



Durchgeführt im Rahmen des
BMBF-Projekt: ELISE

Dokumentation der Projektarbeit

Entwurf eines kompakten mikrocontrollergestützten Systems zur
Emotionserkennung in einer Virtual-Reality-Umgebung

WiSe 2017/2018 und SoSe 2018

Projektbetreuer:

Medizinische Informatik und Mikrosystementwurf

Prof. Dr. rer. nat. Rainer Brück
Dr.-Ing. Armin Grünwald
M.Sc. David Krönert
M.Sc. Tanja Eiler

Forschungsgruppe für Mustererkennung

Prof. Dr.-Ing. Marcin Grzegorzek
M.Sc. Frédéric Li

Projektteilnehmer:

Artur Piet (Sprecher der Projektgruppe)
Jonas Pöhler (Stellv. Sprecher der Projektgruppe)
Arnaud Eric Toham Waffo
Boris Kamdem
Kevin Orth
Meryem Dural
Minas Michail

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung	3
1.1 Hintergrund und Motivation	3
1.2 ELISE Projektbeschreibung	4
1.3 Gliederung dieser Dokumentation	5
1.4 Anhang	7
2 Organisation	8
2.1 Verantwortungsbereiche	8
2.2 Gruppentreffen	9
3 Grundlagen	10
3.1 Definition von Emotionen	10
3.1.1 Kategoriale Klassifikation	12
3.1.2 Circumplex Modell	13
3.2 Virtual Reality (VR)	14
3.3 Hardware: HTC VIVE	16
3.4 Software: Unreal engine 4	17
3.5 Sensoren und biophysiolgische Signale zur Emotionserkennung	18
3.5.1 Körpertemperatur-Sensor	19
3.5.2 Blood Volume Pulse-Sensor (BVP)	20
3.5.3 Messen der Sauerstoffsättigung (SpO ₂)	20
3.5.4 Galvanic Skin Response (GSR)	22
3.5.5 Elektroenzephalografie (EEG)	22
3.5.6 Elektrookulografie (EOG)	23
3.5.7 Analog/Digital-Wandler	24
3.6 Kommunikation	24
3.7 Serial-Peripheral Interface(SPI)	24
3.8 Inter-Integrated Circuit (I2C)	26
3.9 Bluetooth	27
3.10 WLAN	28
3.11 Grundlagen der Mustererkennung	30
3.12 Emotion Recognition Chain	31
3.12.1 Datenerfassung	32
3.12.2 Vorverarbeitung	32
3.12.3 Segmentation	32
3.12.4 Merkmalsextraktion	32
3.12.5 Klassifikation	33

4 State-of-the-Art Analyse	37
<hr/>	
I Erster Prototype	38
<hr/>	
5 Systementwurf und Konzept	38
5.1 Anforderungen	38
5.2 Konzept	40
5.3 Hardwareauswahl	40
5.3.1 Auswahlkriterien	40
5.3.2 Festlegung der genutzten Hardware	41
5.4 Hardwarearchitektur	41
5.4.1 GSR-Sensor	42
5.4.2 Temperatur-Sensor	42
5.4.3 Pulsoximeter	44
5.4.4 EEG	46
5.4.5 EOG	48
5.4.6 Datenübertragung	48
5.5 Programmierung	48
5.6 Aufnahme der übertragenen Daten	49
6 Software	50
7 Emotionsinduktion	51
7.1 Ablauf	52
7.2 Fragebogen	52
7.3 Szenarien	53
7.3.1 Glück	53
7.3.2 Langeweile	55
7.3.3 Frustration	55
8 Messreihe	57
9 Mustererkennung	58
9.1 Datenerfassung	58
9.2 Vorverarbeitung	58
9.3 Segmentation	58
9.4 Merkmalsextraktion	59
9.4.1 Handgefertigte Merkmale	59
9.4.2 Codebook Approach	62
9.4.3 Deep Neural Networks (DNN)	66

9.4.4 Merkmals Auswahl	69
9.5 Klassifikation	71
10 Ergebnisse	72
10.1 Ergebnisse der hand-gefertigten Merkmale	72
10.2 Ergebnisse des Codebook Approach	73
10.3 Ergebnisse der Deep Neural Networks	73
10.4 Analyse der Ergebnisse	74
II Zweiter Prototype	78
<hr/>	
11 Systementwurf und Konzept	78
11.1 Hardwareauswahl	78
11.1.1 Festlegung der genutzten Hardware	78
11.2 Hardwarearchitektur	79
11.2.1 GSR-Sensor	79
11.2.2 Temperatur-Senosr	79
11.2.3 Pulsoximeter	80
11.2.4 EEG	80
11.2.5 EOG	80
11.2.6 Datenübertragung	81
11.3 Programmierung	81
11.4 Aufnahme der übertragenen Daten	82
12 Software	83
<hr/>	
III Dritter Prototype	85
<hr/>	
13 Systementwurf und Konzept	85
13.1 Hardwareauswahl	85
13.1.1 Festlegung der genutzten Hardware	85
13.2 Hardwarearchitektur	86
13.2.1 GSR-Sensor	86
13.2.2 Temperatur-Senosr	86
13.2.3 Pulsoximeter	87
13.2.4 EEG	87
13.2.5 EOG	87
13.2.6 Datenübertragung	87

