebig orientierten Beschleunigungssensors genutzt werden können, wurde der Ansatz gewählt, die gemessenen Beschleunigungswerte des Sensors in ein normiertes Bezugssystem zu transformieren. Dieses Bezugssystem orientiert sich an dem vestibuläre Bezugssystem des Menschen und ist unabhängig von der Ausrichtung des Sensors. Durch diese Transformation können die bislang existierenden Merkmale und Klassifizierer weiter genutzt werden. Die Transformation der Sensordaten wird durch die Bestimmung der Richtungsvektoren der Erdgravitation sowie der Hauptbewegungsrichtung des Nutzers in Bezug zum Messsystem möglich. Durch die Einführung des nutzerzentrierten Bezugssystems werden die Messgrößen unabhängig von der Orientierung des Messsystems und es lassen sich zusätzliche Merkmale zur Aktivitätserkennung oder weitere Informationen extrahieren, beispielsweise Größe und Richtung der auftretenden Beschleunigungsvektoren bei der Ausführung unterschiedlicher Aktivitäten. Die in dieser Arbeit vorgestellte Methodik lässt erkennen, dass die Normierung des Bezugssystems durch Beschleunigungswerte möglich ist und bei der Aktivitätserkennung eingesetzt werden kann.
Dieses Verfahren wurde in ein Gesamtkonzept zur Aktivitätserkennung integriert, mit der es möglich ist, eine Erweiterung von zusätzlichen Aktivitäten durchzuführen oder individuelle Aktivitäten abzubilden.
Zum Nachweis der Durchführbarkeit des Konzepts wurde das mobile Assistenzsystem DiaTrace entwickelt, mit dem die körperliche Aktivität des Tages mit Hilfe eines handelsüblichen Mobiltelefons erfasst werden kann. Die Beschleunigungssensordaten wurden in Samples zu 64 Werten zusammengefasst. Es zeigte sich, dass für eine Aktivitätserkennung die Abtastfrequenz von 20 Hertz mit einer Quantisierung von 6 Bit / g für ein Messbereich von $\pm$ 2 g ausreichend ist. Das Mobiltelefon kann für eine Aktivitätserkennung willkürlich orientiert in einer Hosentasche getragen werden und ermöglicht die Erkennung der Aktivitäten „Ruhe“, „Gehen“, „Laufen“, „Fahrrad fahren“, „Auto fahren“, „Aktiv sein“ sowie „abwesend“. Die prototypische Umsetzung zeigte, dass der Entscheidungsbaum in Kombination mit einem Merkmalsvektor, der aus 16 Elementen besteht, als Klassifizierer geeignet ist. Der Richtungsvektor in vertikaler Ausrichtung wird durch die Erdgravitation bestimmt. Der mittlere Fehler des vertikalen Vektors beträgt bei der Aktivität „Gehen“ 9,86 Grad mit $\sigma = 0{,}45$. Zur Bestimmung des notwendigen horizontalen Richtungsvektors wurden graphische Muster identifiziert und mittels der Hauptkomponentenanalyse die Hauptbewegungsrichtung bestimmt. Der Winkel der Hauptbewegungsrichtung wurde bei der Aktivität „Gehen“ mit einem mittleren Fehler von 7,89 Grad mit $\sigma = 62{,}7$ ermittelt.
Im Rahmen einer Evaluation wurden die Orientierungsunabhängigkeit des vorgestellten Verfahrens untersucht und mit anderen bekannten Verfahren aus der Literatur verglichen. Hierbei wurden die Merkmale der Verfahren von [BI04], [KWM11], [LKK+09], [PEK+06], [RDML05] und [Yan09] nachimplementiert und auf die in der Evaluation erhobenen Rohdaten angewendet. Die Verfahren [BI04], [KWM11], [LKK+09], [PEK+06], [RDML05] sind etablierte Verfahren zur Aktivitätserkennung, das Verfahren [Yan09] nutzt orientierungsu-

nabhängige Merkmale und das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren transformiert Sensordaten in ein neues Bezugssystem und erreicht dadurch eine Orientierungsunabhängigkeit. Die Rohdaten wurden durch die Aufzeichnung von Sensordaten von dreizehn Probanden erhoben. Die Erkennungsrate lag bei der einfachen Kreuzvalidierung über alle Verfahren bei 97,1 Prozent mit $\sigma = 1{,}0$. Das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren erreicht eine Erkennungsrate von 96,3 Prozent. Bei der Leave-one-Out Validierung wurde im Mittel eine Erkennungsrate von 89,3 Prozent mit $\sigma = 3{,}9$ ermittelt. Das dieser Arbeit zu Grunde liegende Verfahren weist eine Erkennungsrate von 93,1 Prozent mit $\sigma = 3{,}8$ auf.
Bei der Untersuchung zur Verdrehung des Sensors wurden fünf Messgeräte gleichzeitig an der gleichen Stelle getragen, jedoch mit unterschiedlicher Orientierung. Die Geräte wurden übereinander am Körper befestigt. Als Trainingsset wurden die Daten eines Gerätes gewählt und mit den Testdaten der anderen Geräte mit unterschiedlicher Orientierung analysiert. Die Erkennungsrate des vorliegenden Verfahrens reduzierte sich bei Verdrehung bei 90 Grad auf 90,4 Prozent mit $\sigma = 4{,}6$, welches durch die unterschiedliche geometrische Konstellation der Messgeräte zum Körper (übereinanderliegend) begründet ist. Die Erkennungsraten des vorgestellten Verfahrens lagen bei 90 Grad Verdrehung mit $p = 0.0$ signifikant über der Erkennungsrate der anderen Verfahren. Über alle Verfahren wurde bei 90 Grad eine Erkennungrate von 48,2 Prozent mit $\sigma = 29{,}5$ festgestellt. Das Verfahren von [Yan09] bestätigte das Konzept von transformierten Sensordaten.
Durch die Transformation der Rohsensordaten in ein normiertes Bezugssystem konnte die Erkennungsrate der implementierten Verfahren von 48,4 auf 78,7 Prozent mit $\sigma = 8{,}1$ signifikant gesteigert werden. Dadurch wurde nachgewiesen, dass der Einsatz eines normierten Bezugssystems zur Aktivitätserkennung eine orientierungsunabhängige Sensorik ermöglicht. Die Aktivitätserkennung wurde als mobile Applikation in einer Pilotstudie gemeinsam mit der MEDIGREIF-Inselklinik, Fachklinik für Kinder- und Jugendmedizin, medizinisch evaluiert und in einer Therapie für adipöse Jugendliche erfolgreich eingesetzt. Die vorgestellte Methodik zur Aktivitätserkennung mittels eines beliebig orientierten Einpunkt-Sensors versetzt das Alltagsgerät „Handy“ in die Lage, als Messsensor eingesetzt zu werden. Durch das dargestellte Verfahren ist es möglich, unaufdringlich und ohne zusätzliche Benutzereingaben die körperliche Aktivität, gelaufene Wegstrecken oder im Auto verbrachte Fahrstunden zu erfassen.

8.1 Ausblick

„Gäbe es ein Medikament, welches die Wirkungen des körperlichen Trainings hätte, jedermann würde diese Wundertablette regelmäßig einnehmen“. Diese Behauptung, von Löllgen [LDD98] in Bezug auf die Bedeutung der Körperbetätigung und der koronaren Herzkrankheit zeigt die zunehmende Relevanz von mobilen Assistenzsystemen hinsichtlich körperlicher Aktivität. Neben der Unterstützung zur Änderung des Lebensstils dient die Erfassung der körperlichen Aktivität auch als Werkzeug zur Beurteilung und Änderung der jeweiligen Lebenssituation.
Mobile Assistenzsysteme zur Aktivitätsunterstützung könnten zukünftig, wie es bereits Mark Weiser [Wei93] beschrieben hat, in neue Anwendungsbereiche vordringen, die bislang nicht von Computern erschlossen wurden. Die auf einem normalen Mobiltelefon möglich gewordene Aktivitätserkennung zeigt das Potenzial auf, als Unterstützung für eine Vielzahl von Einsatzgebieten Verwendung zu finden. Es bleiben somit neue Herausforderungen an die Wissenschaft, komplexere Aktivitäts- und Gestenerkennung voran zu treiben. Die Nutzung des normierten Bezugssystems ermöglicht methodisch ebenfalls die Einbindung weiterer Sensorik, die zusätzlich am Körper getragen werden, beispielsweise Handgelenkssensoren in Uhren. Die dieser Arbeit zu Grunde liegenden Konzepte zur Bezugssystembestimmung und Aktivitätserkennung beinhalten hohes Potenzial und werden derzeit in der wissenschaftlichen Community vorangetrieben. Die Arbeiten von [Yan09] bestätigen die

Notwendigkeit für orientierungsunabhängige Systeme und den Bedarf für neue Bezugssysteme. Es ist daher denkbar, dass zukünftig auch Sensorsysteme in den Körper implantiert werden (intelligente Prothese etc.), deren genaue Orientierung erst durch das Tragen definiert wird.
Zukünftig werden standardisierte Definitionen von Aktivitäten entwickelt, die neben der eindeutigen Klassifikation auch Überschneidungen zulassen, beispielsweise die Eingruppierung von „Gewichtheben“ oder „Leichtathletik“. Weiterhin werden neue Verfahren entwickelt, die langfristige Veränderungen der Bewegungsmuster eines Nutzers berücksichtigen. Die Eigenschaften geschlossener Nutzergruppen könnten mit denen anderer Personenkreise eingehend verglichen werden. Neue Sensoren, beispielsweise Sound- oder biometrische Sensoren können in die Aktivitätserkennung einbezogen werden. Darüber hinaus ist es möglich, gruppenspezifische Aktivitäten, beispielsweise bei Großveranstaltungen oder in Katastrophenfällen, weiterführend zu erforschen.
Während das Mobiltelefon in einer Pilotstudie als neues Assistenzsystem zur Bekämpfung des Übergewichts eingesetzt wurde, sind darüber hinaus eine Vielzahl weiterer Anwendungen denkbar, die sich zukünftig etablieren können:

- Mit den entwickelten Methoden und Konzepten ist eine Erweiterung des Instant Messaging als mobiles, aktivitätsgesteuertes Messengersystem möglich (beispielsweise zur Erweiterung des Nutzerstatus Online/Offline um die aktuelle Aktivität).

- Im medizinischen Bereich ist bekannt, dass die Wirkung von Medikamenten stark vom Stoffwechselverhalten des Patienten abhängig ist. Die Einnahmehinweise bei Medikamenten berücksichtigen noch keine Aktivitätsvorschläge, obwohl voraussichtlich durch eine geeignete körperliche Aktivität die Wirksamkeit erhöht und die Nebenwirkungen reduziert werden. Für die Thromboseprophylaxe oder nach orthopädischer Behandlung könnte ein Bewegungsassistent zur Überprüfung und Wiederherstellung der Mobilität eingesetzt werden.

- Im Bereich der Beurteilung des Arbeitsplatzes sowie zur Früherkennung psychosomatischer Krankheiten (z.B. Burn-Out) könnte zukünftig das Aktivitätsmonitoring Anwendung finden.

- Durch die Aktivitätserkennung sind neue Interaktionskonzepte zur Bedienung von beispielsweise Maschinen, Roboter, Spiele und Freizeitgeräten möglich.

