



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg  
*Hamburg University of Applied Sciences*

## **Seminarausarbeitung Ringvorlesung (WS 2010/2011)**

Frank Hardenack

- Das intelligente Bett -  
Semantische Interpretation auf Basis kapazitiver Sensoren

## Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation . . . . .	1
1.2	Ziel der Arbeit . . . . .	1
1.3	Konkrete technische Ziele . . . . .	1
<b>2</b>	<b>Vorarbeiten</b>	<b>2</b>
2.1	AW1 . . . . .	2
2.2	AW2 . . . . .	2
2.3	Projekt 1 . . . . .	2
2.4	Projekt 2 . . . . .	3
<b>3</b>	<b>Vorgehensweise</b>	<b>4</b>
3.1	Datenverarbeitung . . . . .	4
3.2	Klassifikation und Interpretation . . . . .	5
3.2.1	Variante 1 - „Hard coded“ . . . . .	5
3.2.2	Variante 2 - Modellbasiert . . . . .	6
3.2.3	Variante 3 - Maschinelle Lernverfahren . . . . .	6
<b>4</b>	<b>Fazit</b>	<b>8</b>
4.1	Ausblick . . . . .	8
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>9</b>

## Abbildungsverzeichnis

1	Modifizierter Lattenrost & Aufbau . . . . .	3
1.1	Seitenansicht . . . . .	3
1.2	Draufsicht . . . . .	3
1.3	Übersicht Aufbau . . . . .	3
2	Verarbeitung der Sensordaten . . . . .	4
3	Darstellung der Sensordaten . . . . .	5
4	Over- und Underfitting (Quelle: <a href="http://www.dtreg.com">http://www.dtreg.com</a> ) . . . . .	7

# 1 Einleitung

Das Ziel dieser Ausarbeitung ist die Erstellung einer Thesis-Outline, die die anstehende Masterarbeit im Rahmen des Studiums umreisst. Dabei gilt es die Vorarbeiten zu berücksichtigen, die Aufgabenstellung herauszuarbeiten sowie mögliche technische Realisierungen und die damit verbundenen Risiken zu spezifizieren.

## 1.1 Motivation

Auf der Suche nach einem Thema für die Masterarbeit sowie einer sinnvollen Entwicklung im Bereich intelligenter Wohnumgebungen zur Integration in den Living Place Hamburg entstand in einem Gespräch mit Prof. Dr. rer. nat. Kai von Luck die Idee, dass das Wissen über das Schlafbefinden eines Menschen in einer intelligenten Wohnumgebung und gleichwohl im Ambient Assisted Living (AAL) eine wichtige Information darstellt. Diese Erkenntnis zusammen mit meinem eigenen Schlafverhalten war die grundlegende Idee für die Entwicklung eines intelligenten Bettes, das das Schlafbefinden des Nutzers ermittelt und diese Information interpretiert, um eine Komforterrhöhung durch Kombination mit anderen Arbeiten aus dem selben Umfeld zu erreichen. Dabei liegt ein besonderes Augenmerk auf der vollständigen Integration in die Wohnumgebung sowie der Minimierung der Belastung durch elektrische Felder.

## 1.2 Ziel der Arbeit

In der Masterarbeit soll ein intelligentes Bett entstehen, das sich in den Living Place Hamburg optimal integriert. Dieses Bett soll mit geeigneten Sensoren Daten über das Schlafbefinden des Nutzers erfassen, diese aggregieren und interpretieren, um so eine Aussage über die Schlafphasen des Nutzers sowie den Schlafverlauf über die Nacht zu treffen. Diese Arbeit kann als eine konkrete Ausprägung von Context Awareness am Beispiel der Schlafphasenerfassung und -interpretation eingeordnet werden. Das Ergebnis der Interpretation soll über eine Vermittlungs-Infrastruktur auch anderen Anwendungen im Living Place Hamburg zur Verfügung stehen.

