



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Projektbericht

Andreas Kamenz

Emotionserkennung mittels Bio-Sensoren

*Fakultät Technik und Informatik
Studiendepartment Informatik*

*Faculty of Engineering and Computer Science
Department of Computer Science*

Andreas Kamenz

Emotionserkennung mittels Bio-Sensoren

Projektbericht eingereicht im Rahmen des Grundprojektes

im Studiengang Master of Science Angewandte Informatik
am Department Informatik
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuender Prüfer: Prof. Dr. Kai von Luck

Eingereicht am: 16. Februar 2016

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung	1
1.1. Motivation	1
1.2. Zielsetzung Grundprojekt	2
1.3. Aufbau der Arbeit	2
2. Aktuelle Forschung	3
2.1. Emotionstheorien	3
2.2. Emotionserkennung	5
3. Projekt	6
3.1. EmotionBike	6
3.2. Sensoren	7
3.2.1. Polar Pulsgurt	8
3.2.2. Fitbit Surge	8
3.2.3. Plux	8
3.3. Integration	13
3.4. Befragungsmanager	14
3.4.1. Administration	14
3.4.2. Befragung	15
4. Zusammenfassung	16
4.1. Ergebnisse	16
4.2. Probleme und Risiken	16
4.3. Weitere Ziele	17
Abbildungsverzeichnis	19
Anhänge	21
A. EmotionBike Komponentendiagramm	22
B. Plux Sensorcharakteristiken	23

1. Einleitung

1.1. Motivation

In unserem Lebensumfeld entstehen immer mehr Intelligente Systeme, auch Companion-Systeme genannt, die Menschen bei der Bewältigung des Alltags unterstützen sollen. Für solch ein System ist es wichtig, den emotionalen Zustand einer Person zu ermitteln, damit eine möglichst passende Reaktion und dadurch eine gute Unterstützung gewährleistet werden kann. Jedoch ist das Erkennen von Emotionen für Companion-Systeme eine schwierige Aufgabe. In der Forschung gibt es verschiedene Lösungsansätze zur Emotionserkennung basierend auf Audio, Video. Außerdem gibt es sogenannte multimodale Verfahren, die Audio, Video oder andere Daten kombinieren. Diese Verfahren zeigen zur Zeit unterschiedliche Forschungsfortschritte auf und sind dementsprechend unterschiedlich leistungsfähig in der Erkennung.

Dabei hängt die Leistungsfähigkeit stark von dem genutzten Dataset ab, was die Vergleichbarkeit verschiedener Verfahren erschwert. Einen Versuch zur Gewährleistung einer besseren Vergleichbarkeit stellt das AFEW Dataset dar. Es beinhaltet Audio, Video und ab 2016 auch physiologische Daten. Die besten bekannten Erkennungsraten zu diesem Dataset liegen momentan bei etwa 50%. Für Verfahren, die nur physiologische Daten verwenden, sind auf Grund der Aktualität des Datensatzes noch keine Erkennungsraten vorhanden.

In realitätsnahen Anwendungen können aber nicht immer alle Inputdaten (Mikrofone / Videokameras) eingesetzt werden. Außerdem benötigen videobasierte Verfahren meistens einen bestimmten Blickwinkel auf das Gesicht der Person, was nicht immer möglich ist. Des Weiteren ist die Emotionserkennung durch folgende Faktoren erschwert: kulturelle Unterschiede in der Ausdruckskraft von Emotionen, Gesichtsverletzungen oder Verdeckung des Gesichtes. Audiobasierte Verfahren sind außerdem stark von der Sprache abhängig.

Bei der Emotionserkennung haben physiologische Daten eines Menschen den Vorteil, dass sie nicht einfach vorgetäuscht werden können und sich auch nicht in den einzelnen menschlichen Kulturen unterscheiden. Variationen gibt es nur von Individuum zu Individuum. Somit kann

durch eine Normierung der gesammelten Daten, bzw. nach der Trainingsphase eine generelle Aussage über Emotionen getroffen werden. Deshalb macht es Sinn, die physiologischen Daten als eine weitere Datenquelle zur Emotionserkennung zu verwenden. Dazu gehören beispielsweise Herzfrequenz, Blutdruck, elektrische Leitfähigkeit der Haut und Körpertemperatur. Durch die Kombination von allen vorhandenen Datenquellen können die Erkennungsraten theoretisch gesteigert werden

Mögliche Einsatzgebiete von automatisierter Emotionserkennung sind Spiele (Schwierigkeitsgrad anpassen), Smart Home (je nach Stimmung, passende Musik spielen, Licht anpassen), Health Care, Fitness, Bildungseinrichtungen/eEducation/eLearning (wie Schule, Kindergarten, Uni) und Psychologie (automatisierte Depressionserkennung).