13.3 Programmierung	88
13.4 Aufnahme der übertragenen Daten	88
14 Software	89
15 Emotionsinduktion	90
15.1 Ablauf	90
15.2 Fragebogen	91
15.3 Szenarien	93
15.3.1 Glück	93
15.3.2 Langeweile	100
15.3.3 Frustration	102
16 Messreihe	104
17 Mustererkennung	105
18 Ergebnisse	105
19 Alternative Lösungen	106
19.1 Kalibrierung	106
19.2 Plan B	107
19.2.1 Lösungsbeschreibung	107
19.2.2 Schwierigkeiten	107
19.2.3 Lösungsvorschlag: Entscheidungsmatrix	108
19.2.4 Auswahlkriterien für die Entwicklung der Entscheidungsmatrix	108
19.2.5 Liste der Artikel	113
19.2.6 Vorstellung unsere Ergebnisse	117
20 Zusammenfassung und Ausblick	119
20.1 Zusammenfassung	119
20.2 Ausblick	121
Abbildungsverzeichnis	123
Tabellenverzeichnis	124
Abkürzungen	125
Anhang	126

1 Einleitung

Verantwortlich: Minas
- One/two missing sentences

In der Einleitung sollen zunächst ein paar Grundlegende Voraussetzungen dieser Projektgruppe geklärt werden. So wird in diesem Kapitel zunächst der Hintergrund sowie die Motivation der gesamten Projektgruppe erläutert, danach erfolgt noch eine kurze Projektbeschreibung. Abschließend sollen noch einige Formalien geklärt werden. Dies erfolgt mittels einer Gliederung des kompletten Projekthandbuchs, und zuletzt mit einer Auflistung des beigefügten Anhanges.

1.1 Hintergrund und Motivation

RfP

Die Gesellschaft befindet sich seit mehreren Jahren in einem beschleunigten Wandel der das Leben verändert. Dieser Wandel wurde durch die Automation und die Digitalisierung, welche sich beide ergänzen verstärkt und wird auch als vierte industrielle Revolution bezeichnet, die zu Veränderungen im Alltag als auch in der Wirtschaft geführt hat. Durch die Digitalisierung mussten viele Branchen wie die Musik, Einzelhandel und die Logistik & Versand Industrie umstrukturieren oder wurden wie zum Beispiel die Schreibmaschinenindustrie vollständig beseitigt. Somit erscheinen täglich technologische Innovationen, die im Internet, Fernsehen oder in Zeitschriften veröffentlicht werden. Ein Bereich sind die affektiven Technologien. Dieser Bereich hat sich als interdisziplinäres Forschungsfeld etabliert und untersucht die Interaktion zwischen Mensch und Maschine, wobei Emotionen im Mittelpunkt stehen und lässt sich in zwei Systeme unterteilen. Zu einem die emotionssensitiven Technologien, womit Maschinen verstehen was Menschen fühlen und zum anderen die "Emotional Robotic"- Technologien, die einen Roboter menschenähnlicher erscheinen lassen.

Um die Forschung im Bereich emotionssensitiven Technologien voranzutreiben wurde ein Forschungsprojekt mit den Namen "ELISE: Entwicklung von interaktiven und emotionssensitiven Lernsystemen zur Kompetenzerhaltung im Geschäftsprozessmanagement" ins Leben gerufen (siehe Kapitel 1.2).

Der Lehrstuhl Medizinische Informatik und Mikrosystementwurf entwickelt im Rahmen des Gesamtprojektes ein Sensorsystem, welches die Vital-, Elektroenzephalografie-, Elektrookulografie- und galavanische Hautreaktionwerte aufzeichnet. Diese werden dann vom Lehrstuhl für Mustererkennung ausgewertet. Die Lerninhalte der Hauptanwendung des ELISE-Projekts werden daraufhin an

Emotionen und Gemütslagen der Lernenden wie Glück, Langeweile, Frustration auf Basis von biomedizinischer Daten angepasst, um so den individuellen Erfolg des Lernenden zu erhöhen.