## 1.3 Konkrete technische Ziele

Für die Realisierung wurden auf technischer Seite frühzeitig zu erreichende Ziele festgelegt. Zum Einen soll die Erfassung der Daten mittels kapazitiver Sensoren<sup>1</sup> realisiert werden, zum Anderen sollen die Sensoren gegenüber dem Nutzer so geschirmt sein, dass es zu keiner Einschränkung im Schlafkomfort durch elektrische Felder kommt. Bei der Erfassung der Daten schied die Variante mit direktem Körperkontakt zum Nutzer, ebenso wie die Verwendung von Kameras, aufgrund zu hoher Einschränkungen für den Nutzer aus, weshalb ein geeigneter Sensor entwickelt werden musste.

---

<sup>1</sup>Durch eine frühe Kooperation mit DRS & Rode Melder fiel die Wahl auf die Verwendung kapazitiver Sensoren in Kombination mit Schwingkreiserzeugern (siehe auch (Hardenack, 2010a))

## 2 Vorarbeiten

Im Rahmen des Masterstudiums sind in Hinblick auf die Masterarbeit bereits viele Vorarbeiten geschehen, deren Ergebnisse in die Arbeit mit einfließen werden. Die Vorarbeiten sind dabei teils praktischer (Projekt 1 & 2), aber auch teils theoretischer Natur (AW 1 & 2).

### 2.1 AW1

Im Rahmen der AW1-Veranstaltung wurde versucht, das Thema des intelligenten Bettes zu konkretisieren und ein Gefühl dafür zu bekommen, welche Szenarien denkbar und im Rahmen einer späteren Masterarbeit umsetzbar sind. Des Weiteren wurden medizinische Grundlagen zum menschlichen Schlaf sowie erste Überlegungen zur Datenerfassung erarbeitet. Zu den medizinischen Grundlagen des Schlafs kam der erste Kontakt zu Herrn Dr. med. Jürgen Hoppe, dem Leiter des neurologischen Schlaflabors des Asklepios Klinikums Hamburg Wandsbek <sup>2</sup>, der durch Fachliteratur einen maßgeblichen Teil zum Verständnis des menschlichen Schlafs beigesteuert hat (Hardenack, 2010b).

### 2.2 AW2

Die AW2-Veranstaltung hatte zum Ziel, die eigene Arbeit gegenüber ähnlichen Arbeiten aus dem Bereich der semantischen Interpretation von Bodymonitoring-Daten abzugrenzen sowie diese vorzustellen. Die vorgestellten Projekte beinhalteten auch interessante theoretische oder technische Ansätze, über deren Verwendbarkeit im Zusammenhang mit dem intelligenten Bett noch weitere Überlegungen angestellt werden müssen. Diese Ansätze umfassen den Einsatz eines textilen, vernähbaren Sensors (ConText Projekt), die stufenweise semantische Anreicherung und Interpretation von Sensordaten (SWBAN-Projekt) und die Nutzung von Sensorfusion (Human Status Awareness-Projekt) (Hardenack, 2010c).