1.2. Zielsetzung Grundprojekt

Im Rahmen des Grundprojektes soll ermittelt werden, welche Sensoren sich am besten zur Emotionserkennung in Echtzeit eignen. Dazu sollen erste Vorversuche durchgeführt, die Daten ausgewertet und nach ihrer Genauigkeit untersucht werden. Zusätzlich soll ein Befragungsmanager entwickelt werden, der die Befragung der Probanden bezüglich ihrer subjektiven Wahrnehmung ermöglicht und zusätzlich eine einfache statistische Auswertung über den gewonnenen Daten bereitstellt.

Die Bio-Sensoren sollen in das bestehende Projekt-Setup des EmotionBikes integriert werden. Auf den gewonnenen Daten werden im Anschluss Analysen angewendet, um die aufgestellten Fragen zu beantworten.

1.3. Aufbau der Arbeit

Diese Ausarbeitung zeigt den aktuellen Stand der bisherigen Projektarbeit und die noch zu erfüllenden Aufgaben im Hinblick auf das Hauptprojekt und die Masterarbeit. Sie ist in vier Kapitel unterteilt. Das 1. Kapitel behandelt die Motivation und die Zielsetzung des Projektes. Im nachfolgenden 2. Kapitel werden aktuelle Forschungsergebnisse zum Thema Emotionserkennung vorgestellt. Im 3. Kapitel wird der Versuchsaufbau erläutert und die bisherigen Ergebnisse vom Grundprojekt aufgezeigt. Abschließend wird im 4. Kapitel ein Fazit gezogen und ein Ausblick auf die weiteren Ziele gewährt.

2. Aktuelle Forschung

Der aktuelle Forschungsstand im Bereich Emotionserkennung wird im Folgenden aufgezeigt.

2.1. Emotionstheorien

Die Grundlagen der Emotionsforschung gehen auf Charles Darwins Werk *The Expressions of the Emotions in Man and Animals* [DAR1872] zurück. So schreibt der prominente Emotionsforscher Paul Ekman, dass Darwins Werk viele Beobachtungen und Erklärungen enthält, die nach heutigem wissenschaftlichen Stand zutreffend oder die bis heute in der Wissenschaft streitbar sind. [DPE1998]

Zur Emotionserkennung existieren verschiedene Modelle, die Emotionen bestimmten Kategorien zuordnen. Die einfachste Kategorisierung von Emotionen ist eine Aufteilung in positiver und negativer Emotionen, teilweise mit zusätzlicher neutraler Emotion. Komplexere Modelle sind von Plutchik [PLU1962] und Ekman [EFE1972] beschrieben. Die Unterschiede dieser Modelle liegen in den verwendeten Basisemotionen. Dies sind Emotionen, die von Geburt an vorhanden sind, eine Handlungsbereitschaft auslösen und eine feste neuronale Verankerung im Gehirn haben. In der Wissenschaft ist es umstritten, welche Emotionen zu den Basisemotionen gehören.

Plutchik beschreibt acht grundlegende Basisemotionen (Freude, Vertrauen, Angst, Überraschung, Traurigkeit, Abneigung, Groll, Erwartung), die in einem 2D-Radmodell angeordnet werden können und zwischen denen Ähnlichkeitsbeziehungen bestehen (vgl. Abbildung 2.1). Ähnliche Emotionen werden nebeneinander, entgegengesetzte Emotionen gegenüberliegend angeordnet. Nach Außen nimmt die Intensität der Emotion ab. Dabei befinden sich im Kern die stärksten Emotionen, im ersten Ring die Basisemotionen und in den nachfolgenden Ringen immer schwächer werdende Emotionen [PLU1962].

2.2. Emotionserkennung

Die Emotionserkennung ist ein vielfältig untersuchter Forschungsbereich. So gibt es medizinische Untersuchungen zum Erkennen von Depressionen oder zur Unterstützung von Psychiatern bei ihrer ärztlichen Diagnose. Es kommen in letzter Zeit aber auch Veröffentlichungen aus dem Bereich Games, Multimedia und Smart Environments.

Für die automatisierte Emotionserkennung gibt es folgende Lösungsansätze: audiobasiert, videobasiert und multimodale Ansätze, die Audio und Video kombinieren. Aktuelle Verfahren wie von Chen [CTA2015] setzen auf klassische Klassifikationsansätze wie Support Vector Machines (SVM), wobei es in den letzten Jahren einen Trend zu Convolutional Neural Networks (CNNs) gibt [WLL2015].

Auch der Bereich der sensorbasierten Verfahren wird in den letzten Jahren immer stärker untersucht, weil durch den technologischen Fortschritt die Bio-Sensoren immer kleiner und kostengünstiger werden und der damit verbundenen einfacheren, komfortableren Verwendung und Akquirierung von Körperdaten. Somit ist eine einfachere Durchführung von explorativen Studien möglich [FLE+2010].

