



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Seminarausarbeitung AW2

Frank Hardenack

- Das intelligente Bett -
Semantische Interpretation von Bodymonitoring-Rohdaten

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Rückblick: Das intelligente Bett	1
1.2	Semantische Interpretation von Bodymonitoring-Daten	2
2	Projekte	3
2.1	ConText	3
2.2	sWBAN	5
2.3	„Human Status Awareness“	7
3	Ausblick	10
	Literaturverzeichnis	11

Abbildungsverzeichnis

1	Schichten der Rohdatenverarbeitung	2
2	ConText EMG-Sensor (Quelle: (Taelman u. a., 2006))	3
3	Weste des ConText-Projekts (Quelle: (ConText, 2006))	4
3.1	Beispiel: Fliesenleger	4
3.2	Beispiel: Informatiker	4
4	sWBAN Sensor (Quelle: (Nimmala u. a., 2008))	5
5	sWBAN Lookup-Tabelle (Quelle: (Nimmala u. a., 2008))	6
6	Übersicht der Funktionsweise des sWBAN (Quelle: (Nimmala u. a., 2008))	7
7	Sensor zur Sturzerkennung (Quelle: (Doukas und Maglogiannis, 2008))	8
8	Übersicht der Funktionsweise des Human Status Awareness Projekts (Quelle: (Doukas und Maglogiannis, 2008))	9

1 Einleitung

Diese Ausarbeitung sieht sich im Kontext des Living Place Hamburg und soll einen Ausblick auf den aktuellen Stand der Forschung im Bereich des Bodymonitorings, speziell im Bereich der semantischen Interpretation von Bodymonitoring-Rohdaten, geben. Während in AW1 eine Einordnung des geplanten Masterprojekts „*Das intelligente Bett*“ in das wissenschaftliche Umfeld stattfand, sollen in dieser Ausarbeitung ausgewählte, thematisch verwandte Projekte vorgestellt werden. Abstrahiert man von der Erkennung von Leichtschlafphasen, so ist das intelligente Bett im Bereich der semantischen Interpretation von Bodymonitoring-Rohdaten einzuordnen. Aus diesem Bereich der Forschung wurden drei aktuelle Projekte ausgewählt, die in Abschnitt 2 näher beschrieben werden.

1.1 Rückblick: Das intelligente Bett

Das intelligente Bett (Hardenack, 2010b) soll mit kontaktlosem Bodymonitoring das Schlafverhalten des Nutzers erfassen. Da ein Mensch in einer Leichtschlafphase sehr gut zu wecken ist und sich zugleich häufiger bewegt („Decke zurechtziehen“, im Bett umdrehen), sollen diese Bewegungen erfasst und mit einem trainierten maschinellen Lernverfahren klassifiziert und im Anschluß interpretiert und mit Semantik angereichert werden (vgl. Abbildung 1). Die Ergebnisse der Interpretation der Messdaten sollen dem Living Place Hamburg und anderen dort integrierten Anwendungen und Projekten zur Verfügung stehen, damit diese einen Nutzen aus den Informationen ziehen und in Abhängigkeit der angereicherten Semantik agieren können. Die semantische Anreicherung der klassifizierten Messwerte stellt eine mögliche spätere Erweiterung des intelligenten Bettes dar, bei der auch mit anderen Anwendungen aus dem Living Place Hamburg zusammengearbeitet werden muss, um den Kontext des Bewohners komplett zu erfassen. Zuerst soll die Kernfunktionalität des intelligenten Bettes, die Erkennung von Leichtschlafphasen, realisiert werden.

Erste Schritte zur Entwicklung eines geeigneten Sensors zur kontaktlosen Erfassung von Bewegungen im Bett werden in der Ausarbeitung zum Master-Projekt 1 näher beschrieben (Hardenack, 2010a).

1.2 Semantische Interpretation von Bodymonitoring-Daten

Die im Kontext des Living Place Hamburg geplante Interpretation von Bodymonitoring-Rohdaten lässt sich in ein dreischichtiges Modell unterteilen (vgl. Abbildung 1). Dabei stellen die drei Schichten die einzelnen Verarbeitungsstadien der Messdaten der Sensoren dar. Ziel ist es, die Sensordaten je Schicht mit mehr Semantik anzureichern, damit sich daraus ein Kontext des Benutzers ableiten lässt. Die Daten sollen nach Möglichkeit in jedem Verarbeitungsstadium für andere Anwendungen zugreifbar sein.