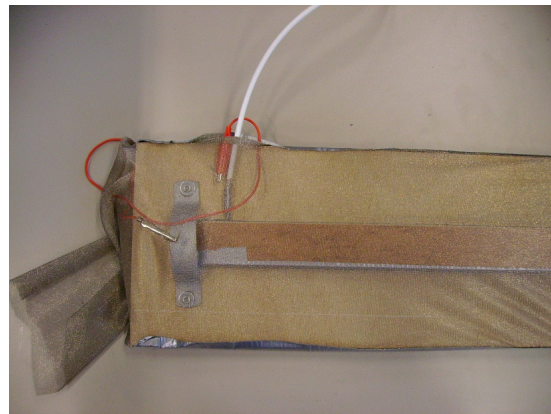
### 2.3 Projekt 1

Um die anfangs spezifizierte kontaktlose, versteckte und geschirmte Erfassung von Schlafbewegungen zu ermöglichen, musste zuerst ein geeigneter Sensor entwickelt werden (Abbildung 1). Die Sensorentwicklung war neben der Analyse verschiedener Schwingkreiserzeuger auf Einsetzbarkeit der Hauptbestandteil des Master-Projekts 1. Dort wurde in mehreren Iterationen ein Sensor entwickelt, der gegenüber dem Nutzer komplett geschirmt, jedoch immer noch sehr sensibel ist. Der Aufbau des Sensors ist zudem maximal simpel, ebenso wie die Montage durch direktes Aufbringen auf die Unterseite eines Lattenrosts. Des Weiteren wurde mit der Entwicklung einer Software zur Visualisierung der Messwerte der einzelnen Sensoren begonnen (Hardenack, 2010a).

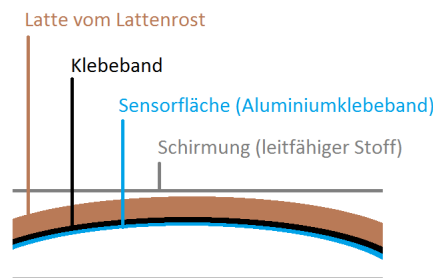
<sup>2</sup><http://www.asklepios.com/klinik/default.aspx?cid=702&pc=0402&did3=4034>



1.1: Seitenansicht



1.2: Draufsicht



1.3: Übersicht Aufbau

Abbildung 1: Modifizierter Lattenrost &amp; Aufbau

## 2.4 Projekt 2

Im aktuell laufenden Master-Projekt 2 wurde anfangs das verspätet eingetroffene Cap-Sense Toolkit<sup>3</sup> auf Einsetzbarkeit im intelligenten Bett und im intelligenten Sofa getestet. Im weiteren Verlauf wurde ein prototypischer Lattenrost mit drei modifizierten Sensor-Latten (siehe auch (Hardenack, 2010a)) im Projektraum aufgebaut, um Schlafbewegungen unter realistischen Bedingungen nachzuspielen und so charakteristische Eigenschaften aus den Messwerten zu extrahieren. Mit diesen extrahierten Merkmalen soll später ein maschinelles Lernverfahren zur Klassifikation gefüttert werden. Die Findung einer geeigneten Java-Bibliothek zur Nutzung maschineller Lernverfahren in Java, die erste Wahl eines Lernverfahrens sowie erste Implementierungsversuche des Lernverfahrens waren ebenfalls Bestandteil des Master-Projekts 2.

<sup>3</sup><http://www.capsense.org>

### 3 Vorgehensweise

Der für die Masterarbeit interessante Teil ist der Brückenschlag von den Rohdaten der einzelnen Sensoren hin zu einer Aussage über das Schlafbefinden und den Schlafverlauf eines Menschen. Für diese Aussage müssen die Rohdaten bereinigt, vorverarbeitet und interpretiert werden.

#### 3.1 Datenverarbeitung

Eine Interpretation von Sensordaten ist nur möglich, wenn die Rohdaten vorbereitet und im Rahmen einer Vorverarbeitung markante Merkmale (Features) aus den Daten extrahiert wurden. Abbildung 3.1 zeigt das methodische Vorgehen zur Verarbeitung der Sensordaten.