Diese Projektarbeit befasst sich mit dem Entwurf eines kompakten mikrocontrollergestützten Systems zur Emotionserkennung in einer Virtual-Reality-Umgebung. Die Projektarbeit baut auf eine vorher am Lehrstuhl geschriebene Master Thesis auf[?] und ist eine Zusammenarbeit mit dem Lehrstuhl für Mustererkennung. Sie beinhaltet den Aufbau und die Programmierung des Mikrocontrollers, welches zur Kommunikation der verschiedenen biomedizinischen Sensoren dient, die Entwicklung der VR-Umgebung, die Schnittstellen zwischen Hardware und Software und die Speicherung der Rohdaten (Vital-, Elektroenzephalografie-, Elektrookulografie- und galavanische Hautreaktionswerte). Diese Rohdaten wurden anhand von Messreihen an 88 Probanden gewonnen und wurden dem Lehrstuhl für Mustererkennung zur Verarbeitung übergeben. Die Ergebnisse der Verarbeitung werden auch aufgeführt.

1.2 ELISE Projektbeschreibung

RfP

ELISE ist ein Verbundprojekt, welches die Entwicklung eines interaktiven und emotionssensitiven Lernsystems zur Kompetenzentwicklung im Bereich der Geschäftsprozessmanagement plant. Hierfür kamen fünf Partner des Forschungskollegs (FoKoS) der Universität Siegen zusammen – der Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik & Center for Responsible Innovation & Design, die Forschungsgruppe Research Group for Pattern Recognition, der Lehrstuhl Medizinische Informatik und Mikrosystementwurf der Universität Siegen, der Spieleentwickler Limbic Entertainment GmbH und der Softwarehersteller Software AG. Zusammen befassen sie sich mit einem interaktiven und emotionssensitiven Lernsystems in Form eines Spiels, das in einer virtuellen Umgebung erfolgt. Zudem befasst sich das Projekt mit der Auswirkung von solcher Systeme hinsichtlich ethischer und gesellschaftlicher Aspekte auf die Akzeptanz potenzieller Nutzerinnen und Nutzer. Abbildung 24 zeigt das vorhaben, welches durch das Projekt Elise verwirklicht werden soll.

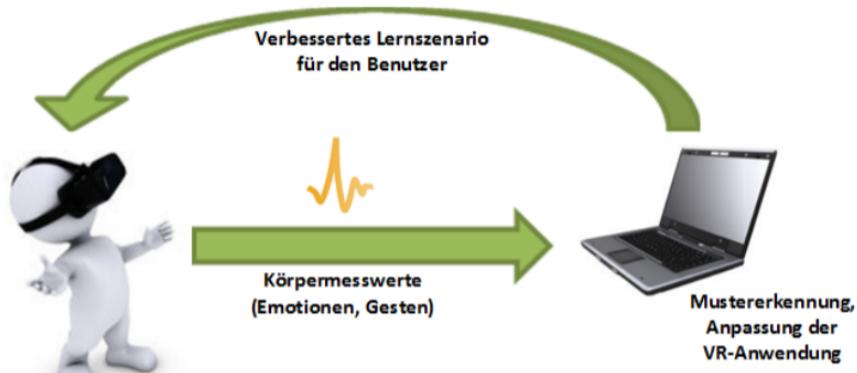


Abbildung 1: Grobe Übersicht des Gesamtprojekts[?].

Der Lehrstuhl Medizinische Informatik und Mikrosystementwurf entwickelt im Rahmen des Gesamtprojektes ein Sensorsystem, welches die Vital-, Elektroenzephalografie-, Elektrookulografie- und galavanische Hautreaktionswerte aufzeichnet. Diese werden dann vom Lehrstuhl für Mustererkennung ausgewertet. Die Lerninhalte der Hauptanwendung des ELISE-Projekts werden daraufhin an Emotionen und Gemütslagen der Lernenden wie Glück, Langeweile, Frustration auf Basis von biomedizinischer Daten angepasst, um so den individuellen Erfolg des Lernenden zu erhöhen.

1.3 Gliederung dieser Dokumentation

Verantwortlich: Minas

Die Dokumentation ist in mehreren Teil gegliedert: eine Einführung, die Entwicklung des ersten Prototypen, die Entwicklung des zweiten Prototypen, die Entwicklung des dritten/finalen Prototypen und ein Schlussteil.

Einführung:

Die Dokumentation fängt mit einer Einleitung an, die den Hintergrund und die Motivation, die Elise Projektbeschreibung, die Gliederung dieser Dokumentation und den mit der Dokumentation übergebenen Anhang erläutert (geschrieben von Minas Michail). Der nächste Punkt "Organisation" beinhaltet zum einen die Verantwortungsbereiche der aufgeteilten Aufgaben innerhalb der Gruppe und zum anderen wird erläutert wie und wann die Gruppentreffen stattgefunden haben (geschrieben von Artur Piet). Daraufhin werden die Grundlagen übermittelt, um späteres geschehen in der Dokumentation besser nach voll ziehen zu können. Der Punkt Grundlagen enthält die Definition von Emotionen (geschrieben von Arnaud Eric Toham Waffo), die Grundlagen der verwendeten Hardware und Software (geschrieben von Arnaud Eric Toham Waffo), die Grundlagen der verwendeten Sensoren und biophysiologischen Signale (geschrieben von Kevin Orth), die Grund-

lagen der Kommunikation zwischen den gewonnen Sensordaten und dem Board (geschrieben von Kevin Orth & Jonas Pöhler), die Grundlagen der Mustererkennung (geschrieben von Artur Piet) und die Grundlagen zur Emotionserkennung (geschrieben von Artur Piet). Nach den Vermittlungen der Grundlagen