Auf der untersten Schicht sind die Daten noch weitestgehend unverarbeitet und liegen in der Form vor, wie sie von den einzelnen Sensoren erfasst werden. Dabei stehen die einzelnen Messwerte der Sensoren in keinem direkten Bezug zueinander und sagen nichts über den Zustand aus, in dem sich der Nutzer in Bezug auf das Bett befindet.

Nach einer Vorverarbeitung und Filterung der Rohdaten der Sensoren werden die vorgefilterten Daten im ersten Verarbeitungsschritt semantisch angereichert, indem sie durch ein maschinelles Lernverfahren klassifiziert werden. In dieser semantischen Anreicherung findet eine Verbindung der einzelnen Sensordaten zu einer Gesamtinformation statt, die eine Aussage über den Zustand des Nutzers zulässt.

Im letzten Schritt, der semantischen Interpretation, werden die semantisch angereicherten Daten interpretiert, um den Kontext des Nutzers einordnen zu können. So soll am Beispiel des Bettes durch die Interpretation der Daten unter Zuhilfenahme bekannter Attribute des Nutzers (z.B. Körpergewicht) eine Aussage darüber getroffen werden können, ob der Nutzer sich in einer Leichtschlafphase befindet oder nicht. In welcher Form die semantische Interpretation vorgenommen werden soll ist noch nicht geklärt.

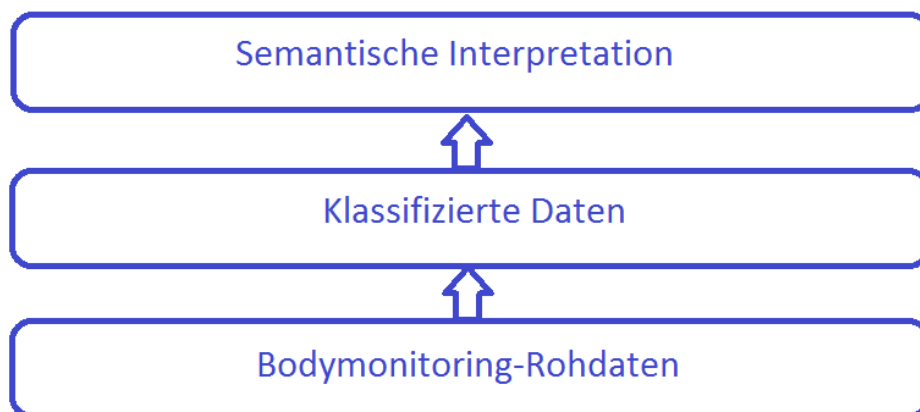


Abbildung 1: Schichten der Rohdatenverarbeitung

2 Projekte

Um einen Vergleich zu anderen Projekten aus dem Bereich der semantischen Interpretation von Bodymonitoring-Rohdaten ziehen zu können, wurden drei Projekte ausgewählt, die im Rahmen dieser Ausarbeitung näher betrachtet werden sollen. Nachfolgend werden diese drei Projekte näher vorgestellt.

2.1 ConText

Das ConText-Projekt ist ein von der EU gefördertes Forschungsprojekt, an dem neben verschiedenen europäischen Forschungseinrichtungen wie Philips Research oder dem Textilforschungsinstitut Thüringen-Vogtland auch Hochschulen (TU Berlin, Katholieke Universiteit Leuven (Belgien)) beteiligt waren (Langereis u. a., 2007). Das Projekt fand bereits Mitte 2008 seinen Abschluss. Ziel dieses Projekts war die Entwicklung einer „intelligenten Weste“ (Abbildung 3), die zur Früherkennung von Muskel-Skelett-Erkrankungen¹ eingesetzt werden kann.