Die vorliegende Arbeit zeigt weiterhin auf, dass zukünftig eine automatische Trainingsdatenerhebung mit Selbstannotation und Erfassung von Transitionen oder Körperhaltungen wünschenswert wäre. Durch die Verwendung probabilistischer Methoden könnten Nutzerverhaltens- oder biometrische Modelle einbezogen werden, die eine automatische Erweiterung von Aktivitätsklassen ermöglichen. Diese speziellen Aktivitätsklassen könnten auch neue Anwendungsgebiete im Umfeld des Ambient Assisted Living (AAL) oder des Maschinen- oder Anlagenbaus erschließen. Nichtzuletzt ermöglicht die Miniaturisierung in Form von Smartwatches neue Anwendungsgebiete und Technologien zur Schlaferkennung oder die ständige Erfassung der Aktivität zur Identifikation von Anomalien oder Notfällen.

9 Anlage

Literatur

[A+02] Ainsworth, BE u. a.: The compendium of physical activities tracking guide. In: *Prevention Research Center, Norman J. Arnold School of Public Health, University of South Carolina* (2002)

[AB] AB, IAR S.: P.O. Box 23051, SE-75023 Uppsala, Sweden.

[ABE04] Amor, N.B. ; Benferhat, S. ; Elouedi, Z.: Naive Bayes vs decision trees in intrusion detection systems. In: *Proceedings of the 2004 ACM symposium on Applied computing* (2004), S. 420–424

[AFR03] Amberg, M. ; Fischer, S. ; Rössler, J.: Biometrische Verfahren. In: *Studie zum State of the Art. Erlangen-Nürnberg* (2003)

[Aip] Aipermon GmbH & Co. KG, Zamdorfer Str. 100, 81677 München

[Alt08] Altmann, M.: Characterizing Accelerometer Data for Evaluating Sports Activities. In: *diploma thesis, Technical University Darmstadt, Germany* (2008)

[Anw98] Anwendung, Tagung Merkmal-Lexikon in d.: *Referatensammlung der DIN-Tagung Merkmal-Lexikon in der Anwendung.* Beuth Verlag, 1998

[Atm] Software zur Entwicklung von Microcontrollercode, Hersteller Atmel, http://winavr.sourceforge.net/, letzter Zugriff 02.11.2011

[Bao03] Bao, L.: *Physical activity recognition from acceleration data under semi-naturalistic conditions*, Master thesis, MIT, Diss., 2003. – MIT, USA

[Bau04] Bauman, AE: Updating the evidence that physical activity is good for health: an epidemiological review 2000-2003. In: *Journal of Science and Medicine in Sport* 7 (2004), Nr. 1, S. 6–19

[BD05] Bieber, G. ; Diener, H.: StepMan-a new kind of music interaction. In: *HCI International, Las Vegas, U.S.A.* (2005)

[BD06] Bortz, J. ; Döring, N.: *Forschungsmethoden und Evaluation für Human- und Sozialwissenschaftler.* Springer, 2006. – ISBN 978-3-540-33305-0

[Ber00] Berleb, Petra: PMBOK - Project Management Body of Knowledge. In: *Projekt Magazin, Berleb Media GmbH* (2000). – ISBN 1-930699-50-6

[Ber09] Berndt, E.: Abschlussbericht des BMBF Forschungsprojektes MEG-AAL-2015, FK 16-1575, zur zukünftigen Nutzung von AAL Technologien. (2009), S. 119

[BGG07] Bertucci, W. ; Grappe, F. ; Groslambert, A.: Laboratory versus outdoor cycling conditions: differences in pedaling biomechanics. In: *Journal of applied biomechanics* 23 (2007), Nr. 2, S. 87

[BGYW09] Bonomi, A.G. ; Goris, A.H.C. ; Yin, B. ; Westerterp, K.R.: Detection of type, duration, and intensity of physical activity using an accelerometer. In: *Medicine & Science in Sports & Exercise* 41 (2009), Nr. 9, S. 1770

[BHBU06] Bobach, T. ; Hering-Bertram, M. ; Umlauf, G.: Comparison of Voronoi based scattered data interpolation schemes. In: *Proceedings of International Conference on Visualization, Imaging and Image Processing* (2006), S. 342–349

[BHLS11] Bieber, G. ; Herzig, C. ; Lueder, M. ; Salomon, R.: Schwimmassistenz durch Erkennung der körperlichen Aktivität im Wasser. In: *Ambient Assisted Living-AAL* (2011)

[BI04] Bao, L. ; Intille, S.S.: Activity recognition from user-annotated acceleration data. In: *Pervasive Computing* (2004), S. 1–17

[Bie07] Bieber, G.: Non-Obtrusive Activity Detection for Personal Assistance. In: *Proceedings of the ITEC 2007, Cologne, Germany* (2007)

[Bie09] Bieber, G.: *DE102009-031-268.4.* 2009

[BK01] Bieber, G. ; Korten, M.: User tracking by sensorfusion for situation aware systems. In: *22nd Asian Conference on Remote Sensing, Singapore* 5 (2001), S. 9

[BKB12] Bieber, G. ; Kirste, T. ; B., Urban: Ambient Interaction by Smart Watches. In: *International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments, PetraE, ACM, Crete, Greece* (2012)

[BKS+10] Bieber, G. ; Koldrack, P. ; Sablowski, C. ; Peter, C. ; Urban, B.: Mobile physical activity recognition of stand-up and sit-down transitions for user behavior analysis. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments* (2010), S. 1–5

[BKV+97] Bouten, C.V.C. ; Koekkoek, K.T.M. ; Verduin, M. ; Kodde, R. ; Janssen, J.D.: A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity. In: *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 44 (1997), Nr. 3, S. 136–147

[BL08] Beneke, R. ; Leithäuser, RM: Körperliche Aktivitiät im Kindesalter-Messverfahren. In: *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin* 59 (2008), Nr. 10

[BLPU11] Bieber, G. ; Luthardt, A. ; Peter, C. ; Urban, B.: The Hearing Trousers Pocket - Activity Recognition by Alternative Sensors. In: *In: Association for Computing Machinery (ACM): The 4th ACM International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments : PETRA 2011, Greece* (2011), S. 6

[BNP+10] Brugniaux, J.V. ; Niva, A. ; Pulkkinen, I. ; Laukkanen, R.M.T. ; Richalet, J.P. ; Pichon, A.P.: Polar Activity Watch 200: a new device to accurately assess energy expenditure. In: *British journal of sports medicine* 44 (2010), Nr. 4, S. 245

[Bra06] Branca, F.: Bericht über die Konferenz. In: *Europäische Ministerkonferenz der WHO zur Bekämpfung der Adipositas, World Health Organization* (2006), S. ISBN: 978 92 890 7286 1. – Istanbul

[BSa] Bosch-Sensortec: Beschleunigungssensor SMB 380 der Firma Bosch-Sensortec, Datenblatt SMB 380, Reutlingen, Germany.

[BSb] Bosch-Sensortec: Luftdrucksensor SMD 500 der Firma Bosch-Sensortec, Datenblatt SMB 380, Reutlingen, Germany.

[BS01] Barbour, N. ; Schmidt, G.: Inertial sensor technology trends. In: *Sensors Journal, IEEE* 1 (2001), Nr. 4, S. 332–339

[BSL+10] Bieber, G. ; Sablowski, C. ; Luthardt, A. ; Lueder, M. ; Salomon, R. ; Urban, B.: Erkennung der körperlichen Aktivitiät beim Schwimmen mittels Beschleunigungssensoren. In: *5. Kongress der Multimediatechnik, Wismar* (2010). – ISBN: 978-3-00-032154-2

[BSMM08] Bronstein, I.N. ; Semendjajew, K.A. ; Musiol, G. ; Mühlig, H.: *Taschenbuch der Mathematik*. Harri Deutsch Verlag, 2008

[BSSS+07] Bravata, Dena M. ; Smith-Spangler, Crystal ; Sundaram, Vandana ; Gienger, Allison L. ; Lin, Nancy ; Lewis, Robyn ; Stave, Christopher D. ; Olkin, Ingram ; Sirard, John R.: Using pedometers to increase physical activity and improve health. In: *JAMA: the journal of the American Medical Association* 298 (2007), Nr. 19, S. 2296–2304

[BT08] Bieber, G. ; Thom, A.: DiaTrace-Neuartiges Assistenz-System für die Gesundheitsprävention zur Nahrungsaufnahme und Bewegungserfassung. In: *Ambient Assisted Living-AAL* (2008)

[BVU09] Bieber, G. ; Voskamp, J. ; Urban, B.: Activity Recognition for everyday life on Mobile Phones. In: *Universal Access in Human-Computer Interaction. Intelligent and Ubiquitous Interaction Environments* (2009), S. 289–296

[BW03] Biermann, H. ; Weissmantel, H.: Benutzerfreundliches und Seniorengerechtes Design (SENSI Regelkatalog). In: *VDE-Fortschrittsberichte* Reihe 1, Konstruktionstechnik Nr. 247 (2003). – ISBN: 318-324701-1

[BW11] Bieber, G. ; Wacker, F.: Signal Reproduction of Acceleration Sensor Data for Physical Activity Recognition. In: *1st International Workshop on Frontiers in Activity Recognition using Pervasive Sensing : In Conjunction with Pervasive 2011. Workshop Proceedings* (2011)

[Cat08] Catoni, F.: *The mathematics of Minkowski space-time: with an introduction to commutative hypercomplex numbers*. Birkhauser, 2008. – ISBN 978-3-7643-8613-9

[CBC+08] Choudhury, T. ; Borriello, G. ; Consolvo, S. ; Haehnel, D. ; Harrison, B. ; Hemingway, B. ; Hightower, J. u. a.: The mobile sensing platform: An embedded activity recognition system. In: *IEEE Pervasive Computing* (2008), S. 32–41

[CCCD05] Carós, J.S. ; Chételat, O. ; Celka, P. ; Dasen, S.: Very low complexity algorithm for ambulatory activity classification. In: *Proceedings of European Medical & Biological Engineering Conference and IFMBE European Conference on Biomedical Engineering* (2005)

[CCI07] Cui, Y. ; Chipchase, J. ; Ichikawa, F.: A cross culture study on phone carrying and physical personalization. In: *Proceedings of the 2nd international conference on Usability and internationalization* (2007), S. 483–492. – ISBN: 978-3-540-73286-0

[Ceb08] Cebron, N.: *Aktives Lernen zur Klassifikation großer Datenmengen mittels Exploration und Spezialisierung, Dissertation*, Bibliothek der Universität Konstanz, Diss., 2008

[CLCJ09] Cochran, E.S. ; Lawrence, J.F. ; Christensen, C. ; Jakka, R.S.: The quake-catcher network: Citizen science expanding seismic horizons. In: *Seismological Research Letters* 80 (2009), Nr. 1, S. 26

[Coh95] Cohen, Paul R.: Empirical methods for artificial intelligence. In: *MIT Press, Bradford Books* (1995)

[Coh11] Cohnen, Joseph: Populationsbasierte Studie zum Phänomen der Pseudoprogression nach Radiochemotherapie bei Patienten mit malignen Gliomen. In: *Medizinischen Fakultät der Georg - August - Universität zu Göttingen* (2011)

[CZ11] Crawford, P. ; Zimmerman, E.: Differentiation and diagnosis of tremor. In: *American Family Physician* 83(6) (2011), S. 697–702

[DD01] DeVaul, R.W. ; Dunn, S.: Real-time motion classification for wearable computing applications. In: *2001, project paper, MIT, http://www. media. mit. edu/wearables/mithril/realtime. pdf* (2001)