Entwicklung des ersten Prototypen:

Die Entwicklung des ersten Prototypen umfasst den Systementwurf und das Konzept der Hardware (geschrieben von Kevin Orth), die entwickelte Software zur Kommunikation (geschrieben von Kevin Orth & Jonas Pöhler), die Emotionsinduktion (geschrieben von Meryem Dural, Boris Kamdem & Minas Michail), die Messreihe (geschrieben von Kevin Orth & Artur Piet), die Musterkennung (geschrieben von Artur Piet) und die gewonnen Ergebnisse (geschrieben von Artur Piet).

Entwicklung des zweiten Prototypen:

Die Entwicklung des zweiten Prototypen umfasst den Systementwurf und das Konzept der Hardware und die modifizierte Software zur Kommunikation (beides geschrieben von Kevin Orth & Jonas Pöhler). Parallel zur Fertigstellung des zweiten Prototypen, lief die Entwicklung der Emotionsinduktion für den dritten Prototypen.

Entwicklung des dritten Prototypen:

Die Entwicklung des dritten Prototypen umfasst den Systementwurf und das Konzept der Hardware (geschrieben von Kevin Orth), die entwickelte Software zur Kommunikation (geschrieben von Kevin Orth & Jonas Pöhler), die Emotionsinduktion (geschrieben von Meryem Dural, Boris Kamdem & Minas Michail), die Messreihe (geschrieben von Kevin Orth & Artur Piet), die Musterkennung (geschrieben von Artur Piet) und die gewonnen Ergebnisse (geschrieben von Artur Piet).

Schlussstein:

Der Schlussteil beinhaltet das Kapitel Alternative Lösungen aufgeteilt in Kalibrierung (geschrieben von Jonas Pöhler) und Plan B (geschrieben von Meryem Dural) und eine Zusammenfassung (geschrieben von Arnaud Eric Toham Waffo) sowie einen Ausblick (geschrieben von Boris Kamdem).

1.4 Anhang

Der Anhang enthält alle Dateien, die im Rahmen dieser Projektgruppe erstellt wurden, und wird in Form einer beigelegten CD-Rom zur Verfügung gestellt. Bei diesen Dateien handelt es sich im Wesentlichen um die erstellten Eagle-Dateien (Schaltplan und Layout) die Dateien für den 3D Druck (Maske und Gehäuse) sowie den erstellten Code für den Mikrocontroller und die zu verarbeitende Software. Zuletzt sind noch alle erstellten Anleitungen, für den Hardwareaufbau und die Versuchsdurchführung enthalten. Eine genaue Beschreibung der in den erwähnten Dateien behandelten Themen erfolgt in den nachfolgenden Kapiteln. Auf der CD-Rom befinden sich im Ordner Senfemo-Anhang die folgenden Dateien:

- Eagle-Dateien aller drei Prototypen
- Code für die Prototypen
- Datenblätter der verwendeten Komponenten
- Dateien für den 3D-Druck
- diverse Anleitungen

2 Organisation

Verantwortlich: Artur
- RfP

Diese Projektgruppe des ELISE Projektes wird dem Lehrstuhl Medizinische Informatik & Mikrosystementwurf und dem Lehrstuhl für Mustererkennung zugeordnet.

Die Gruppe wird von Dr.-Ing. Armin Grünewald, David Krönert und Frédéric Li geleitet. Innerhalb der Gruppe wurden dazu unabhängig ein Sprecher und ein stellvertretender Sprecher von den Gruppenmitgliedern gewählt. Als Projektgruppensprecher wurde Artur Piet und als Stellvertreter Jonas Pöhler ausgewählt. Diese Stellung ist jedoch nicht die eines Leiters mit Entscheidungs- und Weisungsbefugnissen. Die Sprecher sind also auf die Kooperationsbereitschaft der anderen Gruppenmitglieder angewiesen. Konkrete Aufgaben der Sprecher waren unter anderen das Verteilen von Verantwortungsbereichen auf alle Mitglieder, die Einführung von regelmäßigen Gruppentreffen um den Überblick über alle Fortschritte zu garantieren und die Übernahme möglichst aller organisatorischer Tätigkeiten (z.B. Messreihen organisieren, Beschaffungsprozesse koordinieren, usw.).