Entwicklung eines geeigneten EMG-Sensors

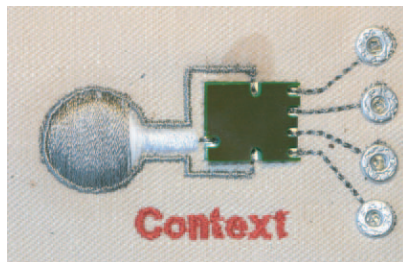


Abbildung 2: ConText EMG-Sensor (Quelle: (Taelman u. a., 2006))

Neben der Entwicklung der Weste war zuerst die Entwicklung eines textilen EMG²-Sensors notwendig. Die Anforderung war dabei die mögliche Kombination mit Textilien, um den Sensor bestmöglich in die Kleidung (in diesem Fall die Weste) zu integrieren sowie eine Erfassung der Muskelspannung ohne direkten Hautkontakt. Durch die Verwendung von EKG³-Elektroden wurde eine Erfassung ohne direkten Hautkontakt ermöglicht. Die Integration in Textilien wurde durch die Verwendung elektrisch leitfähiger Stoffe und Garne realisiert. Daraus entstanden ist ein robuster, leicht in Kleidung vernäher Sensor zur Erfassung der Muskelspannung, der in ersten

Versuchen vielversprechende Ergebnisse lieferte und durch seine Integration in die Kleidung die Akzeptanzprobleme beim Nutzer minimiert.

Funktionsweise

Die Idee zur Früherkennung von Muskel-Skelett-Erkrankungen liegt in der Erfassung des physischen Stresslevels und der rechtzeitigen Benachrichtigung des Trägers der Weste, wenn dieses Stresslevel zu hoch wird, was wiederum auf eine muskuläre Überlastung schließen lässt. Dazu wird ein EMG durch die Messung der elektrophysiologischen Signale der überwachten Muskelgruppen erstellt und nach einem Algorithmus der katholi-

¹Muskelzerrungen, allgemeine Schäden am Bewegungsapparat

²ElektroMyoGraphie - Messung der Muskelspannung

³ElektroKardioGramm - Messung der Herzfrequenz

schen Universität Leuven (Belgien) ausgewertet. Neben der gemessenen Muskelspannung werden noch weitere Attribute des menschlichen Körpers zur Betrachtung herangezogen. Dazu gehören unter anderem die Körpertemperatur und die Herzfrequenz des Nutzers. Nach der Auswertung der erfassten Messdaten wird dem Nutzer gegebenenfalls eine Rückmeldung über eine drohende Überlastung des Bewegungsapparats gegeben. Durch diese Rückmeldung soll dem Nutzer eine nötige Pause, oder, am Beispiel des Fliesenlegers aus Abbildung 3, eine Veränderung der Arbeitsposition oder Tätigkeit zur Entlastung des Schulterbereichs signalisiert werden.



3.1: Beispiel: Fliesenleger



3.2: Beispiel: Informatiker

Abbildung 3: Weste des ConText-Projekts (Quelle: (ConText, 2006))

Fazit

Mit dem Hintergrund der Früherkennung von Schäden am Bewegungsapparat entstand im Rahmen des ConText-Projekts ein vernähter Sensor zur Messung der Muskelspannung. Die vollständige Integration in ein textiles Produkt ist dabei unter Verwendung leitfähiger Garne und Druckknöpfe als Kontakte sehr gut gelungen. Für die Überwachung des physischen Stresslevels bei körperlicher Arbeit wurde eine Weste entwickelt, in der diese Sensoren vernäht sind. Neben dem Einsatz in der entwickelten Weste ist eine Verwendung zur Sportlerüberwachung ebenfalls angedacht (ConText, 2008). Durch die bereits bei der Entwicklung berücksichtigten verschiedenen Einsatzkontexte eröffnet sich die Frage, ob dieser Sensor, integriert in ein Kissen, die Matratze oder ein Bettlaken auch für den Einsatz im intelligenten Bett geeignet ist und wie die erfasste Muskelspannung Rückschlüsse auf die Schlafphase des Anwenders zulässt.

2.2 sWBAN

Das sWBAN-Projekt (**s**emantic **W**ireless **B**ody **A**rea **N**etwork) beschäftigt sich mit der Entwicklung einer Methode zur Interpretation und semantischen Anreicherung von Bodymonitoring-Daten. Die entwickelte Methode wird am Beispiel der Früherkennung von Herzrhythmusstörungen durch Interpretation der EKG-Messwerte näher erläutert. Hierbei sollen die Symptome interpretiert und dem Nutzer gegebenenfalls Hinweise auf ein weiteres Vorgehen gegeben werden. Sollte ein akuter Notfall vorliegen, so wird der Rettungsdienst oder eine andere Instanz zur Hilfeleistung benachrichtigt. Zur Erfassung der EKG-Messwerte wurde ein wireless EKG-Sensor entwickelt (Nimmala u. a., 2008). Dieser Sensor überträgt die Messwerte kabellos an einen PC, der die Auswertung und Interpretation vornimmt.