Bei der jährlich stattfindenden Emotion Recognition Challenge treten verschiedene Verfahren gegeneinander an und versuchen, auf Basis des AFEW-Dataset die besten Ergebnisse zu erzielen. Dieses Dataset enthält kurze Videosequenzen aus Spielfilmen und ist dadurch sehr realitätsnah. Ab 2016 sollen zusätzlich noch physiologische Daten hinzukommen. [RIN+2015]

Audio- und videobasierten Verfahren sind sehr gut untersucht und es gibt viele aktuelle Veröffentlichungen.

Ein Ansatz zur Echtzeiterkennung der Emotionen mit Hilfe von Bio-Sensoren ist in [VAL+2014] beschrieben. Dabei werden Herzschlagveränderungen analysiert und vier Emotionen zugeordnet (*Wut, Freude, Traurigkeit* oder *Entspanntheit*).

In einem weiteren Ansatz von Friedrichs, et. al. wird am Beispiel eines Computerspiels [FRI+2015] eine Emotionserkennung in Echtzeit erreicht. Dazu werden Sensoren für HRV, ECG und EDA eingesetzt.

3. Projekt

3.1. EmotionBike

Dieses Projekt wird als Teil des Forschungsprojektes EmotionBike an der HAW Hamburg durchgeführt. Dabei handelt es sich um eine Laborumgebung, in der personenzentrierte Messtechnik, kamerabasierte Sensorik, Interpretation und Aktorik kombiniert werden. Es wird untersucht, wie Menschen mit Maschinen interagieren (vgl. Human Computer Interaction) und auf verschiedene emotionale Ereignisse reagieren. [MÜL+2015]

Das EmotionBike-System ist mittels einer Publish/Subscribe Architektur realisiert. Ein zentraler Message Broker realisiert die Kommunikation der Komponenten untereinander. Bestehende Komponenten sind:

Control Center: Die Steuerung der Messungen erfolgt über das Control Center. Alle Sensoren werden hierüber gestartet und beendet.

Datalogger: Der Datalogger speichert die Daten zur späteren Auswertung ab.

Presentation: Es wird ein Spiel über ein Display angezeigt. Das Spiel ist mit Hilfe der Unity-Engine entwickelt.

Ergometer: Die Grundfunktionen des Ergometers steuert die Ergometerkomponente.

Bike-Sensors: Diese Komponente dient als Eingabegerät zum Bewegen der virtuellen Identität.

Kinect: Die Kinect dient dazu, die Mimik des Probanden zu erfassen. Die Emotionserkennung-Software nutzt diese Daten.

Eyetracker: Der Eyetracker soll Pupillenänderungen des Probanden erfassen und als zusätzliche Quelle zur Emotionserkennung bereitstellen.

Interpreter: Die Interpreterkomponente erkennt und beeinflusst die Emotion des Probanden.

3. Projekt

Im Laufe des Hauptprojektes sollen verschiedene Biosensoren in die EmotionBike-Umgebung integriert werden, um anhand der physiologischen Daten Emotionen der Probanden zu erkennen. Das Komponentendiagramm des EmotionBike-Systems ist im Anhang A dargestellt, die zu integrierende Biosensor-Komponente ist rot hervorgehoben.



Abbildung 3.1.: Probandin mit Flux Biosensoren

3.2. Sensoren

Im Rahmen der Voruntersuchungen wurden im Grundprojekt Sensoren verschiedener Hersteller untersucht und anhand folgender Kriterien bewertet:

1. Genauigkeit
2. Datenzugriff/Schnittstellen
3. Zugriff auf Rohdaten
4. Umfang

3.2.1. Polar Pulsgurt

Das Polar H7¹ ist ein Pulsmessgerät, welches um den Brustgurt geschnallt wird und kontinuierlich den Puls an ein über Bluetooth gekoppeltes Gerät sendet. Die Rohdaten sind über Module in Java oder Ruby frei zugänglich und können beliebig weiterverarbeitet werden.

Bei ersten Probemessungen zeigte sich, dass die Pulsfrequenz beim Messen des Ruhepulses stark schwanken. Im Vergleich mit einem Armgelenk-Blutdruckmessgerät zeigte sich eine Differenz von +- 10 Schläge pro Minute.

Die starken Schwankungen des Pulses könnten mittels einer Glättung der Messwerte verringert werden. Es besteht aber die Gefahr, dass dadurch auch die erwarteten Spitzen entfernt werden. Dazu müssten passende Parameter evaluiert werden. Es wird vorerst von einer weiteren Verwendung des Polar Brustgurtes abgesehen, da die Plux Sensoren die Messung des Pulses übernehmen.

3.2.2. Fitbit Surge

Das Fitbit Surge² misst die Herzfrequenz mit einem Intervallabstand von einer Sekunde. Die Messung erfolgt über einen optoelektrischen Sensor. Die Genauigkeit wird mit 80% angegeben. Prinzipbedingt hat der Sensor Probleme, bei hohem Puls und während der Bewegung genaue Messwerte zu erfassen. Dadurch kommt es zu hohen Abweichungen.