[DG97] Demiröz, G. ; Güvenir, H.: Classification by voting feature intervals. In: *Machine Learning: ECML-97* (1997), S. 85–92

[DGEde] Deutsche Gesellschaft für Ernährung e.V., Godesberger Allee 18, 53175 Bonn. (Internet: http://www.dge.de)

[DS09] Durrer, D. ; Schmutz, Y.: Ansatzpunkte bei der Betreuung von adipösen Patienten in der Praxis. In: *PrimaryCare* 9 (2009), Nr. 7

[DTK+07] Daumer, M. ; Thaler, K. ; Kruis, E. ; Feneberg, W. ; Staude, G. ; Scholz, M.: Steps towards a miniaturized, robust and autonomous measurement device for the long-term monitoring of patient activity: ActiBelt. In: *Biomedizinische Technik* 52 (2007), Nr. 1, S. 149–155

[Eag] CadSoft Computer GmbH, Pleidolfweg 15, D-84568 Pleiskirchen, http://www.cadsoft.de/freeware.htm, letzter Zugriff, 14.5.2011

[Ecl] Eclipse als Java-IDE, http://www.eclipse.org/, letzter Zugriff, 18.07.2011

[ED08] Emanuele, U. ; Denoth, J.: Radfahren: Trittfrequenz und Tritttechnik in der Ebene und am Berg. In: *SCHWEIZERISCHE ZEITSCHRIFT FUR SPORTMEDIZIN UND SPORTTRAUMATOLOGIE* 56 (2008), Nr. 2, S. 71

[EK05a] Encarnação, J. ; Kirste, T.: Ambient intelligence: Towards smart appliance ensembles. In: *From Integrated Publication and Information Systems to Information and Knowledge Environments* (2005), S. 261–270

[EK05b] Encarnaçao, J.L. ; Kirste, T.: Ambient intelligence: Towards smart appliance ensembles. In: *From Integrated Publication and Information Systems to Information and Knowledge Environments* (2005), S. 261–270

[Emb10] Embacher, F.: Spezielle Relativitätstheorie. In: *Elemente der theoretischen Physik* (2010), S. 173–249

[ESB+06] 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. In: *Public Health Nutr* 9 (2006), Nr. 2, S. 258–265

[Fei05] Feichtinger, J. R. amd L. R. amd Löschinger: *DE102005004086A1*. 2005. – Deutsche Patentschrift

[Fis04] Fishkin, K.P.: Ubiquitous computing challenges in recognizing and predicting human activity. In: *IEEE International Conference on Fuzzy Systems 2004, Proceedings* 1 (2004), S. 3–7

[Fro07] Froehlich, M.: A Mobile Music Device for Runners. In: *diploma theses, FHK-Bremen, Germany,* (2007)

[FSF] Free Software Foundation, Inc.: PPSP Users Guide. In: *GNU PSPP Statistical Analysis Software, R.0.7.3*

[Gar95] Garner, S.R.: Weka: The waikato environment for knowledge analysis. In: *Proceedings of the New Zealand computer science research students conference* (1995), S. 57–64

[GJ11] Gruber, F.J. ; Joeckel, R.: Geodätische Grundlagen. In: *Formelsammlung für das Vermessungswesen* (2011), S. 31–38

[Got08] Gottschling, C.: Der Bauch im Kopf,. In: *Focus,Titelreport, Nr 34* (2008), S. 59–66

[Gre13] GreenArrays: Controlling the TI SensorTag with the GA144. In: *Application Note AN012* (06/2013)

[Gri06] Griewank, A.: Mathematik für Informatiker III. In: *Institut für angewandte Mathematik, HU Berlin* (2006)

[GT309] *Actigraph GT3 Product Specification, ActiGraph, 15 W Main St, Pensacola, FL 32506, USA*. 2009

[Han04] Hans, T.: Interaktive Simulation biomechanischer Bewegungsabläufe. In: *Dissertation, Universität Tübingen, Medizinische Fakultät* (2004)

[HCF+13] Hirt, C. ; Claessens, S. ; Fecher, T. ; Kuhn, M. ; Pail, R. ; Rexer, M.: New ultrahigh resolution picture of Earth's gravity field. In: *Geophysical Research Letters* 40(16) (2013), S. 4279–4283

[Hei07] Hein, A.: Echtzeitfaehige Merkmalsgewinnung von Beschleunigungswerten und Klassifikation von zyklischen Bewegungen. (2007). – Diploma thesis, University of Rostock

[HFM08] Huddle, P. ; Frey, R. ; Murphy, TJ: *Ironman. Trainingsprogramm Triathlon: In 24 Wochen zum Ironman*. Meyer & Meyer Verlag, 2008

[Hof08] Hoffmeyer, Andre: Gestenerkennung durch Beschleunigungssensoren,. In: *Studienarbeit Uni Rostock, Institut für Informatik,* (2008)

[HRH08] Henn, T. ; Rüb, M. ; Hofmann, J.: DIN EN ISO 9000: 2005. (2008)

[HS98] Hall, M. A. ; Smith, L. A.: Practical feature subset selection for machine learning. In: *Australian Computer Science Conference, Springer* (1998), S. 181–191

[HS05] Huynh, T. ; Schiele, B.: Analyzing features for activity recognition. In: *Proceedings of the 2005 joint conference on Smart objects and ambient intelligence: innovative context-aware services: usages and technologies* (2005), S. 159–163

[HTFF05] Hastie, T. ; Tibshirani, R. ; Friedman, J. ; Franklin, J.: The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction. In: *The Mathematical Intelligencer* 27 (2005), Nr. 2, S. 83–85

[ICG05] Ichikawa, F. ; Chipchase, J. ; Grignani, R.: Where's the phone? A study of Mobile Phone Location in Public Spaces. In: *Mobile Technology, Applications and Systems, 2005 2nd International Conference on* (2005), S. 1–8

[IFA11] IFA: IFA-Report, Institut für Arbeitsschutz der Deutschen Gesetzlichen Unfallversicherung. In: *IFA-Report* 2/2011 (2011). – ISBN: 978-3-88383-870-0

[IKB06] Illert, M. ; Kuhtz-Buschbeck, J.: Motorisches System. In: Schmidt, F. (Hrsg.) ; Schaible, H.-G. (Hrsg.): *Neuro- und Sinnesphysiologie*, Springer Berlin Heidelberg, 2006 (Springer-Lehrbuch), S. 94–130

[Inc11] Inc., Google: *Android Developer Kit, Google Inc., 1600 Amphitheatre Parkway, Mountain View, California, 94043, USA*. http://developer.android.com/sdk/index.html, 2011. – last access: 9.7.2011

[JLB+07] Jafari, R. ; Li, W. ; Bajcsy, R. ; Glaser, S. ; Sastry, S.: Physical activity monitoring for assisted living at home. In: *4th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2007)* (2007), S. 213–219

[JMG+04] JAKICIC, J.M. ; MARCUS, M. ; GALLAGHER, K.I. ; RANDALL, C. ; THOMAS, E. ; GOSS, F.L. ; ROBERTSON, R.J.: Evaluation of the SenseWear Pro Armband (TM) to Assess Energy Expenditure during Exercise. In: *Medicine & Science in Sports & Exercise* 36 (2004), Nr. 5, S. 897

[Kam96] Kampen, Nico G. v.: Entropie. In: *Het Nederlands Tijschrift voor Natuurkunde* 62/19 (1996)

[KBHN09] Kühne, H. ; Behner, U. ; Henke, S. ; Nelles, S.: Das selbstbestimmte Leben älterer chronisch Kranker und Risiko-patienten im eigenen Zuhause erfordert innovative und bezahlbare Versorgungsleistungen. In: *Ambient Assisted Living-AAL* (2009)

[KBK+08] Kaps, A. ; Bieber, G. ; Kramer, G. ; Seebach, H. ; Hoffmeyer, H. ; Schiel, R.: IDA-Insel: Identifikation von Determinanten der Gewichtsreduktion bei Kindern und Jugendlichen mit Übergewicht und Adipositas. In: *AdipositasSpektrum* Ausgabe 5/2008, 4. Jahrgang, 2008 (2008)

[KF04] Kindermann, M. ; Frohlig, G.: Korperliche Aktivitat und Sport bei Schrittmacherpatienten. In: *DEUTSCHES ARZTEBLATT-KOLN-* 101 (2004), Nr. 47, S. 2572

[KG04] Kim, A. ; Golnaraghi, MF: Initial calibration of an inertial measurement unit using an optical position tracking system. In: *Position Location and Navigation Symposium, 2004. PLANS 2004* (2004), S. 96–101

[Kir06] Kirste, T.: Smart Environments. In: *In True Visions: The Emergence of Ambient Intelligence, Springer-Verlag, Berlin, Germany* (2006)

[KJ08] Kiencke, U. ; Jäkel, H.: *Signale und Systeme*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2008. – ISBN: 3486578111

[KJCP09] Krishnan, N.C. ; Juillard, C. ; Colbry, D. ; Panchanathan, S.: Recognition of hand movements using wearable accelerometers. In: *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments* 1 (2009), Nr. 2, S. 143–155

[KLKC08] Kühler, F. ; Lücke, S. ; Kardiologie, A. ; Charité, U.B.: *Partnership for the Heart. Klinische Erprobung eines telemedizinischen Betreuungssystems für Patienten mit chronischer Herzinsuffizienz.* IN: Jäckel, Achim [Hrsg.]: Telemedizinführer Deutschland, Minerva Verlag, 2008. – ISBN-13: 978-3937948003

[Koe07] Koenig, P.: Körperliche Aktivität - für das Herz unverzichtbar. In: *Pressemitteilung: Deutsche Herzstiftung e.V./Deutsche Stiftung für Herzforschung, IDW, 2.11.2007* (2007)

[KSR07] Kurth, B.M. ; Schaffrath Rosario, A.: Die Verbreitung von Übergewicht und Adipositas bei Kindern und Jugendlichen in Deutschland. In: *Bundesgesundheitsblatt-Gesundheitsforschung-Gesundheitsschutz* 50 (2007), Nr. 5, S. 736–743

[KT05] Kuepper, A. ; Treu, G.: From location to position management: User tracking for location-based services. In: *Kommunikation in Verteilten Systemen (KiVS) Kurzbeiträge und Workshop* (2005), S. 81–88. – Gesellschaft für Informatik (GI) unter Beteiligung des VDE/ITG, Kassel

[Kuc10] Kuckartz, U.: Kombination mit statistischen Verfahren: Ähnlichkeiten, Muster und Typologien. In: *Einführung in die computergestützte Analyse qualitativer Daten* (2010), S. 227–246

[Kuh00] Kuhn, C.: Merkmalgenerierung und Klassifikation. In: *10. Workshop Fuzzy Control des GMA-FA 5.22* (2000), S. 177

[KWM11] Kwapisz, J.R. ; Weiss, G.M. ; Moore, S.A.: Activity recognition using cell phone accelerometers. In: *ACM SIGKDD Explorations Newsletter* 12 (2011), Nr. 2, S. 74–82

[Lan91] Lange, H.K.H.: *Allgemeine Musiklehre und musikalische Ornamentik: ein Lehrbuch für Musikschulen, Konservatorien und Musikhochschulen.* Franz Steiner Verlag, Stuttgart, 1991. – ISBN: 3-515-05678-5