Entwicklung des wireless EKG-Sensors

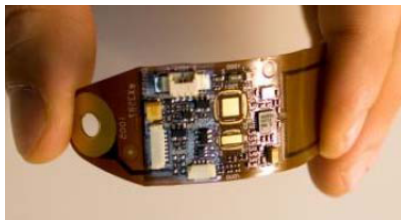


Abbildung 4: sWBAN Sensor
(Quelle: (Nimmala u. a., 2008))

Für die Erfassung des Herzschlags wurde ein sehr leichter und flexibler Sensor entwickelt. Dabei wurde darauf geachtet, dass der Sensor wenig Energie verbraucht, um auch eine Langzeitüberwachung des Herzschlags von bis zu einer Woche zu ermöglichen. Auf einer flexiblen Kunststoffolie ist neben einem Standard-EKG-Sensor ein Microcontroller, die Stromversorgung, sowie eine Sendeeinheit zur Datenübertragung (2.4 Ghz) untergebracht. Durch die Verwendung einer Kunststoffolie als Trägermaterial passt sich der Sensor der Anatomie des Trägers an.

Insgesamt wiegt der Sensor gerade einmal ≈ 15 Gramm und stellt durch die flexible Bauform und das geringe Gewicht nur eine geringe Einschränkung des Nutzers dar.

Funktionsweise

Abbildung 6 zeigt den Aufbau eines sWBAN. Sollen nun Sensordaten interpretiert oder semantisch angereichert werden, so werden die einzelnen Stufen von unten nach oben durchlaufen.

Zu allererst werden durch den EKG-Sensor Messdaten erfasst. In der nächsten Stufe, der **Feature Extraction**, werden charakteristische Merkmale (Herzfrequenz, QRS-Komplexe⁴) des EKG-Signals mittels einer diskreten Wavelet Transformation aus den Messwerten extrahiert. Im hier vorliegenden Beispiel findet die Feature Extraction direkt auf dem entwickelten EKG-Sensor statt. Die Ergebnisse werden zur weiteren Verarbeitung an einen PC gesendet.

In der **semantischen Assoziation** werden die extrahierten Merkmale klassifiziert. Im einfachsten, hier vorliegenden Fall wird die Klassifikation anhand einer Lookup-Tabelle (z.B. nach der Herzfrequenz) vorgenommen, aber auch der Einsatz von maschinellen Verfahren zur Klassifikation (z.B. Support Vector Machines) ist möglich. Durch die

⁴Der positive Ausschlag im EKG-Signal ist ein sogenannter QRS-Komplex

ID	Feature	Class	value	Unit
001002	HR	Normal	50 < HR < 100	bpm
001001	HR	Low	< 50	bpm
001003	HR	High	> 100	bpm
002002	QRS width	Normal	80 < qrswidth < 120	ms
002001	QRS width	Low	< 80	ms
002003	QRS width	High	> 120	ms
003002	QRS amplitude	Normal	1.0 < qrsheight < 2.0	mV
003001	QRS amplitude	Low	< 1.0	mV
003003	QRS amplitude	High	> 2.0	mV
004002	QT interval	Normal	360 < qtint < 440	ms
004001	QT interval	Low	< 360	ms
004003	QT interval	High	> 440	ms
005002	P width	Normal	90 < pwidth < 130	ms
005001	P width	Low	< 90	ms
005003	P width	High	> 130	ms
006002	P amplitude	Normal	0.1 < pheight < 0.2	mV
006001	P amplitude	Low	< 0.1	mV
006003	P amplitude	High	> 0.2	mV
007002	PQ/PR interval	Normal	120 < pqint < 200	ms
007001	PQ/PR interval	Low	< 120	ms
007003	PQ/PR interval	High	> 200	ms

Abbildung 5: sWBAN Lookup-Tabelle (Quelle: (Nimmala u. a., 2008))

Lookup-Tabelle wird ein Merkmal einer semantisch assoziierten Klasse, die einen Wertebereich über ein Merkmal abbildet, zugeordnet (Vgl. Lookup-Tabelle in Abbildung 5). Die klassifizierten Merkmale sind nun semantisch assoziierte Attribute und werden Features genannt.