Auf die gemessenen Daten des Fitbit Surge können nicht direkt zugegriffen werden. Es findet lediglich eine unregelmäßige Synchronisierung mit der Fitbit Cloud statt. Von dort können die Daten über eine API abgerufen werden. Es ist dadurch nicht sinnvoll einsetzbar, da der Datenzugriff nicht echtzeitfähig ist.

3.2.3. Plux

Das Plux System³ ist ein kabelloses Toolkit, das speziell für die biomedizinische Forschung und Entwicklung konzipiert wurde und das Sammeln und Analysieren von zuverlässigen, hochauflösenden Bio-Daten ermöglicht. Es umfasst viele verschiedene Sensoren, auf die im folgenden näher eingegangen wird.

¹<http://www.polar.com/de/produkte/accessoires/H7>

²<https://www.fitbit.com/de/surge>

³<http://biosignalsplux.com>



Abbildung 3.2.: Plux Research Kit Professional

Quelle: [PLU2016]

Hub-Sensoren

Das Plux-System besteht aus einem Hub als zentrale Steuereinheit. An diesem können maximal acht verschiedene Sensoren angeschlossen und parallel Daten aufgezeichnet werden.

Blood Volume Pulse (BVG)

Der BVG Sensor wird auf den Zeigefinger gesteckt und dient dazu, Daten vom Herz-Kreislaufsystem zu erfassen. Er arbeitet mit Infrarotlicht, indem er dieses auf die Haut sendet und die Stärke der Reflektion davon ermittelt. Blut in den Adern führt zu einer stärkeren Lichtabsorption und dadurch entsteht bei jedem Herzschlag bei dem Blut in die Adern gepumpt wird, ein Abbild der Herzfrequenz. Zusätzlich kann dadurch auch der Herzschlag ermittelt werden.

Es muss darauf geachtet werden, dass der Sensor an der nicht dominanten Hand angebracht wird und der Proband diese Hand möglichst wenig bewegt. Sonst werden durch schnelle

Bewegungen fehlerhafte verrauschte Daten erzeugt. Der BVG Sensor ist damit eine einfache Alternative zu den ECG-Sensoren, aber mit Einbußen in der Genauigkeit.

Electrocardiography (ECG)

Mittels ECG kann ein Elektrokardiogram, also die Herzspannungskurve, über die Zeit erfasst werden. Dies geschieht mittels Elektroden, die an der Hautoberfläche angebracht werden und elektrische Potentialänderungen am Herzen aufnehmen. Beim Plux System sind es drei Elektroden an bestimmten Positionen in der Nähe des Herzens, die eine bipolare Brustwandableitung ermöglichen. Somit können sehr genaue Daten zum Herzrhythmus und der Herzfrequenz erfasst werden.

Electrodermal Activity (EDA)

Die Leitfähigkeit der Haut kann mit einem EDA Sensor ermittelt werden. Dazu werden zwei Elektroden an der Innenseite von Zeige und Mittelfinger angeschlossen. Durch Schweißbildung auf der Haut, ändert sich der Hautleitwiderstand und demzufolge steigt die Hautleitfähigkeit.

Electroencephalography (EEG)

Das Elektroenzephalografie wird eingesetzt um die elektrische Aktivität des Gehirns auf der Hautoberfläche zu erfassen.

Electromyography (EMG)

Mit Hilfe eines EMG kann die Stärke der Muskelaktivität erkannt werden. Dazu werden zwei Elektroden auf der Hautoberfläche angebracht und zeichnen elektrische Spannungen auf, die vom Gehirn zum Muskel gesendet werden, um eine Kontraktion (das Sichzusammenziehen eines Muskels) zu steuern.

Piezoelectric Respiration (PZT)

Der Brustgürtel mit Piezoelementen wird genutzt, um die Atmung eines Probanden zu erfassen. Dazu wird der Piezoeffekt ausgenutzt, wobei bei mechanischer Verformung der Piezoelemente auf deren Kristalloberfläche elektrische Ladungen entstehen. Diese Ladung steigt proportional zum ausgeübten Druck auf die Kristalle. Es können Atmungsfrequenz, -rhythmus, -intensität gemessen werden.

Temperature (TMP)

Mit dem Temperatursensor können beispielsweise Körpertemperatur oder Umgebungstemperatur gemessen werden.

Accelerometer (ACC)

Der Beschleunigungssensor kann für die Erfassung von Körperbewegungen genutzt werden. So können Messwerte auf der x, y, z-Achse im sub-mG Bereich erfasst werden.

Wearables

Neben dem Flux Hub und den o.g. Sensoren gibt es noch weitere eigenständige Wearables. Diese besitzen jeweils ein Kommunikationsmodul, mit dem mittels Bluetooth 2.0 kommuniziert werden kann. Somit ist eine maximale Entfernung zwischen BAN und Speichergerät von bis zu 10 Meter möglich. Es kann eine Auflösung von bis zu 16 Bit für den jeweiligen Messwert eingestellt werden. Die genauen Unterschiede sollen im folgenden beschrieben werden.