[Lan09] Landeskriminalamt, Baden-Württemberg: Programm Polizeiliche Kriminalprävention der Länder und des Bundes: Im Netz der neuen Medien. In: *Gemeinsame Handreichung der Kultusministerkonferenz, Jugend- und Familienministerkonferenz und der Polizeilichen Kriminalprävention* Broschüre (01V)88.02.09 (2009)

[LCB+05] Lester, J. ; Choudhury, T. ; Borriello, G. ; Consolvo, S. ; Landay, J. ; Everitt, K. ; Smith, I.: Sensing and modeling activities to support physical fitness. In: *Proc. of Ubicomp Workshop: Monitoring, Measuring, and Motivating Exercise: Ubiquitous Computing to Support Fitness), Tokyo, Japan* (2005)

[LCK+05] Lester, J. ; Choudhury, T. ; Kern, N. ; Borriello, G. ; Hannaford, B.: A hybrid discriminative/generative approach for modeling human activities. In: *Proc. of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)* (2005), S. 766–772

[LDD98] Loellgen, W. ; Dickhut, S. ; Dirschedl, F.: Vorbeugung durch körperliche Bewegung. In: *Dt. Ärzteblatt 24A* (1998), S. 1524–1530

[Leh04] Lehmann, T.M.: *Handbuch der medizinischen Informatik*. Hanser Verlag, 2004

[Lil67] Liliefors, Hubert: On the Kolmogorov-Smirnov test for Normality with Mean and Variance Unknown. In: *Journal of the American Statistical Association Vol 62, Issue 318* (1967)

[Lip11] Lippe, Peter. von d.: Wie groß muss meine Stichprobe sein, damit sie repräsentativ ist? In: *Universität Duisburg - Essen, Campus Essen, Diskussionsbeitrag Nr. 187* (2011)

[LJN04] Liu, C.L. ; Jaeger, S. ; Nakagawa, M.: 'Online recognition of Chinese characters: the state-of-the-art. In: *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* 26 (2004), Nr. 2, S. 198–213

[LKK+09] Lee, Mi-hee ; Kim, Jungchae ; Kim, Kwangsoo ; Lee, Inho ; Jee, Sun H. ; Yoo, Sun K.: Physical activity recognition using a single tri-axis accelerometer. In: *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2009 Vol I, WCECS 2009, October 20-22, 2009, San Francisco, USA* (2009)

[LSL+05] Lamminmaeki, E. ; Saarinen, A. ; Loetjoenen, J. ; Partinen, M. ; Korhonen, I.: Differences in light sleep and deep sleep measured with IST Vivago® WristCare. In: *IFMBE Proc* 11 (2005), Nr. 1, S. 1727–1983

[McK] McKinley: Mechanischen Schrittzähler Body Escort. In: *Marke der Fa. IIC-INTERSPORT International Corporation, Wölflistrasse 2, CH-3006 Bern, Switzerland*

[Mei09] Meine, H.: Teilhabe an alltäglichen und Freizeitaktivitäten bei Kindern mit Zerebralparese im Vergleich mit gesunden Kindern. In: *Dissertation, Universität Lübeck, Medizinische Fakultät* (2009)

[MF09] Messerschmid, E. ; Fasoulas, S.: *Raumfahrtsysteme*. Springer-Verlag, 2009. – ISBN: 978-3-540-77699-4

[MHS01] Mantyjarvi, J. ; Himberg, J. ; Seppanen, T.: Recognizing human motion with multiple acceleration sensors. In: *Systems, Man, and Cybernetics, 2001 IEEE International Conference on* 2 (2001), S. 747–752

[MI] MEDIGREIF-Inselklinik: Inselklinik Heringsdorf GmbH, Haus Gothensee, Setheweg 11, 17424 Ostseebad Heringsdorf.

[ML03] Motoda, H. ; Liu, H. ; Lawrence Erlbaum Associates, Inc. Publishers. Editor: . PP 409 4. (Hrsg.): *Feature selection, extraction and construction*. N. Ye, 2003

[MOJ06] Milenkovic, Aleksandar ; Otto, Chris ; Jovanov, Emil: Wireless sensor networks for personal health monitoring: Issues and an implementation. In: *Computer Communications* 29 (2006), Nr. 13-14, S. 2521 – 2533. – ISSN 0140–3664

[MR05] Mittlmeier, T. ; Rosenbaum, D.: Klinische Ganganalyse. In: *Der Unfallchirurg* 108 (2005), S. 614–629. – ISSN 0177–5537. – 10.1007/s00113-005-0978-0

[MSW+05] Minnen, D. ; Starner, T. ; Ward, J.A. ; Lukowicz, P. ; Troster, G.: Recognizing and Discovering Human Actions from On-Body Sensor Data. In: *Multimedia and Expo, 2005. ICME 2005. IEEE International Conference on* (2005), july, S. 1545 –1548. http://dx.doi.org/10.1109/ICME.2005.1521728. – DOI 10.1109/ICME.2005.1521728

[MV07] Mecklenburg-Vorpommern, Statistisches A.: Mikrozensus 2005. In: *Nr. 98/2007* StatA MV (2007)

[MWW09] Magnussen, Helgo ; Waschki, Benjamin ; Watz, Henrik: Die Messung der körperlichen Aktivität von Patienten mit chronisch-obstruktiver Bronchitis und Lungenemphysem. In: *Medizinische Klinik - Intensivmedizin und Notfallmedizin* 104 (2009), S. 303–308. – ISSN 0723–5003

[MYS] Oracle Corporation, 500 Oracle Parkway, Redwood Shores, CA 94065, USA, http://www.oracle.com/us/products/mysql/index.html, letzter Zugriff 14.05.11

[NAPI+03] Najafi, B. ; Aminian, K. ; Paraschiv-Ionescu, A. ; Loew, F. ; Bula, CJ ; Robert, P.: Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: monitoring of daily physical activity in the elderly. In: *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 50 (2003), Nr. 6, S. 711–723

[NCAH11] Nordin, I.N.A.M. ; Chee, PS ; Addi, M.M. ; Harun, F.K.C.: EZ430-Chronos Watch as a Wireless Health Monitoring Device. In: *5th Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering 2011: BIOMED 2011, 20-23 June 2011, Kuala Lumpur, Malaysia* 35 (2011), S. 305

[New99] Newton, Isaak ; V, Ed. S. (Hrsg.): *Die mathematischen Prinzipien der Physik, übersetzt und überarbeitet*. Verlag Walter de Gruyter, 1999. – ISBN: 3-11-016105-2

[Nik05] Nikolaus, T.: Gang, Gleichgewicht und Stürze-Funktionsbeurteilung, Diagnostik und Prävention Gait, balance and falls-assessment and prevention. In: *Dtsch Med Wochenschr* 130 (2005), Nr. 15, S. 961–964. – ISSN: 0012-0472

[NN11] Niewiadomska, E. ; Niewiadomski, A.: Free and Open Software for Applied Statistics. A Comparison and a Case Study in Biometrics. In: *COMPUTER* 19 (2011), Nr. 1, S. 65–83

[Nor90] Normenstelle, Luftfahrt im DIN e.: Din Norm LN 9300: Luftfahrtnorm. In: *Beuth-Verlags GmbH, Köln* (1990)

[OP06] Olguin, D.O. ; Pentland, A.S.: Human activity recognition: Accuracy across common locations for wearable sensors. In: *10th International Symposium on Wearable Computing (Student Colloquium), Montreux, Switzerland* (2006), S. OlPe06

[OWWB07] Opper, E. ; Worth, A. ; Wagner, M. ; Bös, K.: Motorik-Modul (MoMo) im Rahmen des Kinder-und Jugendgesundheitssurveys (KiGGS). In: *Bundesgesundheitsblatt-Gesundheitsforschung-Gesundheitsschutz* 50 (2007), Nr. 5, S. 879–888

[PEK+06] Parkka, J. ; Ermes, M. ; Korpipaa, P. ; Mantyjarvi, J. ; Peltola, J. ; Korhonen, I.: Activity classification using realistic data from wearable

sensors. In: *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on* 10 (2006), Nr. 1, S. 119–128

[Rah06] Rahman, E.: Klassifikation und Ermittlung von Bewegungsformen. In: *Masterarbeit, Universität Rostock, Institut für Informatik und Elektrotechnik* (2006)

[Ras10] Rasch, et a. Björn: Quantitative Methoden Einfuhrung In die Statistik für Psychologen und Sozialwissenschaftler. In: *Springer* Vol. 1.,ISBN /978-3-642-05271-2 (2010)

[RBD+11] Robinson, P. ; Baltrusaitis, T. ; Davies, I. ; Pfister, T. ; Riek, L. ; Hull, K.: The emotional computer. In: *IEEE International Conference on Pervasive Computing, San Francisco, CA* (2011)

[RDML05] Ravi, N. ; Dandekar, N. ; Mysore, P. ; Littman, M.L.: Activity recognition from accelerometer data. In: *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence* 20 (2005), Nr. 3, S. 1541

[Res13] Restemeyer, Silke: Werden wir immer dicker? Übergewicht in Deutschland. In: *Pressemitteilung der Deutsche Gesellschaft für Ernährung e.V. (DGE)* 3/2013 (2013)

[Ris01] Rish, I.: An empirical study of the naive Bayes classifier. 3 (2001), Nr. 22, S. 41–46

[Roe08] Roettgen, M.: *Tracking und Tracing.* GRIN Verlag, Muenchen, 2008

[Roh03] Rohdenburg, T.: *Klassifikation von Audio-Signalen*, Diplomarbeit, Universität Bremen, Arbeitsbereich Nachrichtentechnik, Diss., 2003

[RPHE06] Rowlands, A.V. ; Powell, S.M. ; Humphries, R. ; Eston, R.G.: The effect of accelerometer epoch on physical activity output measures. In: *J Exerc Sci Fit* 4 (2006), Nr. 1, S. 52–8

[RPWB09] Röhrig, B. ; Prel, J.B. du ; Wachtlin, D. ; Blettner, M.: Studientypen in der medizinischen Forschung. In: *Dtsch Arztebl* 106 (2009), S. 262–268

[RTET04] Rowlands, A.V. ; Thomas, P.W.M. ; Eston, R.G. ; Topping, R.: Validation of the RT3 triaxial accelerometer for the assessment of physical activity. In: *Medicine & Science in Sports & Exercise* 36 (2004), Nr. 3, S. 518

[RWS11] Reiss, A. ; Weber, M. ; Stricker, D.: Exploring and extending the boundaries of physical activity recognition. In: *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2011 IEEE International Conference on* (2011), S. 46–50

[San07] Sander, R.: Wenn das Hemd mitdenkt. In: *Stern* Ausgabe vom 22. März 2007 (2007)

[SDC+07] Strycker, L.A. ; Duncan, S.C. ; Chaumeton, N.R. ; Duncan, T.E. ; Toobert, D.J.: Reliability of pedometer data in samples of youth and older women. In: *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity* 4 (2007), Nr. 1, S. 4

[SDJ+04] Sung, M. ; DeVaul, R. ; Jimenez, S. ; Gips, J. ; Pentland, A.: Shiver motion and core body temperature classification for wearable soldier health monitoring systems. In: *Wearable Computers, 2004. ISWC 2004. Eighth International Symposium on* 1 (2004), oct.-3 nov., S. 192 – 193

[Sha98] Shannon, Claude E.: Communication in the Presence of Noise. In: *(Jan. 1949) Nachdruck in: Proc. IEEE, Vol. 86, No. 2* (1998)

[SHF10] Sternberg, H. ; Hönniger, C. ; Fessele, M. ; (Hrsg.), Wunderlich T. (Hrsg.): *Indoor-Navigation ohne Verwendung von Infrastruktursensoren, Wunderlich T. (Hrsg.), Ingenieurvermessung 2010* ,. Herbert Wichmann Verlag, 2010

[SHI05] SHIBASAKI, C/o University of T. R.: *EP1593931A*. 2005. – Europäische Patentschrift

[Sim] Simvalley: Smartwatch AW-414.Go, letzter Zugriff: 28.01.2014, http://www.simvalley-mobile.de/.