Auf die semantische Assoziation folgt die **semantische Anreicherung**. Dabei werden die einzelnen extrahierten Features zusammen als ein Ganzes betrachtet. Bei dieser ganzheitlichen Betrachtung werden inkompatible Kombinationen der Features, die in dieser Form nicht auftreten können und auf Messfehler oder falsche Anreicherung hinweisen, nach vorher definierten Regeln herausgefiltert und aus der Menge der semantischen Attribute entfernt.

Der letzte Schritt der Datenverarbeitung ist die **semantische Interpretation**, bei der durch eine Semantik-Engine ermittelt wird, welche Diagnose am besten auf die Ergebnisse der Vorverarbeitung passt. Dabei werden die semantisch angereicherten Daten mit medizinischem Fachwissen und kontextbezogenen Daten wie der Krankenakte oder bekannten vorangegangenen Erkrankungen kombiniert. Die Semantik-Engine ermittelt die möglichen Interpretationen und versieht diese mit einer Punktzahl (in Prozent), die angibt, welche Übereinstimmung die erzeugten Features mit dieser Interpretation haben. Das Ergebnis wird dem Nutzer in Form eines Feedbacks vermittelt und das sWBAN agiert in Abhängigkeit des Ergebnisses mit dem Nutzer.

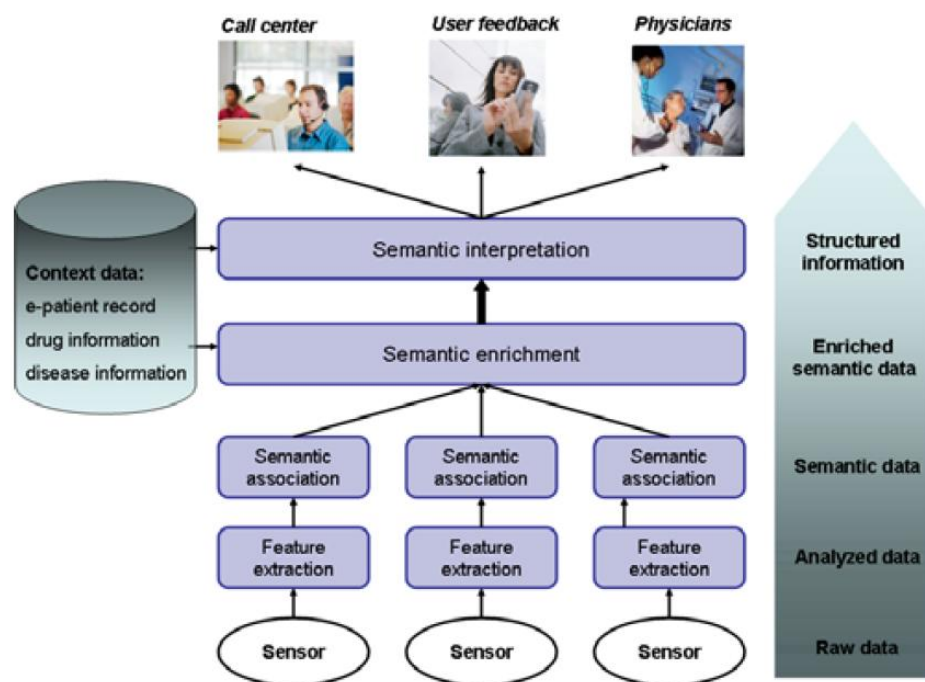


Abbildung 6: Übersicht der Funktionsweise des sWBAN (Quelle: (Nimmala u. a., 2008))

Fazit

Mit dem Ziel der Entwicklung eines intelligenten Health-Monitoring-Systems entstand im sWBAN-Projekt ein Konzept zur Entwicklung eines semantischen Netzwerks zur Interpretation von Sensordaten am Beispiel des EKG. Die schichtweise Aufbereitung der Daten liefert dabei Ansätze für die Verarbeitung anfallender Messwerte in einem Netzwerk aus Bodymonitoring-Applikationen. Durch diese Schichtung entsteht ein leicht um verschiedene Sensoren erweiterbares Konzept, das sich auf den jeweiligen Anwendungsfall (z.B. EKG) durch Festlegen der Kriterien für die semantische Assoziation, Anreicherung und Interpretation anpassen lässt. Die Verwendung eines maschinellen Lernverfahrens würde die semantische Assoziation der Daten im Vergleich zu einer Lookup-Tabelle noch verbessern.