CardioBAN

Das CardioBAN ist ein Brustschultergurt, in dem ECG und triaxialer Beschleunigungssensor integriert sind. Der ECG-Sensor ist mit drei Elektroden für die Positionierung auf der Hautoberfläche ausgestattet.

MuscleBAN

Mit dem MuscleBAN kann ein spezifischer Muskel mittels EMG aufgezeichnet werden.

MotionBAN

Das MotionBAN ist ein Armband mit 3-Achsen Beschleunigungssensor und 3-Achsen Magnetometer. Dadurch können hochauflösende Bewegungsdaten aufgezeichnet werden. Wobei das Magnetometer als Kompass und zur Lagebestimmung der Beschleunigungsachsen genutzt werden kann.

RespiBAN

Um eine Langzeitmessung der Atmung eines Probanden aufzuzeichnen, kann das RespiBAN eingesetzt werden. Es beinhaltet einen induktiven Atmungssensor der im Gegensatz zum

piezoelektrischen Atmungssensor genauere Messwerte liefert. Außerdem ist ein 3-Achsen Beschleunigungssensor integriert, um zusätzlich zur Atmung auch die Bewegung der Probanden erfassen zu können.

Software

Wie auf die Daten der Plux Sensoren zugegriffen werden kann, wird im folgenden näher erläutert. Eine einfache Möglichkeit der Datenvisualisierung und -speicherung bietet die von Plux entwickelte Software OpenSignals. Zusätzlich werden Add-Ons angeboten, mit deren Hilfe die Sensordaten ausgewertet und analysiert werden können. OpenSignals unterstützt sämtliche Sensoren und Wearables von Plux. In Echtzeit können die Sensordaten visualisiert und anschließend im CSV oder HDF5 Format gespeichert werden.

API

Da im Rahmen des EmotionBike Projektes Emotionen erkannt werden und daraus eine direkte Aktion erfolgen soll, muss die Verarbeitung in Echtzeit erfolgen. Dies kann über die OpenSignals Software nicht realisiert werden. Es liegt daran, dass die Daten erst nach der Aufnahme gespeichert werden und erst nach der Messung eine Weiterverarbeitung möglich wäre.

Plux bietet eine API für viele verschiedene Programmiersprachen an. Dazu gehören C++, C#, Java und Python. Zusätzlich existieren Pakete für Android, Arduino, Raspberry Pi und Plugins für Unity3D, Matlab, LabVIEW und Max/MSP. Somit können die Daten auf unterschiedliche Weise visualisiert, analysiert und ausgewertet werden.

Aus den o.g. Möglichkeiten wurde für das Hauptprojekt die Python API gewählt. Sie bietet die modernste API und mit Python ist es eine Programmiersprache, die viele moderne Programmierparadigmen unterstützt.

Probemessung

Erste Probemessungen ergaben sehr detaillierte hochauflösende Messwerte. In [Abbildung 3.3](#) werden mittels der Visualisierung von OpenSignals BVP, TMP, FORCE und EDA dargestellt.

Für die explorativen Versuchsreihen sollen möglichst viele der Plux Sensoren in das bestehende Setup integriert werden, um für die späteren Analysen eine möglichst umfassende Datengrund-

3. Projekt

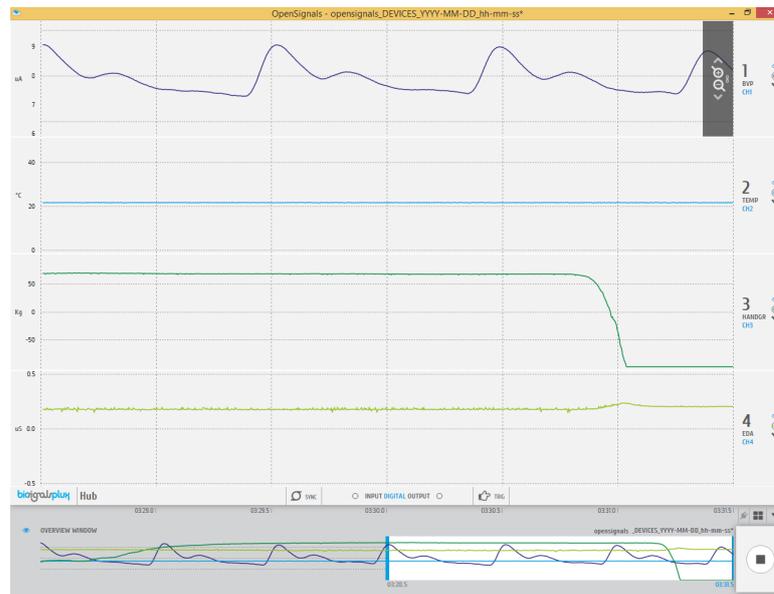


Abbildung 3.3.: Plux OpenSignals Probemessung

lage zu erhalten. Die exakte Auswahl der Sensoren wird Gegenstand des Hauptprojektes, da noch nicht abgeschätzt werden kann, wie viel Aufwand für die Integration jeder einzelne Sensor bedeutet. Um dies abschätzen zu können, müssen noch weitere Vorversuche durchgeführt werden.