[SKB+10] Schiel, R. ; Kaps, A. ; Bieber, G. ; Kramer, G. ; Seebach, H. ; Hoffmeyer, A.: Identification of determinants for weight reduction in overweight and obese children and adolescents. In: *Journal of Telemedicine and Telecare* 16 (2010), Nr. 7, S. 368–373

[SKB11] Schiel, R. ; Kaps, A. ; Bieber, G.: Telemedizinische Erfassung von Aktivität, Ruhe und Ernährung bei Kindern und Jugendlichen mit Übergewicht und Adipositas. In: *AdipositasSpektrum, Ausgabe 2/2011* 7. Jahrgang (2011), S. 12–14

[SKB12] Schiel, R. ; Kaps, A. ; Bieber, G.: Electronic health technology for the assessment of physical activity and eating habits in children and adolescents with overweight and obesity IDA. In: *Journal Appetite* 58, Issue 2 (2012), S. 432–437

[SKHL09] Schwarz, PEH ; Köhler, D. ; Hoffmann, R. ; Landgraf, R.: Prävention des Diabetes mellitus Typ 2. In: *Der Diabetologe* 5 (2009), Nr. 6, S. 471–486

[SLB10] Salomon, R. ; Lueder, M. ; Bieber, G.: iFall-Case studies in unexpected falls. In: *Industrial Electronics (ISIE), 2010 IEEE International Symposium on* (2010), S. 1645–1650. – ISBN: 978-1-4244-6391-6

[SMP05] Sung, M. ; Marci, C. ; Pentland, A.: Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation. In: *Journal of neuroengineering and rehabilitation* 2 (2005), Nr. 17, S. 0003–2

[SRB06] Schiel, R. ; Radón, S. ; Beltschikow, W.: Telemedizinisches Therapiekonzept bei Stoffwechselerkrankungen Übergewicht und Adipositas bei Kindern und Jugendlichen,. In: *TeleAdi - Schlussbericht, MEDIGREIF-Inselklinik Heringsdorf GmbH, Seebad Heringsdorf, Germany* (2006)

[SRV+07] Salarian, A. ; Russmann, H. ; Vingerhoets, F.J.G. ; Burkhard, P.R. ; Aminian, K.: Ambulatory monitoring of physical activities in patients with Parkinson's disease. In: *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 54 (2007), Nr. 12, S. 2296–2299

[SS11] Steffen, D. ; Stricker, D.: pamap-Digitaler Fitness-Coach für Senioren. In: *Ambient Assisted Living-AAL* (2011)

[Sti06] Stiene, S.: Konturbasierte Objekterkennung aus Tiefenbildern eines 3D-Laserscanners. In: *Masterarbeit, Universität Osnabrück, Fachbereich Informatik* (2006)

[Tab08] Tabatabaei, N.M.: *Zur inertialen Bahnvermessung für die Kalibrierung von Werkzeugmaschinen und Robotern*. kassel university press GmbH, 2008

[Tap08] Tapia, E.M.: Using machine learning for real-time activity recognition and estimation of energy expenditure. In: *Dissertation Abstracts International* 69 (2008), Nr. 10. – Dissertation, Massachusetts Institute of Technology, USA, 2008

[TC02] Tzanetakis, G. ; Cook, P.: Musical genre classification of audio signals. In: *Speech and Audio Processing, IEEE transactions on* 10 (2002), Nr. 5, S. 293–302

[TIH+07] Tapia, E.M. ; Intille, S.S. ; Haskell, W. ; Larson, K. ; Wright, J. ; King, A. ; Friedman, R.: Real-time recognition of physical activities and their intensities using wireless accelerometers and a heart rate monitor. In: *Wearable Computers, 2007 11th IEEE International Symposium on* (2007), S. 37–40

[Tom] The Apache Software Foundation, tomcat, http://tomcat.apache.org/, letzter Zugriff am 29.06.2011

[TSOM06] Takenoshita, K. ; Shiozawa, N. ; Onishi, J. ; Makikawa, M.: Development of a Portable Acceleration Monitor Device and its clinical application for the Quantitative Gait Assessment of the Elderly. In: *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the* (2006), S. 3534–3537

[TTK+07] Thies, S.B. ; Tresadern, P. ; Kenney, L. ; Howard, D. ; Goulermas, J.Y. ; Smith, C. ; Rigby, J.: Comparison of linear accelerations from three measurement systems during "reach & grasp". In: *Medical Engineering & Physics* 29 (2007), Nr. 9, S. 967 – 972. – ISSN 1350–4533

[US206] *US2006161079A*. 2006. – US Patentschrift

[VLG04] Van Laerhoven, K. ; Gellersen, H.W.: Spine versus porcupine: A study in distributed wearable activity recognition. In: *Wearable Computers, 2004. ISWC 2004. Eighth International Symposium on* 1 (2004), S. 142–149

[Weh08] Wehr, C.: Serverbasierte Ernährungs- und Bewegungsdokumentation. In: *Diplomarbeit, University of Applied Science, Fachbereich der Elektrotechnik und Informatik, Bremen* (2008)

[Wei93] Weiser, M.: Some computer science issues in ubiquitous computing. In: *Communications of the ACM* 36 (1993), Nr. 7, S. 75–84

[Wei02] Weinberg, Harvey: Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications. In: *Analog devices AN-602 application note* (2002)

[Wik13] Wiki: Körperliche Aktivität. In: *Wikipedia* (2013). – letzter Zugriff: 11.05.13, http://de.wikipedia.org/wiki/KörperlicheAktivität

[WLS+07] Wang, H. ; Lenz, H. ; Szabo, A. ; Bamberger, J. ; Hanebeck, U.D.: WLAN-based pedestrian tracking using particle filters and low-cost MEMS sensors. In: *Positioning, Navigation and Communication, 2007. WPNC'07. 4th Workshop on* (2007), S. 1–7

[WLT05] Wong, U. ; Lyons, C. ; Thayer, S.: An Analysis of the Human Odometer / Technical Report by the Software Systems Lab CMU-RI-TR-05-33, Robotics Institute, Carnegie Mellon University September 18. 2005. – Forschungsbericht

[WPC05] Wyatt, D. ; Philipose, M. ; Choudhury, T.: Unsupervised activity recognition using automatically mined common sense. In: *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence* 20 (2005), Nr. 1, S. 21

[WT00] Weston, JL ; Titterton, DH: Modern inertial navigation technology and its application. In: *Electronics & communication engineering journal* 12 (2000), Nr. 2, S. 49–64

[WYC+05] Wang, S. ; Yang, J. ; Chen, N. ; Chen, X. ; Zhang, Q.: Human activity recognition with user-free accelerometers in the sensor networks. 2 (2005), S. 1212–1217

[Yan09] Yang, J.: Toward physical activity diary: Motion recognition using simple acceleration features with mobile phones. In: *Proceedings of the 1st international workshop on Interactive multimedia for consumer electronics* (2009), S. 1–10

[Yin07] Ying, et al. "." .. Hong: Automatic step detection in the accelerometer signal. In: *4th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2007), Springer Berlin Heidelberg* (2007)

[YNC01] Yam, C.Y. ; Nixon, M. ; Carter, J.: Extended model-based automatic gait recognition of walking and running. In: *Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication* Springer, 2001, S. 278–283

[You50] Youden, W.J.: Index for rating diagnostic tests. In: *Cancer 3(1)* (1950), S. 32–35

[ZLB+87] Zimmerman, T.G. ; Lanier, J. ; Blanchard, C. ; Bryson, S. ; Harvill, Y.: A hand gesture interface device. In: *ACM SIGCHI Bulletin* 18 (1987), Nr. 4, S. 189–192

Abbildungsverzeichnis

1 Allgemeiner Klassifizierungsprozess . . . 6
2 Klassifikation von Aktivitätserkennungssystemen . . . 15
3 Sensorik und Datenerfassung . . . 16
4 Aufbau eines mechanischen Beschleunigungssensors . . . 17
5 Messprinzip des Beschleunigungssensors . . . 17
6 Beschleunigungssensoren . . . 18
7 Vorverarbeitung . . . 20
8 Porcupine2 (Quelle: TU Darmstadt) . . . 21
9 Verteilung der Abtastrate bei einem Mobiltelefon (SE w760i) . . . 24
10 Unterbrechung der Messdatenaufnahme bei einem Mobiltelefon (J2ME) bei Anruf . . . 24
11 Merkmalsextraktion . . . 28
12 Merkmalsmodell . . . 28
13 Verteilung von Merkmalsausprägungen (AE und Magnitude) bei unterschiedlichen Aktivitäten . . . 30
14 Multiple Beschleunigungssensoren . . . 32
15 Einbeziehung der Gravitation durch Brustsensor (Quelle:[NAPI+03]) . . . 32
16 Klassifizierung . . . 36
17 Mobile Ausrüstung im Projekt Palantir (Quelle: VTT) . . . 38
18 Datenerhebung mit LiveNet (Quelle: Intel Research) . . . 39
19 iMote, (Quelle: Intel Research) . . . 39
20 Systeme zur Aktivitätserkennung . . . 40
21 Monitoring von Körperbewegungen mit XSens kit (Quelle: XSens) . . . 41
22 Methode zur Erfassung menschlicher Aktivitäten (US2006161079A) . . . 44
23 Mustererkennung mit Signalen im neuen Bezugssystem . . . 48
24 Nike SDM Tailwind (Quelle: Nike) . . . 50
25 Sensor Bezugssystem . . . 51
26 Bezugssystem der vestibulären Wahrnehmungsfähigkeit des Menschen . . . 51
27 Symmetrische Beschleunigung mit Sensor am Rücken . . . 56
28 Horizontale Beschleunigungen, Sensorposition Gürtelschnalle . . . 56
29 Horizontale Beschleunigungen, Sensorposition rechte Hosentasche . . . 57
30 Horizontale Beschleunigungen, Sensorposition linke Hosentasche . . . 57
31 Horizontale Messgerätorientierung . . . 59
32 Frequenzspektren in horizontaler Ebene . . . 59
33 Übersicht über die Aktivitätsklassen . . . 62
34 Sensorsystem zur Freifallerkennung . . . 64
35 Kugelgleichung . . . 64
36 Dynamischer Mittelwert . . . 66
37 Merkmal Aktivitätseinheit (AE) . . . 67
38 Merkmal Horizontalbeschleunigung . . . 68
39 Merkmal Vertikalbeschleunigung . . . 69
40 Schritterkennung bei 32 Hertz, Sensor in vorderer Hosentasche . . . 70
41 Fehlerrate bei der Schritterkennung in Abhängigkeit der Abtastfrequenz . . . 71
42 Quantisierungsfehler bei der Schritterkennung . . . 72
43 Schritterkennung bei unterschiedlicher Quantisierung . . . 72
44 Vergleich der Schritterkennungsrate verschiedener Pedometer . . . 73
45 Phasenlage bei Drehung der Sensoreinheit . . . 76
46 Merkmal Phi . . . 77
47 Merkmal Richtungswechsel in vertikaler Richtung . . . 78
48 Darstellung von Aktivitäten im Spektralbereich . . . 79