2.3 „Human Status Awareness“

Das Projekt *Enabling Human Status Awareness in Assistive Environments based on Advanced Sound and Motion Data Classification* (kurz: Human Status Awareness) ist ein Projekt der griechischen Universität der Ägäis in Karlovasi (Samos). Die Zielsetzung ist hierbei die Erfassung des Zustands von Menschen, speziell die Sturzerkennung im Bereich des Ambient Assisted Living (AAL). Ein Sturz soll anhand seiner charakteristischen Eigenschaften wie auffälligen Geräuschen beim Aufschlagen auf den Boden sowie der damit verbundenen Beschleunigungskurve mit einem plötzlichen Abbruch der Beschleunigung erkannt werden. Um eine Erkennung unabhängig vom Nutzer und von der Umgebung zu gewährleisten werden die erfassten Daten mit einem maschinellen

Lernverfahren, in diesem Fall mit einer Support Vector Machine, klassifiziert (Doukas und Maglogiannis, 2008).

Der entwickelte Sensor

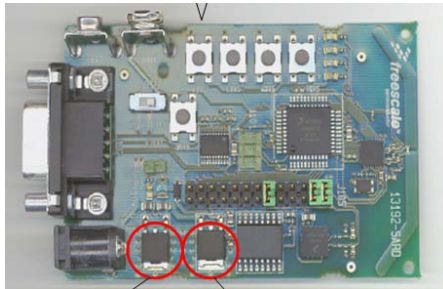


Abbildung 7: Sensor zur Sturzerkennung (Quelle: (Doukas und Maglogiannis, 2008))

Zur Erfassung der benötigten Daten wurde ein tragbarer Sensor entwickelt, den der Nutzer am Körper tragen muss, damit die Daten korrekt erfasst werden. Zur Erfassung der Daten kommen als Komponenten zwei 3-Achsen Beschleunigungssensoren zum messen der Beschleunigungen sowie auf einem optionalen Erweiterungsmodul ein Mikrofon zur Erfassung der Umgebungs- und Sturzgeräusche zum Einsatz. Der Sensor bietet Schnittstellen zur Erweiterung durch andere Komponenten wie einen Temperaturfühler oder Helligkeitssensor. Die Übertragung der erfassten Daten zum PC kann sowohl über die vorhandene serielle Schnittstelle (RS232) als auch via ZigBee stattfinden.

Funktionsweise

Die Funktionsweise des entwickelten Ansatzes wird in Abbildung 8 schematisch dargestellt. Der entwickelte Sensor erfasst die Beschleunigung, der der Körper des Nutzers unterliegt und das eingebaute Mikrofon die Umgebungs- sowie eventuelle Sturzgeräusche. Die erfassten Daten werden über ZigBee an einen sogenannten Monitoring Node übermittelt, der eine Verarbeitung der Daten vornimmt. Zuerst werden die Daten des Mikrofons vorverarbeitet, indem diese einen Rauschfilter durchlaufen und charakteristische Sequenzen mittels Feature Extraction herausgearbeitet werden. In Kombination mit den erfassten Beschleunigungen entsteht daraus ein Feature Vektor, der an das Klassifikationsmodul weitergegeben wird.

Für die Klassifikation der Daten wird eine Support Vector Machine (SVM) verwendet, die durch einen Satz Trainingsdaten⁵ vorher angelern wurde. Die SVM klassifiziert das durch den Feature Vektor repräsentierte Ereignis und gibt einen Status des Nutzers in Bezug auf einen Sturz sowie die damit verbundenen Daten aus. Auf Basis dieses Status und der Daten könnten dann beispielsweise Angehörige, Rettungs- oder Pflegekräfte informiert werden.