3.3. Integration

Neben der Auswahl der Sensoren ist die Verarbeitung und Analyse der Messwerte ein wichtiges Thema. Die Biosensor Komponente soll in das EmotionBike System integriert werden. Dazu wird eine Schnittstelle zum ControlCenter implementiert, um Messungen von zentraler Stelle aus starten und stoppen zu können. Außerdem wird eine Schnittstelle zum DataLogger implementiert. Dadurch können sämtliche Daten zentral gespeichert und analysiert werden.

Da die Sensoren bis zu 1000Hz Abtastrate haben, würde ein sofortiges Verschicken eines Messwertes den Message Broker überlasten und zu einem Absturz des Systems führen. Aus diesem Grund sollen die Daten in einem noch zu entwickelnden Sensor Service vorverarbeitet und zusammengefasst werden. Die Übertragung der Messwerte erfolgt im JSON Format und sieht folgendermaßen aus:

```
1 {
2     "sensor1": [{
3         measure_id: 1,
4         value: 12,
5         timestamp: 18273688623}, ...
6     ],
7     "sensor2": [{measure_id: 1,
8         value: 122,
9         timestamp: 18273688625}, ...
10    ],
11    ...
12 }
```

Listing 3.1: JSON Datenformat

Persistiert werden die Daten in CSV-Dateien, die anhand der Verzeichnisstruktur und des Dateinamens genau einer Messung eines Probanden einer Versuchsreihe zugeordnet werden können.

3.4. Befragungsmanager

Um die subjektiven Eindrücke der Probanden zu erfassen, wurde ein Befragungsmanager entwickelt. So soll vom Teilnehmer nach jedem Level ein Fragebogen ausgefüllt werden. Der Befragungsmanager besteht aus zwei Komponenten, dem Administrationsbereich und dem Befragungsbereich.

3.4.1. Administration

Der Administrationsbereich dient zur Verwaltung der Befragungen und umfasst folgende Unterpunkte:

Administratoren

Unter diesem Unterpunkt können die berechtigten Personen hinterlegt werden, die den Administrationsbereich verwalten dürfen.

Teilnehmer

Alle Teilnehmer werden in diesem Unterpunkt aufgelistet. Es können neue Teilnehmer manuell hinzugefügt oder über eine CSV-Importfunktion importiert werden.

Fragebögen

Die Fragebögen können hier verwaltet werden. So können sie für eine bestimmte Zeitspanne aktiviert und beliebigen Kategorien zugeordnet werden. Die Teilnehmer können nur in der Zeit antworten, in der der Fragebogen aktiv ist. Es ist ebenfalls ein CSV-Import möglich. Dabei können zusätzlich zu den allgemeinen Fragebogendaten auch die Fragen und Standardantworten importiert werden.

Fragen

Fragen können beliebig vielen Fragebögen zugeordnet werden. Sie sind in Kategorien gruppierbar und haben eine spezielle Antwortmöglichkeit. Dazu gehören Ja/Nein, Freitextantwort, Einzelauswahl oder Mehrfachauswahl von vorgegebenen Antworten. Es können beliebig viele vorgegebene Antworten zu einer Frage hinterlegt werden.

Auswertung

In diesem Unterpunkt können abgeschlossene Fragebögen ausgewertet werden. Dazu können die Antworten zu jedem Teilnehmer oder akkumuliert über alle Teilnehmer angesehen und als CSV exportiert werden.

3.4.2. Befragung

Die Probanden können über ein Web-Interface an einer Befragung teilnehmen. Dazu müssen sie sich als Teilnehmer registrieren oder ihren über den Administrationsbereich erstellen Teilnehmer auswählen. Anschließend sehen sie die für sie relevanten Fragebögen. Diese können einzeln ausgewählt und beantwortet werden.

4. Zusammenfassung

4.1. Ergebnisse

Im Rahmen des Grundprojektes wurden verschiedene Sensoren bezüglich ihrer Eignung zur Emotionserkennung in Echtzeit untersucht. Dabei wurde das Flux Toolset als das am besten geeignete Produkt ausgewählt. Des Weiteren wurde ein Befragungsmanager als Webanwendung entwickelt. Dieser soll dabei helfen, den subjektiven Eindruck der Probanden abzufragen und später auszuwerten.

Somit wurde das Ziel erreicht, eine Experimentierumgebung aufzubauen, in der die Sensoren genutzt werden können. Die Integration in die EmotionBike-Architektur ist noch nicht abgeschlossen, dies erfolgt im Rahmen des Hauptprojektes.