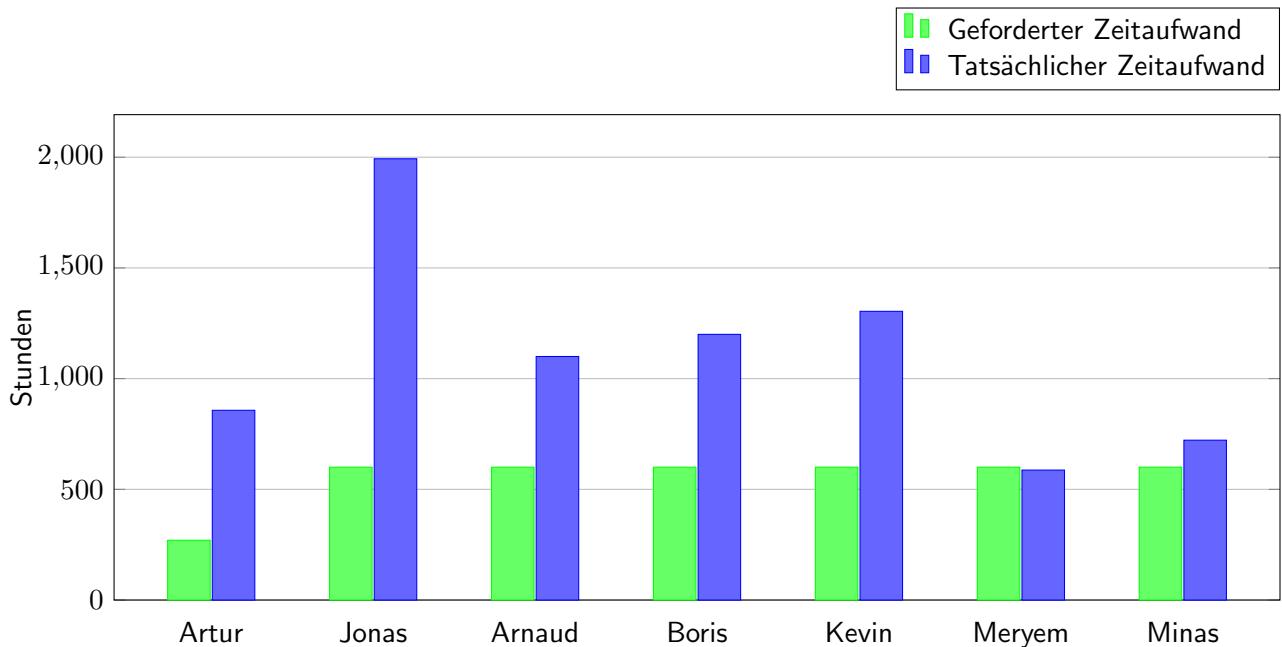
Die Laufzeit der Projektgruppe wurde auf etwa 1 Jahr gesetzt, wobei das Kick-Off Meeting am 23.10.2017 stattfand. Der geforderte individuelle Zeitaufwand aller Gruppenmitglieder entspricht der jeweils im Modulhandbuch des Studienganges definierten Leistungspunkte für die Projektarbeit, also 600 Stunden für Jonas Pöhler, Arnaud Eric Toham Waffo, Boris Kamdem, Kevin Orth, Meryem Dural sowie Minas Michail und 270 Stunden für Artur Piet. Es folgt ein Balkendiagramm mit den geforderten Stunden im Vergleich zum tatsächlichen Zeitaufwand.

2.1 Verantwortungsbereiche

RfP

Innerhalb der Projektgruppe (PG) war ein Ziel, dass jeder der Mitglieder "Experte" für einen Bereich wird. Damit haben wir die Verantwortung relativ gleichmäßig auf alle aufgeteilt. Dazu muss noch erwähnt werden, dass die Teammitglieder nicht nur ausschließlich die Aufgaben des jeweiligen Verantwortungsbereiches erledigt haben. Es wurde sich vielmehr gegenseitig immer unterstützt und viel zusammengearbeitet. Die Verantwortungsbereiche haben sich mit der Zeit folgendermaßen aufgeteilt:

- Artur Piet: Mustererkennung, 3D-Konstruktion, Berichtserstellung und Sprecher der PG



- Jonas Pöhler: Hardware, Webanbindung, VR Szenarien und Stellv. Sprecher der PG
- Arnaud Eric Toham Waffo: Plan B
- Boris Kamdem: Langeweile-Szenario sowie Fragebogen in VR und Plan B
- Kevin Orth: Komplette Hardware
- Meryem Dural: Frustations-Szenario in VR und Plan B
- Minas Michail: WarmUp- und Glücks-Szenario, Zusammenführung / Verknüpfung der VR-Szenarien in einer Unreal-Datei, Plan B

2.2 Gruppentreffen

RfP

Die wöchentliche Gruppentreffen finden immer Donnerstags ab 14:00 Uhr statt und beginnen in der Regel mit einer Update-Runde. Hierbei kommen alle Gruppenteilnehmer der Reihe nach dran und jeder erklärt kurz woran letzte Woche gearbeitet wurde, was die aktuellen Herausforderungen und Probleme sind und was genau als nächstes geplant ist. Ziel ist es den Austausch und die Kommunikation unter den Teammitgliedern und den Projektleitern zu fördern, damit alle Teilnehmer auf dem selben Wissenstand sind, da einzelnen Aufgaben durchaus großen Einfluß auf Tätigkeiten von anderen Mitgliedern haben können.