49 Merkmal Frequenz in vertikaler Richtung 80
50 Merkmal HG 81
51 Sprungfunktion der Horizontalachse 82
52 Visualisierung der Merkmalskombinationen AE und FFT 82
53 Visualisierung der Merkmalskombinationen AE und Schrittfrequenz 83
54 Mustererkennung in der Erkennungsphase 83
55 Erkennungsphase und Lernphase der Mustererkennung 87
56 MoSeBo V5 92
57 Externer Sensor (Mosebo) mit Mobiltelefon 93
58 Mobile Klassifizierung 94
59 Aktivitätserkennung mittels unterschiedlicher Hardware 97
60 Umsetzungsvariante mit Serveranbindung 98
61 Architektur der Implementierung 98
62 Nutzerfeedback durch das Mobiltelefon 99
63 z-Achsen Transformation bei ungedrehtem Sensorsystem 101
64 z-Achsen Transformation bei gedrehtem Sensorsystem 102
65 Erkennungsrate bei Verdrehung des Sensors 103
66 Schematische Messanordnung zur Achswinkelbestimmung 104
67 Gemessener Achsenwinkel des Sensors während der Aktivität „Gehen“ . . . 105
68 Winkelbestimmung der Hauptbewegungsrichtung 105
69 Aktivitätsdiagramm Versuchsreihe Heringsdorf 107
70 Anordnung der Halterungen für die Mobiltelefone 109
71 Versuchsaufbau, Messsensoren am Bein 110
72 Erkennungsrate der Verfahren aus einfacher Kreuzvalidierung 112
73 Abhängigkeit der Trainingssetlänge zur Erkennungsrate bei einem Decision-Tree Klassifizierer 113
74 Boxplots der Erkennungsraten 114
75 Erkennungsrate bei Verdrehung (Leave-one-Out Validierung) 116
76 Erkennungsrate bei simulierter Verdrehung 117
77 Veränderung der Merkmale bei Verdrehung Verfahren [BI04] und [LKK+09] 118
78 Veränderung der Merkmale bei Verdrehung Verfahren [KWM11] 118
79 Veränderung der Merkmale bei Verdrehung Verfahren [PEK+06] und [RDML05] 119
80 Veränderung der Merkmale bei Verdrehung Verfahren Bieber und [Yan09] . 119
81 Skalare Beschleunigung bei Verdrehung 119
82 Identifizierte Hauptbewegungsrichtung bei unterschiedlicher Aktivität . . . 121
83 Verdrehung des Messsystems bei den Probanden 121
84 Erkennungsrate nach Transformation aller Sensordaten durch Simulation . . 122
85 Einfluss der Koodinationtransformation auf die Erkennungsrate 123
86 Typisches 24h-Aktivitätsdiagramm 123
87 Beispielhaftes Aktivitätsdiagramm eines Seniors (89 Jahre) 124
88 Anwendung DiaTrace in der Praxis 125
89 ROC Kurven zur Trennung von „Ruhen“ und „Laufen“ 156
90 ROC Kurven zur Trennung von „Auto fahren“ und „Gehen“ 157
91 ROC Kurve zur Trennung von „Aktiv sein“ und „Fahrrad fahren“ mit der Fläche von 0.93 157

Tabellenverzeichnis

1 Klassifikation von Aktivitäten zur Behandlungsunterstützung bei Adipositas 11
2 Wichtigste Parameter der Vorverarbeitung 26
3 Wichtigste Merkmale für die Aktivitätserkennung 35
4 Wichtigsten Klassifizierer für die Aktivitätserkennung 40
5 Übersichtstabelle Aktivitätserkennung mittels Beschleunigungssensoren . . 47
6 Verteilung der Aktivitätsklassen 62
7 Merkmalseigenschaften der orientierungsfreien Beschleunigung AE 66
8 Merkmalseigenschaften der horizontalen Beschleunigung 68
9 Merkmalseigenschaften der vertikalen Beschleunigung 69
10 Gegenüberstellung mechanische und elektronische Pedometer 73
11 Schritterkennung in Abhängigkeit der Trageposition 74
12 Merkmalseigenschaften der Schrittfrequenz 75
13 Merkmalseigenschaften der Phasenlage 77
14 Merkmalseigenschaften der vertikalen FFT-Frequenz 80
15 Merkmalseigenschaften von HG 80
16 Erkennungsrate bei einem Merkmal 84
17 Elemente des Merkmalsvektors 85
18 Aktivitätserkennung bei unterschiedlicher Sensororientierung 115
19 Aktivitätserkennung bei unterschiedlicher Sensororientierung 117
20 Quantitative Beurteilung einer Klassifizierung 149
21 Merkmale von [RDML05] 150
22 Merkmale von [LKK+09] 151
23 Merkmale von [BI04] 152
24 Merkmale von [KWM11] 153
25 Merkmale von [PEK+06] 154
26 Merkmale von [Yan09] 155

Beurteilung einer Klassifizierung

Nr.	Merkmal	Formel
True Positive (TP)	Eine zu identifizierende Aktivität liegt vor, diese wurde richtig erkannt	$TP = 1 - FP - TN - FN$
False Positive (FP)	Eine zu identifizierende Aktivität liegt vor, es wurde jedoch eine andere erkannt	$FP = 1 - TP - TN - FN$
True Negative (TN)	Eine zu identifizierende Aktivität liegt nicht vor, dieses wurde richtig erkannt	$TN = 1 - FN - TP - FP$
False Negative (FN)	Eine zu identifizierende Aktivität liegt nicht vor, dieses wurde nicht richtig erkannt	$FN = 1 - FP - TP - TN$
Positive predictive value (Precision)	Anteil der richtig als positiv erkannten Ergebnisse an der Gesamtheit der als positiv erkannten Ergebnisse	PRV $= \frac{Anzahl(TP)}{Anzahl(TP)+Anzahl(FP)}$
True Positive Rate (Sensitivity oder Recall)	Anteil der richtig als positiv erkannten Ergebnisse an der Gesamtheit der als positiv erkannten Ergebnisse	TPR $= \frac{Anzahl(\mathrm{TP})}{Anzahl(TP)+Anzahl(FN)}$
True Negative Rate (or Specificity)	Anteil der richtig als negativ erkannten Ergebnisse an der Gesamtheit der als negativ erkannten Ergebnisse	TNR $= \frac{Anzahl(TN)}{Anzahl(FP)+Anzahl(TN)}$
Positive Prediction Rate	Anteil der richtig als positiv erkannten Ergebnisse an der Gesamtheit der als positiv erkannten Ergebnisse	PPR $= \frac{Anzahl(TP)}{Anzahl(TP)+Anzahl(FP)}$
False Prediction Rate	Anteil der richtig als negativ erkannten Ergebnisse an der Gesamtheit der als negativ Ergebnisse	FPR $= \frac{Anzahl(FP)}{Anzahl(FP)+Anzahl(TN)}$
Accuracy	Anteil der richtig erkannten Ergebnisse an der Gesamtheit aller Ergebnisse	Acc $= \frac{Anzahl(TP)+Anzahl(TN)}{Anzahl(Ereignisse)}$
F-measure (or F1-Score)	Mittelwert von Precision und Recall	F1 $= 2 * \frac{PRV*TPR}{PRV+TPR}$
Positive Likelihood Ratio	Anteil der Sensitivität an der Gesamtheit (1-Spezifität)	LR $= \frac{TPR}{1-TNR}$

Tabelle 20: Quantitative Beurteilung einer Klassifizierung

Merkmale von [RDML05]

Nr.	Merkmal	Formel
	Fast-Fourier x	$fm = \sum_{k=0}^{2n-1} x_k * e^{-\frac{2\phi i}{2n} * mk} \quad m = 0, ..., 2n-1$
1	Mean x (DC Value)	$\mu_x = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} x_k$
2	Mean y (DC Value)	$\mu_y = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} y_k$
3	Mean z (DC Value)	$\mu_z = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} z_k$
4	Maximum x	$m_x = max(x) \quad \forall x$
5	Maximum y	$m_y = max(y) \quad \forall y$
6	Maximum z	$m_z = max(z) \quad \forall z$
7	Std. Deviation x	$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (x_k - \overline{x})^2}$
8	Std. Deviation y	$\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (y_k - \overline{y})^2}$
9	Std. Deviation z	$\sigma_z = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (z_k - \overline{z})^2}$
7	Energy x	$en_x = \sum_{k=1}^{n} \frac{fm_k^2}{n} \quad , fm = fm_x$
8	Energy y	$en_y = \sum_{k=1}^{n} \frac{fm_k^2}{n} \quad , fm = fm_y$
9	Energy z	$en_z = \sum_{k=1}^{n} \frac{fm_k^2}{n} \quad , fm = fm_z$
10	Correlation xy	$\rho_{xy} = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})^2 * (y_i - \overline{y})^2}}$
11	Correlation xz	$\rho_{xz} = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})(z_i - \overline{z})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})^2 * (z_i - \overline{z})^2}}$
12	Correlation yz	$\rho_{yz} = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (y_i - \overline{y})(z_i - \overline{z})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (y_i - \overline{y})^2 * (z_i - \overline{z})^2}}$

Tabelle 21: Merkmale von [RDML05]

Merkmale von [LKK+09]

Nr.	Merkmal	Formel
	Fast-Fourier x	$fm = \sum_{k=0}^{2n-1} x_k * e^{-\frac{2\phi i}{2n} * mk} \quad m = 0, ..., 2n-1$
1	Mean x (DC Value)	$\mu_x = fm_x(0)$
2	Mean y (DC Value)	$\mu_y = fm_y(0)$
3	Mean z (DC Value)	$\mu_z = fm_z(0)$
4	Std. Deviation x	$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (x_k - \overline{x})^2}$
5	Std. Deviation y	$\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (y_k - \overline{y})^2}$
6	Std. Deviation z	$\sigma_z = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (z_k - \overline{z})^2}$
7	Maximum x	$m_x = max(x) \quad \forall x$
8	Maximum y	$m_y = max(y) \quad \forall y$
9	Maximum z	$m_z = max(z) \quad \forall z$
10	Correlation xy	$\rho = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})^2 * (y_i - \overline{y})^2}}$
11	Correlation xz	$\rho = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})(z_i - \overline{z})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})^2 * (z_i - \overline{z})^2}}$
12	Correlation yz	$\rho = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (y_i - \overline{y})(z_i - \overline{z})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (y_i - \overline{y})^2 * (z_i - \overline{z})^2}}$

Tabelle 22: Merkmale von [LKK+09]

Merkmale von [BI04]