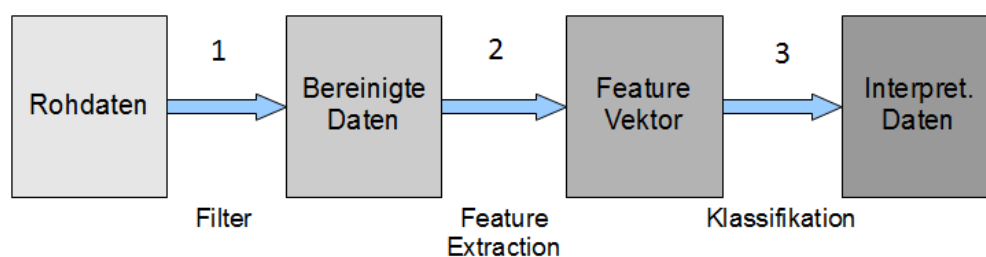


Abbildung 2: Verarbeitung der Sensordaten

**Filtering** Die Rohdaten müssen zuerst gefiltert werden, um eventuelle Ausreißer, Messfehler oder verlorene Messwerte auszugleichen (Abbildung 3.1 Übergang 1). Diese Filterung lässt sich beispielsweise über einen Tiefpass, die Nutzung eines Mittelwerts, der Streuung oder der Varianz über ein *floating window* der Messwerte realisieren. Nach der Filterung erhält man am Beispiel von Abbildung 3.1, im Vergleich zu den Ausgangsdaten (blaue Kurve), eine geglättete Kurve (rote Kurve), anhand der man markante Merkmale extrahieren kann.

**Feature Extraction** Nach dem Filtering werden die Features aus den Daten extrahiert, anhand derer die Interpretation und Klassifikation ausgeführt werden soll (Abbildung 3.1 Übergang 2). Dabei ist die Qualität und die Wahl der Features die Grundlage für die Qualität der späteren Interpretation, weshalb die Wahl der Features wohl überlegt sein sollte.

Je nach Sensortyp und Verwendungszweck der Sensordaten wären mögliche Features

- das Überschreiten eines Schwellwerts,
- die Anzahl der Überschreitungen eines Schwellwerts für ein Zeitintervall,
- die Streuung oder die Varianz der Messwerte oder

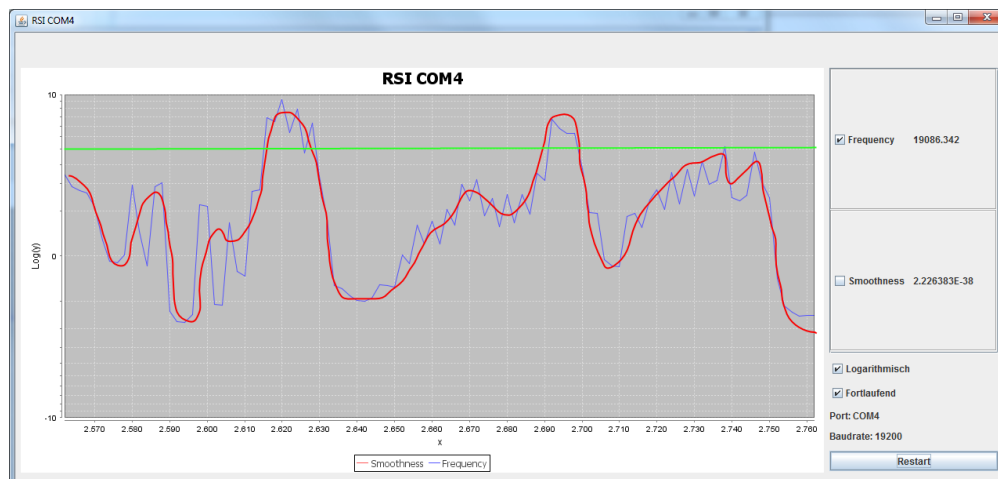


Abbildung 3: Darstellung der Sensordaten

- in einer Ableitung der Sensorwerte nach der Zeit die Änderung des Sensorwerts (ansteigend oder abfallend) über die Zeit.

In der Abbildung 3.1 wurde als beispielhaftes Feature das Überschreiten eines gewissen Schwellwerts (dargestellt durch die grüne Gerade) gewählt.

## 3.2 Klassifikation und Interpretation

Aufbauend auf diesen Vorarbeiten im Bereich der Verarbeitung der Sensordaten bieten sich nun drei Alternativen, nach denen eine Klassifikation der Daten denkbar ist.