3 Grundlagen

Verantwortlich: Arnaud
- RfP

Mit diesem Kapitel werden Einblicke in die notwendige Grundlagen zur Realisierung unserer Arbeit gegeben. Zuerst werden wir uns mit der Thematik Emotion (Definition und Klassifikation) beschäftigen. Im Weiteren werden "Virtual Reality" (beziehungsweise HTC Vive VR-Brille) genauer erklärt. Ebenfalls kommt eine Erläuterung der Sensoren und Biophysiolgische Signale, welche für unsere Arbeit von Bedeutung sind. Näher wird auf die Kommunikation zwischen verschiedenen Sensoren eingegangen. Dazu kommt auch eine Erklärung wie die Datenerfassung(Messreihe) stattfinden sollte. Danach befassen wir uns mit der Grundlagen der Mustererkennung. Ein Berichtsteil über die "Emotion Recognition chain" schließt das Kapitel "Grundlagen" ab.

3.1 Definition von Emotionen

Verantwortlich: Arnaud
- RfP

Der Begriff "Emotion" wird zwar weltweit (in fast allen Sprachen) und von alle Menschen verwendet (die soziale oder intellektuelle Ebene spielt keine Rolle), ist aber relativ schwer zu definieren. Dieses Paradox wurde bereits im folgenden Zitat explizit erwähnt: "Everybody knows what an emotion is, until asked to give a definition." [?] von Fehr und Russell, zwei amerikanischer Emotionsforscher (Psychologe). Noch überraschender ist die Schwankung in der Definition dieses Begriffs "Emotion" im Laufe der Zeit: Allein die englischsprachige Experimentalpsychologie[?] liefert zwischen 1872 und 1980 mehr als 92 verschiedene Definitionen. Wir verstehen daher, dass es schwierig wäre, zu versuchen, diese Definition zu formulieren. Wie können wir also die Schwierigkeit, eine Definition für einen solchen gemeinsamen Begriff zu finden, erklären? Man sollte nicht vergessen werden, dass es sich um einen eher abstrakten Begriff handelt und daher ist die Emotion sehr subjektiv. Neben diesem abstrakten Aspekt ist auch anzumerken, dass sich der Begriff der Emotion auch auf viele Bereiche bezieht, die sich ebenso voneinander unterscheiden wie sie variieren: z.B. Literatur, Philosophie, Psychologie usw. Neben diesem multidisziplinären Charakter, der die Pluralität der Vorstellungen und Ansätze in jedem Definitionsversuch erklären könnte, ist es auch notwendig, die Variationen von Sprachen, Perioden und sogar Kulturen hinzuzufügen.

Es wird uns allein mit dieser Arbeit (und das ist auch nicht von uns erwartet) nicht möglich sein, alle Fragen im Zusammenhang mit der Definition des Begriffs "Emotion" zu betrachten, aber wir werden einige konkrete Beispiele vorstellen, um

die Komplexität zu veranschaulichen, die sich aus der Suche nach einer Definition von Emotion ergeben kann. Die antiken Philosophen[?] waren die ersten, die sich mit Emotionen und ihren Einflüssen auf den Alltag beschäftigen haben. Tatsächlich nahmen Stoiker wie Zeno und Plato bereits 370 n. Chr. Emotionen als eine Krankheit der Seele wahr, die für sie ein Hindernis für denjenigen war, der denken wollte. Platon geht mit seiner Allegorie von der Höhle tiefer, indem er alles was emotional ist mit alle vernünftig (verständlich) kontrastiert: das heiß Emotion und Vernunft gehen nicht zusammen. Descartes und Aristoteles vervollständigen Platons Beobachtungen, indem sie in die Analyse von Emotionen eine Dualität (positiv und negativ) der Perzeption einbringen. Aristoteles glaubt, dass alles, was das Leben auf positive Weise beeinflusst, durch positive Emotionen bedingt ist, und Descartes glaubt, dass Emotionen für unser Überleben unerlässlich sind und dass die Schwäche eines Menschen eng mit der Fähigkeit der Seele verbunden ist, seine Emotionen zu kontrollieren. Charles Darwin in seinem präsentierte weitere ebenso faszinierende neue Elemente über Emotionen, ohne den bisherigen Beobachtungen zu widersprechen[?]. Er verallgemeinert die Emotionen für alle Kulturen und fand sogar Ähnlichkeit mit Tieren. Der Darwin präsentiert Emotionen als Körpersignale (oder Reaktionen) auf äußere Handlungen(Externe Ereignisse), begleitet von spezifischen körperlichen Äußerungen wie: Gesichtsausdrücke, Gesten und oft Geräusche, die alle spezifisch je nach Emotionen sind.