Fazit

Das Human Status Awareness Projekt verfolgt einen interessanten Ansatz, bei dem unter Zuhilfenahme eines Mikrofons neben den Bewegungsdaten des Beschleunigungssensors auch die Umgebungsgeräusche mit in die Auswertung einfließen. Durch diesen

⁵Für die Erfassung der Trainingsdaten wurden Testpersonen mit dem Sensor ausgestattet und haben Sturzereignisse auf verschiedenen Untergründen simuliert

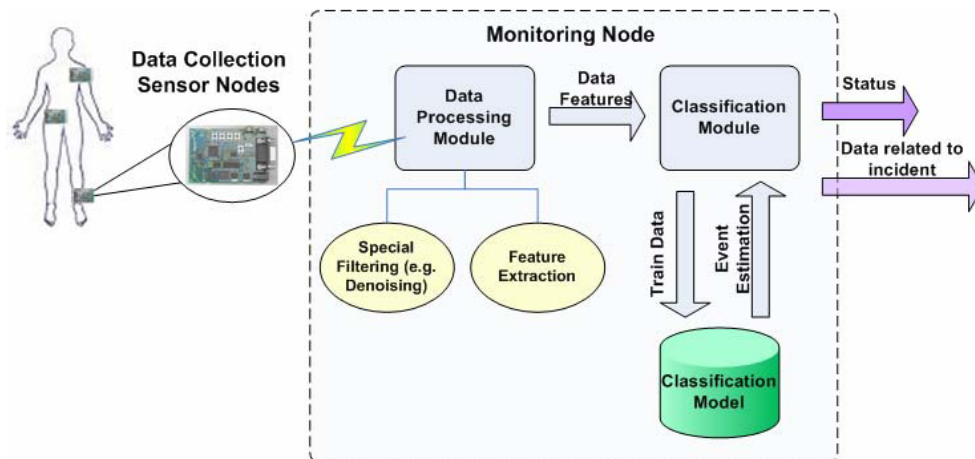


Abbildung 8: Übersicht der Funktionsweise des Human Status Awareness Projekts (Quelle: (Doukas und Maglogiannis, 2008))

Ansatz soll es auch möglich sein, das Stresslevel in der Stimme des Nutzers zu bestimmen, um die fehlerhaften Klassifikationen zu minimieren. Die Ergebnisse der Klassifikation werden bereitgestellt und können durch andere Applikationen weiter verarbeitet oder genutzt werden. Dadurch ist eine Integration in eine altersgerechte Wohnumgebung gut realisierbar. Wenn der Sensor in der Bauform noch optimiert wird, dann stellt dieses Projekt eine sinnvolle Erweiterung der Überwachung des Gesundheitszustands von Menschen dar. Die Erweiterbarkeit des Sensors um weitere Komponenten zur Datenerfassung bietet vielfältige Möglichkeiten, die Präzision der Dateninterpretation zu erhöhen oder durch eine Vielzahl verschiedener Komponenten die Ausgangsdaten für unterschiedliche Überwachungsfunktionen zu liefern.

3 Ausblick

Im Rahmen dieser Ausarbeitung wurden drei unterschiedliche Projekte zum Thema der semantischen Interpretation von Bodymonitoring-Rohdaten vorgestellt. In allen vorgestellten Projekten wurde zuerst ein passender Sensor zur Datenerfassung entwickelt, dessen erfasste Daten dann im weiteren Verlauf auf unterschiedliche Art und Weise semantisch angereichert wurden, um eine Interpretation der Messwerte und eine damit verbundene Definition des Nutzerkontexts zu ermöglichen.

Für das intelligente Bett konnte aus den in Abschnitt 2 vorgestellten Projekten neue Anregungen und Ideen gewonnen werden. So hat sich die Frage eröffnet, ob sich der entwickelte Sensor des ConText-Projekts verwenden lässt, um über die Muskelspannung einen Rückschluss auf den Schlafzustand des Nutzers ziehen zu können. Der Vorteil wäre die Verarbeitung, indem man den Sensor beispielsweise in die Bettwäsche einnäht. Im sWBAN-Projekt wurde ein detaillierter Ansatz zur schichtweisen Verarbeitung der Bodymonitoring-Rohdaten entwickelt, bei dem die Daten, ähnlich dem geplanten Ansatz aus Abschnitt 1.2, nach einer Vorverarbeitung semantisch angereichert und erst dann interpretiert werden. Dieser Ansatz erscheint vielversprechend und soll weiter verfolgt werden. Das Human Status Awareness Projekt zeigt, wie man den Kontext eines Nutzers mittels Sensorfusion (Verbindung von Beschleunigungssensor und Mikrofon) präziser bestimmen kann. Im intelligenten Bett ist der Einsatz verschiedener Sensoren ebenfalls denkbar. So kann neben dem entwickelten Sensor am Lattenrost als eventuelle Erweiterung später auch auf ein Mikrofon oder eine der im Living Place Hamburg verbauten Kameras zurückgegriffen werden.