### 3.2.1 Variante 1 - „Hard coded“

Bestimmte Bewegungen im Bett (Umdrehbewegung, Bewegung der Beine etc.) erzeugen eine bestimmte Abfolge von Messwerten, vergleichbar mit einer Art Choreographie. Diese Abfolgen von Messwerten für bestimmte Bewegungen beziehungsweise Ereignisse werden als Vergleichsmuster hinterlegt und die aktuellen Messwerte gegen diese Muster verglichen und auf Übereinstimmung überprüft. Dabei könne man als Muster die Veränderung der Sensorwerte zueinander wählen.

Ein Risiko besteht in dem individuellen Schlafverhalten des Einzelnen, wodurch sich durch unterschiedliche Positionen, die beim Schlafen im Bett eingenommen werden, individuelle Veränderungen der Messwerte je Schlafposition ergeben könnten. Man könnte versuchen, diese personen- und gewichtsabhängigen Messwerte mittels Normalisierung zu vereinheitlichen, das Risiko der Vielzahl verschiedenster Messwertkombinationen, die es als Vergleichsmuster abzubilden gilt, bleibt jedoch bestehen. Um dieses Risiko zu reduzieren könnten von Außen einstellbare Parameter als *Stellschrauben* für die Schlafdynamik des einzelnen dienen.

### 3.2.2 Variante 2 - Modellbasiert

Bei dem modellbasierten Ansatz handelt es sich um einen analytischen Ansatz, bei dem sowohl das Bett als auch die schlafende Person simuliert werden. Zur Vereinfachung sollte die Person jedoch nicht menschnah sondern als Skelettmodell simuliert werden. Anhand des modellierten Bettes und der modellierten Person werden Bewegungen und Schlafphasen simuliert und die Simulationsergebnisse in einer Modell-Datenbank abgelegt. Das hat den Vorteil, dass bei neuen Simulationsergebnissen nur die Modell-Datenbank ausgetauscht werden muss, der Rest der Anwendung hingegen unangetastet bleibt. Werden nun echte Messwerte erfasst, so kann man diese gegen die Werte in der Modell-Datenbank vergleichen und auf das passende Modell (oder das Modell mit der größten Übereinstimmung) matchen.

Dieser Ansatz ist alles andere als trivial und es besteht das Risiko, dass man sich in der Erstellung der Modelle (Bett und Person) bereits verläuft. Allein die Modellierung des Bettes und der darin schlafenden Person stellen vom Arbeits- und Zeitaufwand eine eigene „kleine“ Abschlussarbeit dar.

### 3.2.3 Variante 3 - Maschinelle Lernverfahren

Mit einem empirischen Ansatz durch den Einsatz maschineller Lernverfahren bietet sich bei der hier vorliegenden Klassifikationsaufgabe die Verwendung einer Support Vector Machine (SVM) an. Im einfachsten Fall ist eine binäre Klassifikation von verschiedenen, in Verbindung gebrachten Sensorwerten notwendig, um eine Leichtschlafphase zu bestimmen. Damit eine SVM die eingehenden Featurevektoren mit den einzelnen Features der Sensordaten klassifizieren kann muss sie trainiert werden. Dafür eignen sich zwei unterschiedliche Methoden.

**Teaching:** Im Teaching-Modus werden, ähnlich dem Modell-Ansatz aus Abschnitt 3.2.2, charakteristische Schlafszene durch freiwillige Probanden im intelligenten Bett nachgespielt und die Messwerte als Trainingsdaten eingespielt (und für spätere Trainingsdurchläufe gespeichert). Wichtig ist hierbei die Auswahl der Probanden, damit man die Größen- und Gewichtsunterschiede in der Gesellschaft möglichst gut abdeckt. Ausserdem müssen charakteristische Schlafszene zuerst ermittelt und dann die dafür relevanten Bewegungen erkannt und nachspielbar dargestellt werden. Dafür sind Aufzeichnungen eines professionellen medizinischen Schlaflabors unerlässlich.