4.2. Probleme und Risiken

Da die Softwarekomponenten zur Integration in das EmotionBike-System sich noch in der Entwicklungsphase befinden, kann es in dieser Phase zu unerwarteten technischen Problemen kommen. Einige problematische Faktoren sind:

- Herstellung und Überwachung der Bluetooth-Verbindung
- Kommunikation mittels ActiveMQ Message Broker
- Rohdatenverarbeitung
- Zeitliche Synchronisation aller Sensoren

Außerdem können Probleme bei der Fusion aller Datenquellen auftreten (Eyetracker, Kinect, Bio-Sensoren), die bisher nicht absehbar sind.

4.3. Weitere Ziele

Im Rahmen des Hauptprojektes sollen physiologische Daten mit Hilfe von Bio-Sensoren von Probanden im Rahmen einer explorativen Studie zur Emotionserkennung gesammelt werden. Auf Grundlage dieser Daten ist für die Masterarbeit eine Untersuchung der folgenden Fragen geplant:

1. Ob und wie gut ist eine Emotionserkennung nur auf Basis der physiologischen Daten?
2. Liefert eine Fusion mit anderen Daten, wie Video eine bessere Erkennungsrate?

Literatur

Literatur

- [DAR1872] Darwin, Charles. *The expression of the emotions in man and animals*. English. Murray London, 1872, vi, 374 p. :
- [DPE1998] Darwin, Charles u. a. *The expression of the emotions in man and animals*. English. 3rd ed. Includes index. London : HarperCollins Publishers, 1998. ISBN: 0002558661 (hbk).
- [EF1978] Ekman, P. und W. Friesen. *Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement*. Palo Alto: Consulting Psychologists Press, 1978.
- [EFE1972] Ekman, P. u. a. *Emotion in the human face: guide-lines for research and an integration of findings*. Pergamon general psychology series. Pergamon Press, 1972. URL: <https://books.google.de/books?id=MeB9AAAAMAAJ>.
- [PLU1962] Plutchik, Robert. *The Emotions: Facts, Theories, and a New Model*. Studies in psychology, PP24. Random House, 1962. URL: <https://books.google.de/books?id=ZMUZAAAAMAAJ>.

Artikel

- [CTA2015] Chen, Jinhui u. a. "Facial expression recognition with multithreaded cascade of rotation-invariant HOG". In: (Sep. 2015), S. 636–642. DOI: [10.1109/ACII.2015.7344636](https://doi.org/10.1109/ACII.2015.7344636).
- [FLE+2010] Fletcher, R.R. u. a. "iCalm: Wearable Sensor and Network Architecture for Wirelessly Communicating and Logging Autonomic Activity". In: *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on* 14.2 (März 2010), S. 215–223. ISSN: 1089-7771. DOI: [10.1109/TITB.2009.2038692](https://doi.org/10.1109/TITB.2009.2038692).

- [FRI+2015] Friedrichs, Thomas u. a. "Entertainment Computing - ICEC 2015: 14th International Conference, ICEC 2015, Trondheim, Norway, September 29 - October 2, 2015, Proceedings". In: (2015). Hrsg. von Konstantinos Chorianopoulos u. a., S. 375–382. DOI: [10.1007/978-3-319-24589-8_29](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24589-8_29). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-24589-8_29.
- [MAT1992] Matsumoto, David. "More evidence for the universality of a contempt expression". In: *Motivation and Emotion* 16.4 (1992), S. 363–368. ISSN: 1573-6644. DOI: [10.1007/BF00992972](https://doi.org/10.1007/BF00992972). URL: <http://dx.doi.org/10.1007/BF00992972>.
- [MÜL+2015] Müller, Larissa u. a. "Entertainment Computing - ICEC 2015: 14th International Conference, ICEC 2015, Trondheim, Norway, September 29 - October 2, 2015, Proceedings". In: (2015). Hrsg. von Konstantinos Chorianopoulos u. a., S. 155–168. DOI: [10.1007/978-3-319-24589-8_12](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24589-8_12). URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-24589-8_12.
- [RIN+2015] Ringeval, Fabien u. a. "AV+EC 2015: The First Affect Recognition Challenge Bridging Across Audio, Video, and Physiological Data". In: AVEC '15 (2015), S. 3–8. DOI: [10.1145/2808196.2811642](https://doi.org/10.1145/2808196.2811642). URL: <http://doi.acm.org/10.1145/2808196.2811642>.
- [VAL+2014] Valenza, Gaetano u. a. "Revealing Real-Time Emotional Responses: a Personalized Assessment based on Heartbeat Dynamics". In: *Scientific Reports* 4 (21. Mai 2014), URL: <http://dx.doi.org/10.1038/srep04998>.
- [WLL2015] Wen, Guihua u. a. "An ensemble convolutional echo state networks for facial expression recognition". In: (Sep. 2015), S. 873–878. DOI: [10.1109/ACII.2015.7344677](https://doi.org/10.1109/ACII.2015.7344677).