So können wir weiterhin andere berühmte wissenschaftliche Namen wie William James[?], Walter Cannon[?], Stanley Scharter[?] usw. nennen, die zu unterschiedlichen Zeiten und an unterschiedlichen Orten das Thema untersucht haben, mit ebenso relevanten wie unterschiedlichen Schlussfolgerungen, aber die Beobachtung bleibt die gleiche, die Definition bleibt unbeständig. Neben den Schwierigkeiten, die sich aus den oben genannten unterschiedlichen Wahrnehmungen ergeben, trägt die tägliche missbräuchliche Verwendung bestimmter Begriffe wie Gefühl, Affekt, Stimmung, Gefühl (um nur einige zu nennen) als Synonym für Emotionen dazu bei mehr Verwirrung in das Verständnis von Emotionen. Diese Begriffe beziehen sich zwar auf Gemütszustände, sind aber jedoch nicht Synonym von Emotion[?]. Trotz des fehlenden Konsenses über die Frage der Definition dieses Begriffs gibt es jedoch Elemente, die in allen Definitionsversuchen wiederkehren, nämlich:

- das Vorhandensein eines Auslösers;
- den psychischen Zustand des Subjekts;
- einen bestimmten Körpersausdruck;
- eine physiologische Reaktion (Herzfrequenz, Atmung, Schwitzen ...);
- eine bestimmte Qualität, Intensität und Dauer.

Basierend auf den obigen Elementen können wir daher zu dem Schluss kommen,

dass wir zwar nicht genau definieren können, was eine Emotion ist, können wir aber jedoch jede davon mit bestimmte spezifisch Element in Verbindung setzen: einen Stimulus (der der Auslöser der Emotion ist), eine physiologische und körperliche Reaktion. Die Existenz mehrerer verschiedener Emotionen lässt sich gerade wegen der Spezifität dieser Elemente vermuten. Im nächsten Teil werden wir versuchen, die verschiedenen Emotionen zu klassifizieren, mit einem besonderen Fokus auf diejenigen, die wir zu induzieren versuchen.

Wie bei der Definition von Emotionen gibt es keine einheitliche Klassifizierung von Emotionen. Und wie bei den versuchten Definitionen gab es im Laufe der Zeit mehrere vorgeschlagene Klassifikationen, die sich auch im Laufe der Zeit entwickelt haben. Diese Mehrheit von Klassifikationen ist vermutlich eine Folge des Mangels an Konsens über die Definition selbst. Es gibt jedoch zwei Arten von Klassifikationen, die vor allem unterscheidet und durchgesetzt haben: eine dimensionale Klassifikation[?] und eine kategorische Klassifikation[?].

3.1.1 Kategoriale Klassifikation

Angetrieben von Charles Darwin, (der auch der erste war, der grundlegende Emotionen identifizierte) diese Vorgehensweise ist die von Emotionsforscher mit einer evolutionären Ansatz. Diese Klassifikation basiert auf der Existenz von einer Reihe von sogenannten Grundemotionen oder primäre Emotionen. Diese Emotionen wäre in einer begrenzten Anzahl und ihre Entwicklung wurde stark von der Evolution beeinflusst. Wie viele Dinge in Bezug auf die Emotionen in allgemein, variiert die Anzahl von Grundemotionen von einem Emotionsforscher zu einem anderen (siehe Tabelle 1).

Forscher	Basisemotionen
Gray (1982)	Furcht, Freude, ärger
Panksepp (1982)	Furcht, Erwartung, ärger, Panik
Tomkins (1984)	Furcht, Freude, ärger, Verzweiflung, Ekel, überraschung, Interesse, Scham, Zufriedenheit
Plutchik (1980)	Furcht, Freude, ärger, Traurigkeit, Ekel, überraschung, Akzeptanz, Erwartung
Arnold (1960)	Furcht, Liebe, ärger, Traurigkeit, Hass, Hoffnung, Begehr, Mut, Niedergeschlagenheit, Verzweiflung, Widerwille
Oatley & Johnson-Laird (1987)	Furcht, Glück, ärger, Traurigkeit, Ekel
Ekman (1982)	Furcht, Freude, ärger, Traurigkeit, Ekel, überraschung
Izard (1987)	Furcht, Freude, ärger, Traurigkeit, Ekel, überraschung, Interesse, Verachtung

Tabelle 1: Vergleich einige Basisemotions-Theorien[?].