Das größte Risiko bei diesem Ansatz zum Trainieren der SVM ist das falsche Nachspielen der Schlafszene durch die Probanden, da dadurch die Klassifikation nach dem Training nachhaltig verfälscht würde.

**Trainingsdaten:** Eine zweite Variante um die SVM zu trainieren ist das Einspielen von gesammelten Trainingsdaten. Dafür muss der Prototyp eingesetzt werden um Trainingsdaten zu sammeln. Diese gesammelten Daten müssen nachträglich verarbeitet und die Klassenzugehörigkeit der Messwerte bestimmt werden. Dieser Prozess ist durch den doppelten Zeitaufwand für die Erfassung und die anschließende Nachbearbeitung sehr aufwändig und benötigt die Unterstützung eines Spezialisten bei der Zuordnung der Messdaten zu den Schlafphasen. Neben einem



Spezialisten muss die Datenerfassung am besten im Umfeld eines Schlaflabors geschehen, um die Zuordnung der einzelnen Schlafphasen durch die dort zusätzlich eingesetzte Technik optimal vornehmen zu können.

Der Vorteil dieser Trainingsmethode liegt in der höheren Präzision gegenüber dem Teaching-Modus und dem Vergleich in der Genauigkeit gegenüber der in einem Schlaflabor eingesetzten Technik.

Unabhängig vom gewählten Trainingsmodell besteht das Risiko des falschen Trainingszustands bei einer SVM. Die Ergebnisse der Klassifikation in verschiedenen Trainingszuständen ist in Abbildung 3.2.3 dargestellt.

Ist eine SVM nicht ausreichend trainiert, so findet keine korrekte Klassifikation statt (Underfitting) und die trennende Hyperebene verläuft nicht an der Klassengrenze zweier zu trennender Klassen (Abbildung 3.2.3, oben links).

Bei einem zu trainierten Zustand kann man im Extremfall von „Auswendiglernen“ der SVM sprechen, da nur noch nahezu gleiche Objekte in einer Klasse liegen und als Mitglied einer solchen klassifiziert werden. Die trennende Hyperebene verläuft sehr nah an den Objekten einer Klasse entlang (Overfitting), ein gutes Klassifikationsergebnis ist hier nicht mehr zu erwarten (Abbildung 3.2.3, oben rechts).

Im optimalen Fall erreicht man mit dem Trainieren einer SVM einen Zustand, bei dem die Hyperebene einen möglichst großen Abstand zu den am nächsten liegenden Objekten der getrennten Klassen hat (Trade Off). In diesem Zustand sind gute Klassifikationsergebnisse zu erwarten (Abbildung 3.2.3, unten).