Im weiteren Verlauf des Masterstudiums sollen als Vorbereitung auf die Masterarbeit mit dem in (Hardenack, 2010a) entwickelten Sensor auf Basis eines Lattenrosts im intelligenten Bett Daten über den Schlaf des Nutzers erfasst werden. Die erfassten Daten sollen im Rahmen des Masterprojekts 2 semantisch angereichert und interpretiert werden. Für die Klassifikation der zu extrahierenden Features soll eine Support Vector Machine eingesetzt werden, für die zuerst ein Satz Trainingsdaten erzeugt werden muss. Im Seminar (Ringvorlesung) soll eine Thesis-Outline entwickelt werden, bei der die wissenschaftliche Herangehensweise an die Masterarbeit unter Berücksichtigung der bisher geleisteten Arbeit und geschriebenen Ausarbeitungen im Mittelpunkt stehen. Diese Arbeiten bilden dabei die grundlegende Vorbereitung auf die anschließende Masterarbeit.

Literatur

- [ConText 2006] CONTEXT: ConText project develops intelligent clothing for preventing muscular disorders and sharpening athletics performance. URL http://www.hitech-projects.com/euprojects/context/downloads/ConText_Press_Release_Sept06.pdf, 2006. – Forschungsbericht. [Pressekundgebung über den Projektstart]
- [ConText 2008] CONTEXT: Newsletter 3. URL http://www.hitech-projects.com/euprojects/context/downloads/Context_newsletter_03.pdf, 2008. – Forschungsbericht. [Newsletter 3]
- [Doukas und Maglogiannis 2008] DOUKAS, Charalampos ; MAGLOGIANNIS, Ilias: Enabling human status awareness in assistive environments based on advanced sound and motion data classification. In: *PETRA '08: Proceedings of the 1st international conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*. New York, NY, USA : ACM, 2008, S. 1–8. – ISBN 978-1-60558-067-8
- [Hardenack 2010a] HARDENACK, Frank: Bodymonitoring in Smart Homes / HAW Hamburg. URL <http://users.informatik.haw-hamburg.de/~ubicomp/projekte/master2010-proj/Hardenack.pdf>, 2010. – Forschungsbericht. [Projektbericht zum Master-Projekt 1, Sommersemester 2010]
- [Hardenack 2010b] HARDENACK, Frank: Das intelligente Bett - Interpretation von Schlafphasen als Beispiel für Bodymonitoring im Living Place Hamburg / HAW Hamburg. URL <http://users.informatik.haw-hamburg.de/~ubicomp/projekte/master09-10-aw1/Hardenack/bericht.pdf>, 2010. – Forschungsbericht. [Vortrag vom 04.11.2009, AW1]
- [Langereis u. a. 2007] LANGEREIS, G. ; VOOGD-CLAESSEN, L. de ; SPAEPEN, A. ; SIPLIA, A. ; ROTSCH, C. ; LINZ, T.: ConText: Contactless Sensors For Body Monitoring Incorporated In Textiles. In: *Portable Information Devices, 2007. PORTABLE07. IEEE International Conference on*, may 2007, S. 1 –5
- [Nimmala u. a. 2008] NIMMALA, Venkatarama S. ; PENDERS, Julien ; VAN HYFTE, Dirk ; BRANDS, Michael ; GYSELINCKX, Bert: Semantic Wireless Body Area Networks. In: *Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE*, aug. 2008, S. 3409 –3412. – ISSN 1557-170X
- [Taelman u. a. 2006] TAELEMAN, J. ; ADRIAENSEN, T. ; SPAEPEN, A. ; LANGEREIS, G. ; GOURMELON, L. ; VAN HUFFEL, S.: Contactless EMG Sensors for continuous monitoring of muscle activity to prevent musculoskeletal disorders. In: *Belgian Day on Biomedical Engineering, IEEE Benelux EMBS Symposium*, URL ftp://ftp.esat.kuleuven.ac.be/pub/SISTA/jtaelman/reports/paper_IEEE_EMBS_JoachimTaelman.pdf, 2006