Webseiten

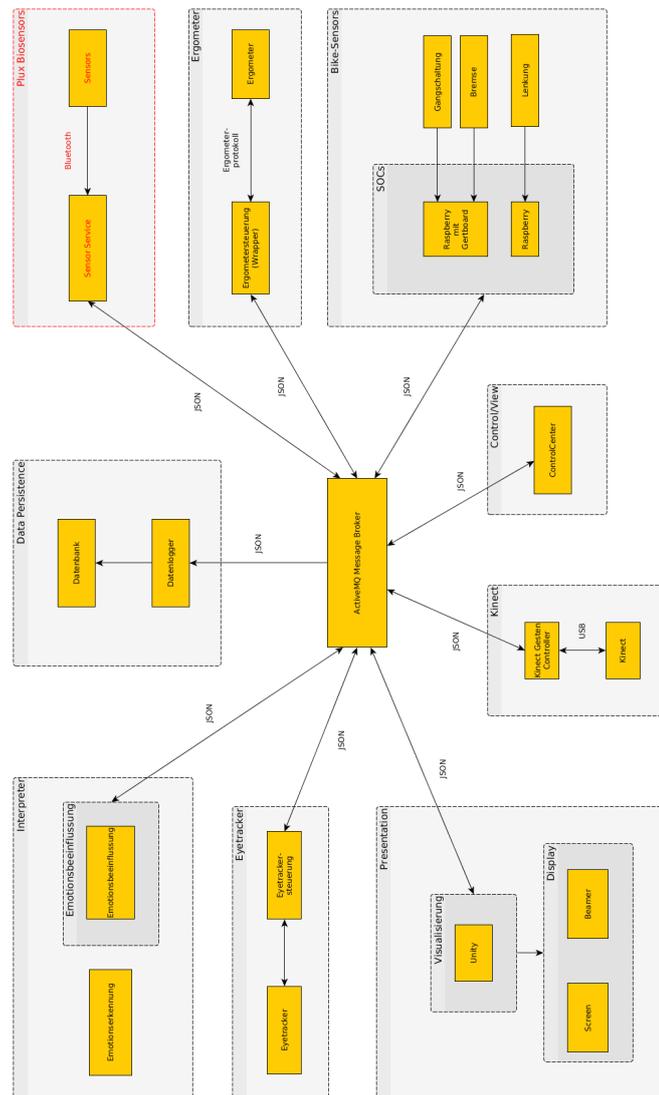
- [PLU2016] Plux. *PLux Research Kit Professional*. [Online; accessed 16.02.2016]. 2016. URL: <http://biosignalsplux.com/index.php/en/pro>.
- [WIK2012] Wikipedia, the free encyclopedia. *Robert Plutchik's Wheel of Emotions*. [Online; accessed 31.01.2016]. 2012. URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Plutchik-wheel_de.svg.

Abbildungsverzeichnis

2.1. Plutchiks Rad der Emotionen	4
3.1. Probandin mit Plux Biosensoren	7
3.2. Plux Research Kit Professional	9
3.3. Plux OpenSignals Probemessung	13

Anhänge

A. EmotionBike Komponentendiagramm



B. Flux Sensorcharakteristiken

Blood Volume Pulse (BVG)

- Gain: 34
- Wellenlänge: 670 nm
- Bandbreite: 0.02 - 2.1 Hz

Electrocardiography (ECG)

- Gain: 1000
- Messbereich: ± 1.5 mV (bei VCC = 3 V)
- Bandbreite: 0.5 - 100 Hz
- Impedanz: >100 GOhm
- Gleichtaktunterdrückung: 100 dB

Electrodermal Activity (EDA)

- Messbereich: 0-13 μ S
- Bandbreite: 0 - 3 Hz
- Impedanz: >1 GOhm
- Gleichtaktunterdrückung: 100 dB

Electroencephalography (EEG)

- Gain: 40000
- Messbereich: ± 37.5 μ V (bei VCC = 3 V)

B. Flux Sensorcharakteristiken

- Bandbreite: 0.8 - 49 Hz
- Impedanz: >100 GOhm
- Gleichtaktunterdrückung: 100 dB

Electromyography (EMG)

- Gain: 1000
- Messbereich: ± 1.5 mV (bei VCC = 3 V)
- Bandbreite: 25 - 500 Hz
- Impedanz: >100 GOhm
- Gleichtaktunterdrückung: 100 dB

Temperature (TMP)

- Typ: NTC Thermistor
- Messbereich: 0 - 50 °C

Accelerometer (ACC)

- Typ: MEMS
- Achsen: 3
- Messbereich: $\pm 3,6$ G
- Bandbreite: 0 - 50Hz

CardioBAN

- Sampling Rate / Messfrequenz: ≤ 1000 Hz
- maximale Messdauer: 16 Stunden

MuscleBAN

- Sampling Rate / Messfrequenz: $\leq 1000\text{Hz}$
- maximale Messdauer: 16 Stunden

MotionBAN

- Sampling Rate / Messfrequenz: $\leq 800\text{Hz}$
- maximale Messdauer: 10 Stunden

RespiBAN

- Sampling Rate / Messfrequenz: $\leq 1000\text{Hz}$
- maximale Messdauer: 10 Stunden