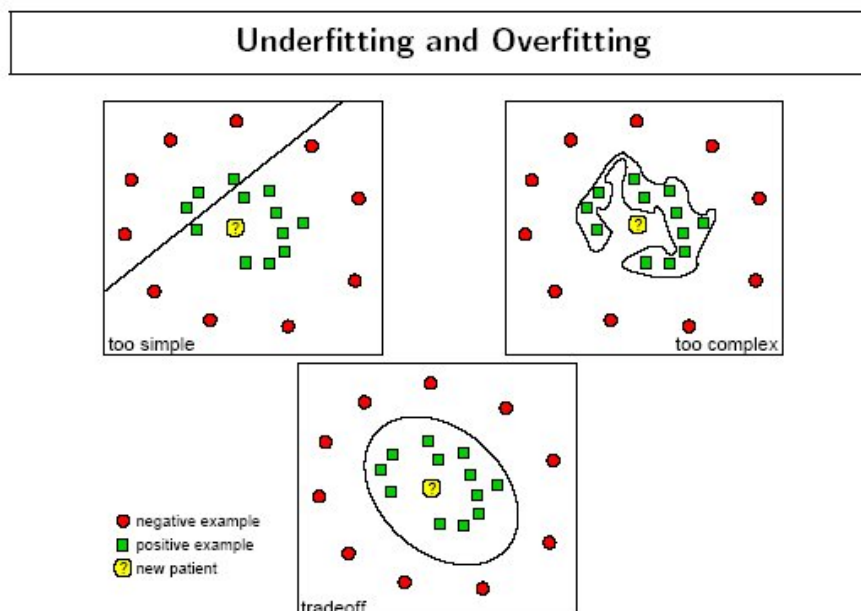


Abbildung 4: Over- und Underfitting (Quelle: <http://www.dtreg.com>)

## 4 Fazit

Durch die Erkenntnisse aus den Vorarbeiten (Abschnitt 2) wurden in dieser Ausarbeitung drei mögliche Ansätze zur Interpretation der Sensordaten herausgearbeitet. Die Wahl, welcher Ansatz im Rahmen der Masterarbeit den Lösungsweg darstellen soll, ist noch nicht getroffen, eine Tendenz hin zu einem maschinellen Lernverfahren ist aber bereits erkennbar.

Neben der komplexesten Teilaufgabe der Interpretation müssen in der Masterarbeit zunächst passende Features aus den Sensordaten ermittelt und ein Konzept zur Bewertung des Schlafzustands einer Person entwickelt werden.

Das parallel zu dieser Seminarveranstaltung laufende Master-Projekt 2 soll noch dazu genutzt werden, mit der Java-Bibliothek JavaML<sup>4</sup> zur Verwendung maschineller Lernverfahren in Java Erfahrungen zu sammeln und eventuell erste Rückschlüsse auf sinnvolle Features zu ziehen.

### 4.1 Ausblick

Im Hinblick auf die anstehende Masterarbeit müssen neben den hier erwähnten möglichen Umsetzungen für die Entwicklung der Anwendung des intelligenten Bettes auch Testszenarien entwickelt werden. Um den Prototypen und die Interpretation möglichst realitätsnah und nicht ausschließlich im Living Place Hamburg zu testen gab es bereits Vorgespräche mit der evangelischen Stiftung Alsterdorf<sup>5</sup>.

Ebenso besteht ein Kooperationsangebot mit Herrn Dr. med. Jürgen Hoppe und dem Schlaflabor der Asklepios Klinik Hamburg Wandsbek, um den Prototypen eventuell im Schlaflabor zu testen und die Messwerte und Klassifikation mit den dort vorhandenen Sensoren und der medizinischen Messtechnik zu validieren.

Für das nächste Semester und das Schreiben der Masterarbeit bedeutet dies auf Basis der Ergebnisse des Master-Projekts 2 zuerst Testdaten zu sammeln, um diese durch die Vorverarbeitung bereinigen zu lassen und dann aus diesen vorbereinigten Daten geeignete Features zu extrahieren. Damit einher geht die Entwicklung eines Konzepts zur Bestimmung und Bewertung des Schlafzustands und eine Zuordnung zu den vorliegenden Sensordaten. Erst im Anschluss daran ist eine Klassifikation (und damit eine Interpretation) der Daten durch ein noch zu wählendes Verfahren umzusetzen, um eine Aussage über den tatsächlichen Schlafzustand eines Menschen zu treffen.

---

<sup>4</sup><http://java-ml.sourceforge.net>

<sup>5</sup><http://www.alsterdorf.de>

## Literatur

- [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]
- [Hardenack 2010c] HARDENACK, Frank: Das intelligente Bett - Semantische Interpretation von Bodymonitoring Rohdaten / HAW Hamburg. URL <http://users.informatik.haw-hamburg.de/~ubicomp/projekte/master09-10-aw2/Hardenack/bericht.pdf>, 2010. – Forschungsbericht. [Vortrag vom 05.05.2010, AW2]