Nr.	Merkmal	Formel
	Fast-Fourier x	$fm = \sum_{k=0}^{2n-1} x_k * e^{-\frac{2\phi i}{2n} * mk} \quad m = 0, ..., 2n-1$
1	Mean x (DC Value)	$\mu_x = fm_x(0)$
2	Mean y (DC Value)	$\mu_y = fm_y(0)$
3	Mean z (DC Value)	$\mu_z = fm_z(0)$
4	Energy x	$en_x = \sum_{k=1}^{n} \frac{fm_k^2}{n} \quad , fm = fm_x$
5	Energy y	$en_y = \sum_{k=1}^{n} \frac{fm_k^2}{n} \quad , fm = fm_y$
6	Energy z	$en_z = \sum_{k=1}^{n} \frac{fm_k^2}{n} \quad , fm = fm_x$
7	Entropy H	$H_x = \sum_{k=0}^{n-1} p_k * log_2(p_k)$
8	Entropy H	$H_y = \sum_{k=0}^{n-1} p_k * log_2(p_k)$
9	Entropy H	$H_z = \sum_{k=0}^{n-1} p_k * log_2(p_k)$
10	Correlation xy	$\rho = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})^2 * (y_i - \overline{y})^2}}$
11	Correlation xz	$\rho = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})(z_i - \overline{z})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (x_i - \overline{x})^2 * (z_i - \overline{z})^2}}$
12	Correlation yz	$\rho = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} (y_i - \overline{y})(z_i - \overline{z})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1} (y_i - \overline{y})^2 * (z_i - \overline{z})^2}}$

Tabelle 23: Merkmale von [BI04]

Merkmale von [KWM11]

Nr.	Merkmal	Formel
1	Mean x	$\mu_x = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1} x_k$
2	Mean x	$\mu_y = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1} y_k$
3	Mean x	$\mu_z = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1} z_k$
4	Std. Deviation x	$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(x_k - \overline{x})^2}$
5	Std. Deviation y	$\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(y_k - \overline{y})^2}$
6	Std. Deviation z	$\sigma_z = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(z_k - \overline{z})^2}$
7	Average Absolute Difference x	$AAD_x = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(x_k - \overline{x})$
8	Average Absolute Difference y	$AAD_y = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(y_k - \overline{y})$
9	Average Absolute Difference z	$AAD_z = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(z_k - \overline{z})$
10	Average Resultant Acceleration	$ARA = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(\sqrt{x_n^2 + y_n^2 + z_n^2})$
11	Time Between Peaks x	$TBP_x =$ $t_{peakx}(currentframe) - t_{peakx}(lastframe)$
12	Time Between Peaks y	$TBP_y =$ $t_{peaky}(currentframe) - t_{peaky}(lastframe)$
13	Time Between Peaks z	$TBP_z =$ $t_{peakz}(currentframe) - t_{peakz}(lastframe)$
14-23	Binned Distribution X	$BD_x = \sum_{k=0}^{n-1} \left\{ \begin{matrix} \frac{1}{n} & ,wenn\ x(k) \in I \\ 0 & ,wenn\ x(k) \notin I \end{matrix} \right\}$
24-33	Binned Distribution Y	$BD_y = \sum_{k=0}^{n-1} \left\{ \begin{matrix} \frac{1}{n} & ,wenn\ y(k) \in I \\ 0 & ,wenn\ y(k) \notin I \end{matrix} \right\}$
34-43	Binned Distribution Z	$BD_z = \sum_{k=0}^{n-1} \left\{ \begin{matrix} \frac{1}{n} & ,wenn\ z(k) \in I \\ 0 & ,wenn\ z(k) \notin I \end{matrix} \right\}$

Tabelle 24: Merkmale von [KWM11]

Merkmale von [PEK$^+$06]

Nr.	Merkmal	Formel
	Fast-Fourier x	$fm = \sum_{k=0}^{2n-1} x_k * e^{-\frac{2\phi i}{2n} * mk} \quad m = 0, ..., 2n-1$
1	Peak Frequency y	$F_{peak} = max_{freq}(fm)$
2	Median y	$\tilde{p_y} = \begin{cases} \frac{1}{2}(x_{n*p} + x_{n*p+1}) & , wenn\ n*p\ ganzzahlig, \\ x_{n*p} & , wenn\ n*p\ nicht\ ganzzahlig \end{cases}$
3	Peak Energy y	$max(en_y) = max \sum_{k=1}^{n} \frac{fm_k^2}{n} \quad , fm = fm_y$
4	Variance x	$var_x = \sigma_x^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} (x_k - \overline{x})^2$
5	Sum of Variances	$Var_{sum} = \sigma_x^2 + \sigma_y^2 + \sigma_z^2$

Tabelle 25: Merkmale von [PEK$^+$06]

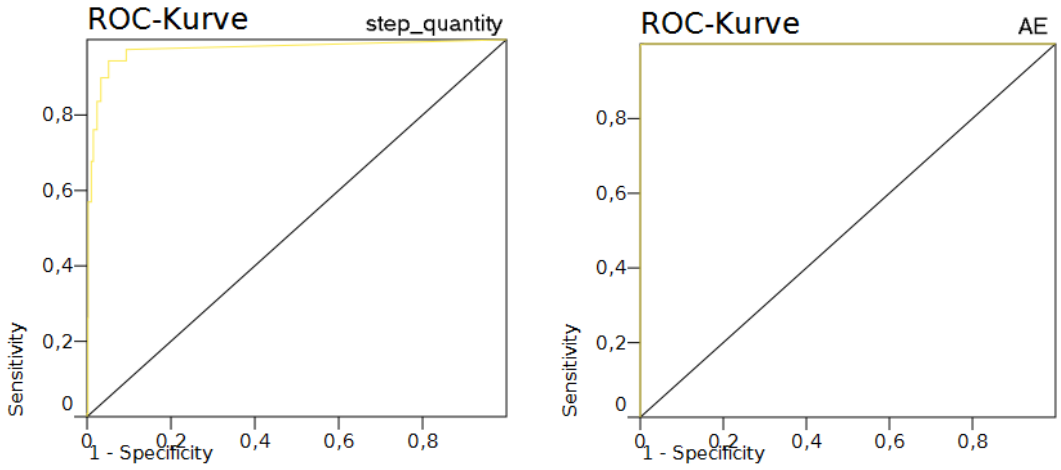
Merkmale von [Yan09]

Nr.	Merkmal	Formel
1	Mean V	$\mu_x = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1} x_k$
2	Std. Deviation V	$\sigma_V = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(V_k - \overline{V})^2}$
3	ZeroCrossing V	$zc = \sum_{k=0}^{n-1}(v_k \quad crossing \quad \overline{v})$
4	PercentileV	$\tilde{p_v} = \begin{Bmatrix} \frac{1}{2}(x_{n*p} + x_{n*p+1}) & ,wenn\ n*p\ ganzzahlig, \\ x_{n*p} & ,wenn\ n*p\ nicht\ ganzzahlig \end{Bmatrix}$
5	InterquantileV	$\tilde{I_v} = \tilde{p(75)_v} - \tilde{p(25)_v}$
6	Spectral Centroid	$SpecCenV = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} fm_v[k]*k}{\sum_{k=0}^{n-1} fm_v[k]}$
7	Entropy V	$H_v = \sum_{k=0}^{n-1} p_k * log_2(p_k)$
8	Mean H	$\mu_H = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1} H_k$
9	Std. Deviation H	$\sigma_H = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(H_k - \overline{H})^2}$
10	ZeroCrossing H	$zc_H = \sum_{k=0}^{n-1}(H_k \quad crossing \quad \overline{H})$
11	PercentileH	$\tilde{p_h} = \begin{Bmatrix} \frac{1}{2}(H_{n*p} + H_{n*p+1}) & ,wenn\ n*p\ ganzzahlig, \\ H_{n*p} & ,wenn\ n*p\ nicht\ ganzzahlig \end{Bmatrix}$
13	InterquantileH	$\tilde{I_H} = \tilde{p(75)_H} - \tilde{p(25)_H}$
14	Spectral Centroid	$SpecCenH = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} fm_H[k]*k}{\sum_{k=0}^{n-1} fm_H[k]}$
15	Entropy H	$H_v = \sum_{k=0}^{n-1} p_k * log_2(p_k)$
16	Mean M	$\mu_M = \frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1} M_k$
17	Std. Deviation M	$\sigma_M = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=0}^{n-1}(M_k - \overline{M})^2}$
18	ZeroCrossing M	$zc = \sum_{k=0}^{n-1}(M_k \quad crossing \quad \overline{M})$
19	PercentileM	$\tilde{p_v} = \begin{Bmatrix} \frac{1}{2}(M_{n*p} + x_{n*p+1}) & ,wenn\ n*p\ ganzzahlig, \\ M_{n*p} & ,wenn\ n*p\ nicht\ ganzzahlig \end{Bmatrix}$
20	InterquantileM	$\tilde{I_M} = \tilde{p(75)_M} - \tilde{p(25)_M}$
21	Spectral Centroid	$SpecCenM = \frac{\sum_{k=0}^{n-1} fm_M[k]*k}{\sum_{k=0}^{n-1} fm_M[k]}$
22	Entropy M	$H_M = \sum_{k=0}^{n-1} p_k * log_2(p_k)$
23	Correlation VH	$\rho = \frac{\sum_{k=0}^{n-1}(V_i - \overline{V})(H_i - \overline{H})}{\sqrt{\sum_{k=0}^{n-1}(V_i - \overline{V})^2 * (H_i - \overline{H})^2}}$

Tabelle 26: Merkmale von [Yan09]

ROC Kurven

Als Receiver Operating Characteristic (ROC) - Kurven werden visuelle Darstellungen der Abhängigkeit von Fehlerraten für verschiedene Parameterwerte (Merkmalsausprägung) bezeichnet. ROC-Kurven sind eine Methode zur Bewertung und Optimierung von Analysestrategien und sind eine Anwendung der Signalentdeckungstheorie [Coh11],[You50]. Bei unrelevanten Merkmalen, die beispielsweise nur eine zufällige Merkmalsausprägung beinhalten, verläuft die ROC-Kurve entlang der Diagonalen. Die Fläche unterhalb der ROC-Kurve ist ein Indikator für die Relevanz eines Merkmals. Wird die maximale Fläche unterhalb der Kurve auf 1 normiert, so ist ein Merkmal bei einer Fläche von > 0.5 relevant. Mit Methoden des maschinellen Lernens können mehrdimensionale Merkmalsräume beschrieben und Entscheidungsregeln generiert werden. Exemplarisch soll nachfolgend die Synthese eines Klassifizierers aus einem Testdatensatz beschrieben werden. Als Testdatensatz dient hierbei der Referenzdatensatz mit den zu trennenden Aktiviäten „Ruhen“, „Gehen“, „Laufen“, „Auto fahren“, „Fahrrad fahren“ und „Aktiv sein“.
Die Abbildung 89(a) illustriert das Trennverhalten des Datensatzes mit dem Merkmal der Schrittfrequenz S_f, mit dem zunächst eine Aufteilung zwischen der Aktivität „Ruhen“ sowie den verbleibenden Aktivitäten möglich ist. Die durch die ROC-Kurve aufgespannte Fläche beträgt 0.98, das Merkmal eignet sich gut für die Trennung.



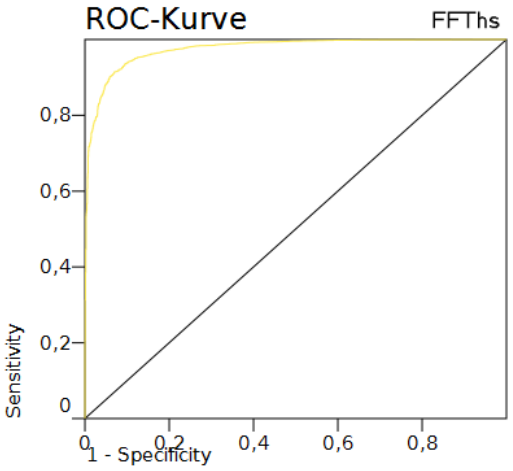
(a) ROC Kurve zur Trennung von „Ruhen“ und anderen Aktivitäten mit der Fläche von 0.98

(b) ROC Kurve zur Trennung von „Laufen“ und den verbleibenden Aktivitäten mit der Fläche von 1.00

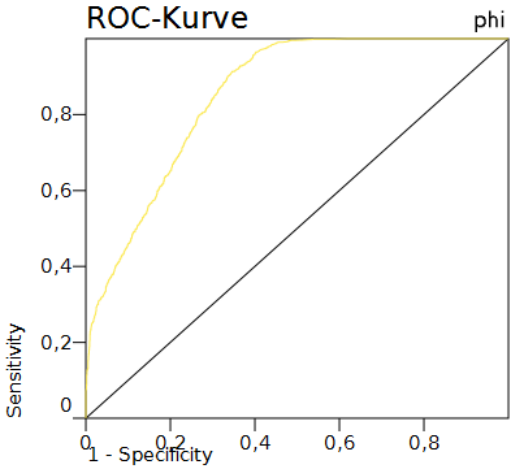
Abbildung 89: ROC Kurven zur Trennung von „Ruhen“ und „Laufen“

Unter Nutzung des Merkmals AE kann von den verbleibenden Aktivitäten die Aktivität „Laufen“ separiert werden. Die Abbildung 89(b) zeigt als Fläche den Wert von 1, welches eine optimale Trennungeigenschaft dieses Merkmals beschreibt.
Für die weitere Abtrennung von Aktivitäten aus der jeweils verbleibenden Aktivitätenmenge eignen sich sukzessiv beispielsweise die Merkmale FFT_{hs} zur Abtrennung des „Auto fahren“ (siehe Abbildung 90(a)),
das Merkmal ϕ zur Trennung von der Aktivität „Gehen“ (siehe Abbildung 90(b))
sowie dem Merkmal HG zur Unterscheidung der verbleibenden Aktivitäten „Aktiv sein“ und „Fahrrad fahren“ (siehe Abbildung 91).
Es zeigt sich, dass durch die schrittweise Separierung mit den ausgewählten Merkmalen bereits eine Klassifizierung durchführbar ist und ein einfacher Klassifizierer als Entscheidungsbaum modelliert werden kann. Die Analyse der ROC-Kurven ergibt, dass die selektierten Merkmale relevant sind und sich zur Klassifizierung eignen, eine eindimensionale Betrachtung des Merkmals ermöglicht bereits eine Trennung der Aktivität. Eine verbes-

serte, mehrdimensionale und automatisierte Entscheidungsbaumgenerierung wird durch etablierte Data-Mining Werkzeuge realisiert.



(a) ROC Kurve zur Trennung von „Auto fahren“ und den verbleibenden Aktivitäten mit der Fläche von 0.98



(b) ROC Kurve zur Trennung von „Gehen“ und den verbleibenden Aktivitäten mit der Fläche von 0.85

Abbildung 90: ROC Kurven zur Trennung von „Auto fahren“ und „Gehen“

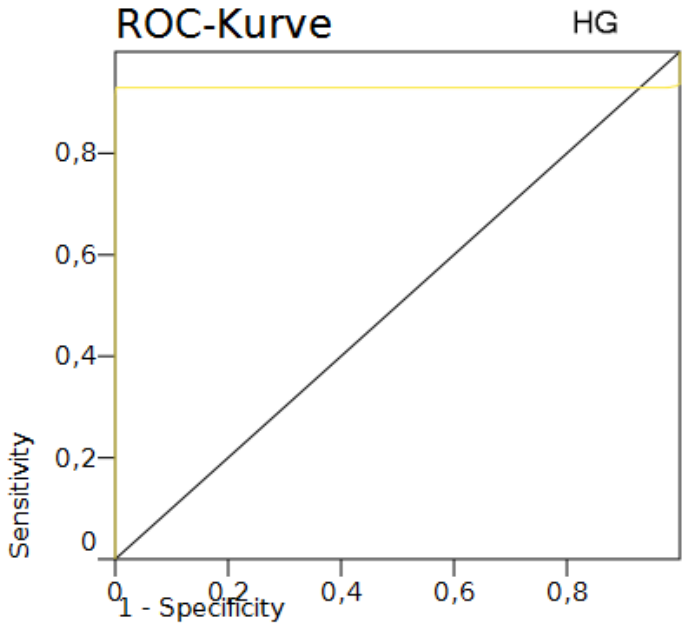


Abbildung 91: ROC Kurve zur Trennung von „Aktiv sein“ und „Fahrrad fahren“ mit der Fläche von 0.93

Selbstständigkeitserklärung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe, dass alle Stellen der Arbeit, die wörtlich oder sinngemäß aus anderen Quellen übernommen wurden, als solche kenntlich gemacht sind und dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegt wurde.

Rostock, den 21.05.2014

Thesen

1. Es gibt individuelle Unterschiede bei der Ausführung körperlicher Aktivitäten.

Die Erkennung von körperlichen Aktivitäten basiert auf der Analyse charakteristischer Muster. Diese Muster unterscheiden sich bei der Ausführung unterschiedlicher Aktivitäten. Darüber hinaus variieren die Muster gleicher Aktivitäten bei wiederholter Ausführung durch die selbe Person. Zudem ändern sich die individuellen Ausführungen der jeweiligen Aktivitäten im Laufe des Lebens. Bei verschiedenen Personen können ebenfalls variierende Ausführungen beobachtet werden.

2. Diskrete Signale, die durch Beschleunigungssensoren in Einpunkt-Messsystemen erhoben wurden, eignen sich zur Erfassung körperlicher Aktivität.

Die Wahl der Sensorposition ist für die Aktivitätserkennung von essenzieller Bedeutung. Dabei unterscheidet man zwischen Ansätzen der Ein- und Mehrpunkt-Messsysteme. Die Nutzung von Mehrpunkt-Messsystemen ermöglicht eine umfassende Erkennung der körperlichen Aktivitäten, ist jedoch auf Grund der Handhabung und des Tragekomforts nachteilig. Bei geeigneter Positionierung sind Einpunkt-Messsysteme in der Lage, eine Vielzahl von Aktivitäten unaufdringlich zu erkennen.

3. Die Orientierung des Beschleunigungssensors am Körper hat Einfluss auf die Messgrößen und wirkt sich signifikant auf die Erkennungsrate aus.

Je nach körperlicher Aktivität und Befestigung variiert die Orientierung des Sensorsystems. Dieses ist besonders der Fall, wenn das Sensorsystem lose befestigt wird. Die Veränderung der Sensororientierung bewirkt eine Beeinflussung der Messsignale, welche die Grundlage für die Bestimmung der Merkmale sind. Besonders bei orientierungsabhängigen Merkmalen führt dieses zu einer sinkenden Erkennungsrate, da die Merkmale während der Trainingsphase nicht zwangsläufig den Merkmalen der Klassifizierungsphase entsprechen.

4. Durch die Bewegungsmuster der Hüfte bei spezifischen Aktivitäten und den aufgezeichneten Sensordaten kann die Hauptbewegungsrichtung bestimmt werden.

Die Hauptbewegungsrichtung charakterisiert die Richtung, in welcher die vorherrschende Bewegung stattfindet. Die auftretenden Muster bei bestimmten Aktivitäten, beispielsweise dem „Gehen“, können anhand von Kontextinformationen Rückschlüsse auf die Hauptbewegungsrichtung zulassen. Die graphische Visualisierung der Sensordaten kann bei der Identifikation von relevanten Merkmalen helfen.

5. Der Entwurf eines neuen Bezugssystems, welches sich an dem vestibulären Bezugssystem des Nutzers orientiert, eliminiert den Einfluss einer Sensorverdrehung.

Um den Einfluss der Sensororientierung auf die Erkennungsrate zu reduzieren, wird ein statisches Bezugssystem benötigt. Dieses vestibuläre Bezugssystem orientiert sich an dem menschlichen Körper, ist orthogonal zur Erdgravitation und zeigt immer in die Hauptbewegungsrichtung. Die Messdaten können vom dem Bezugssystem des Sensors in das statische Bezugssystem überführt werden.

6. Auf Basis der Erdgravitation und der Hauptbewegungsrichtung lässt sich jede beliebige Orientierung des Messsystems bestimmen.

Die Erdgravitation ist eine ständig auf das Messsystem einwirkende Kraft, welche daher zu jeder Zeit gemessen werden kann. Um eine vollständige Bestimmung der Orientierung des Messsystems vornehmen zu können, wird eine weitere Richtungskomponente genutzt. Diese Komponente zeigt in Richtung der Hauptbewegung.

7. Durch die transformierten Daten können kleinere Trainingssets zur Mustererkennung eingesetzt, neue Merkmale genutzt und bestehende Merkmale verbessert werden.

Für eine zuverlässige Aktivitätserkennung müssen die Merkmale des Trainingsets möglichst genau den Klassifzierungsmerkmalen entsprechen. Liegen orientierungsabhängige Merkmale vor und variiert zudem die Orientierung, so werden große Trainingsdatensätze benötigt, um alle möglichen Orientierungsvarianten abbilden zu können. Eine orientierungsunabhängige Erkennung unterliegt dieser Problematik nicht und kann daher mit deutlich kleineren Trainingssets auskommen. Durch die Kenntnis der Orientierung des neuen Bezugssystems können Bewegungsabläufe besser abgebildet werden, einerseits durch neue Merkmale, andererseits durch die Verbesserung bestehender Merkmale (beispielsweise Schritterkennung).

8. Unter Berücksichtigung von gerätespezifischen Besonderheiten eignen sich Geräte aus dem Home-Consumer-Bereich zur Aktivitätserkennung.

Für eine Aktivitätserkennung ist eine Mindestanforderung an die Messgenauigkeit von Sensoren zu erfüllen. Geräte aus dem Home-Consumer-Bereich, beispielsweise Mobiltelefone, verfügen bereits über eine Sensorik, die diesen Anforderungen gerecht wird. Die Mobiltelefone sind jedoch nicht als Messsystem ausgelegt, so dass bei nicht äquidistanter Sensorabtastung die Generierung bestimmter Merkmale zu Fehlern führt. Durch eine Schätzung des Ursprungssignales ist eine äquidistante Abtastung möglich, welches den Fehler der Merkmalsbeeinflussung reduziert.

9. Die Aktivitätserkennung ermöglicht zahlreiche Anwendungen (Systeme zur Bewegungs- und Ernährungsassistenz) und erschließt neue Forschungsgebiete, z.B. in der Medizin (bewegungsabhängige Medikation).

Zahlreiche Behandlungskonzepte basieren auf der objektiven Erfassung körperlicher Aktivität. Für die Adipositastherapie ist die Kenntnis der ausgeführten Aktivität und deren Dauer von entscheidender Bedeutung. Auf Basis der aufgezeichneten Daten können Therapiepläne erstellt oder modifiziert und Fortschritte visualisiert werden. Zudem ist bekannt, dass die Ausführung körperlicher Aktivität die Insulinsensitivität beeinflusst. Für Diabetiker kann daher die Dosierung von Insulin unter Kenntnis der ausgeführten Aktivität zukünftig besser bestimmt werden. Der selbe Effekt könnte auch die individuelle Dosierung von Medikamenten im Allgemeinen betreffen.