Obwohl sie sich nicht über die Anzahl der Grundemotionen einig sind, sind sich die Forscher einig über die Existenz komplexerer Emotionen, die die Kombination mehrerer primärer Emotionen wären. Basierend auf diesem Ansatz wurden mehrere Theorien entwickelt, um Emotionen darzustellen, von denen eine der

bekannte das Plutchik-Modell ist. Plutchiks Modell verwendet ein radförmiges Diagramm (siehe Abbildung 2) und verschiedene Farben, um jede Emotion darzustellen.

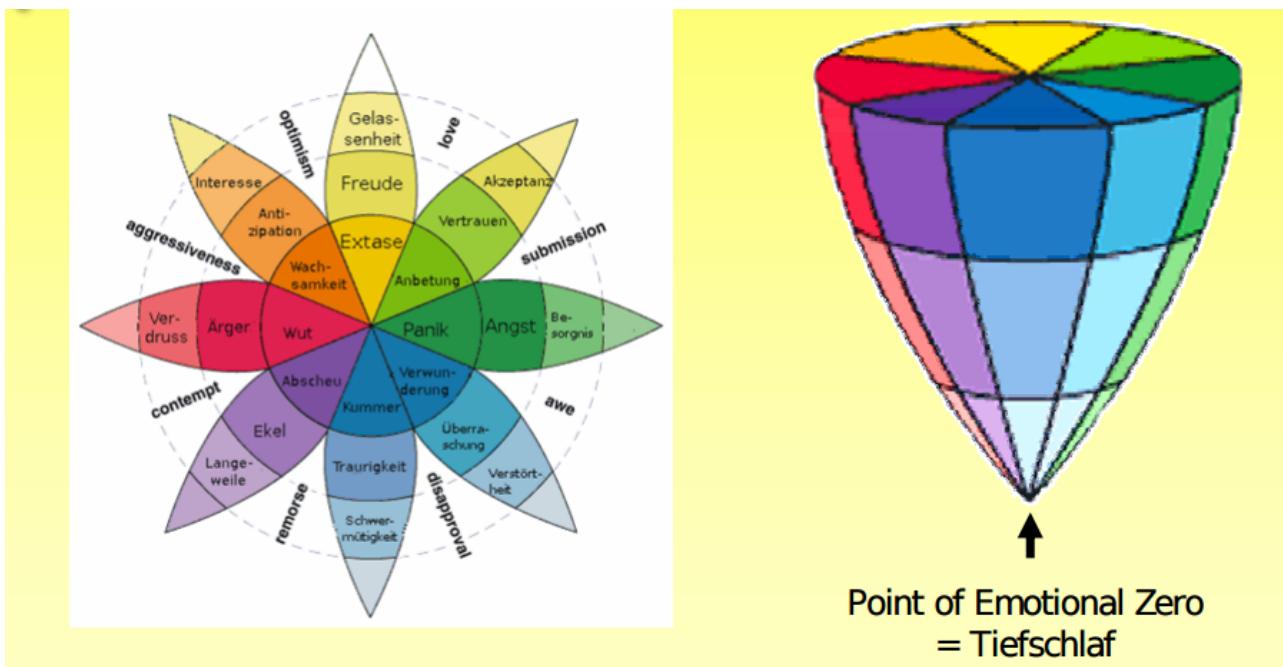


Abbildung 2: Einordnung von Emotion nach Plutchik.

Diese Theorie fundiert sich auf das acht primäre Emotionen mit einer klare trennung (bzw unterschied) zwischen primären, sekundären und tertiären Emotionen. Die verbindet jede primäre Emotion mit spezifischen Motivationssystem und Verhaltendstedenzen zur Bewältigung grundlegender adaptiver Probleme (siehe Tabelle 2).

Subjektiv	Verhalten	Funktion
Angst, Entsetzen	Rückzug, Flucht	Schutz
Ärger, Wut	Angriff, Beißen	Zerstörung
Freude, Ekstase	Paarung, Besitz	ergreifen Fortpflanzung
Traurigkeit, Trauer	Weinen, Bitte um Hilfe	Reintegration
Akzeptanz, Anbetung, Vertrauen	Paarbildung, Pflege	Zusammengehörigkeit, Bindung
Ekel, Abscheu	Sich übergeben	Ablehnung, Zurückweisung
Erwartung, Antizipation	Untersuchen	Exploration, Erkundung
Überraschung	Innehalten, Einfrieren	Orientierung

Tabelle 2: Einige Basisemotionen jeweils mit Verhalten und Funktion[?].

3.1.2 Circumplex Modell

Dieser von Wundt[?] initiierte Ansatz geht von dem Gedanken aus, dass die emotionale Erfahrung in einem mehrdimensionalen Raum dargestellt werden kann. Dieser Zerlegung der emotionale Erfahrung sollte es ermöglichen, eine genaue Analogie zwischen Emotion und Körperausdruck (Gesichtsausdrücke) herzustellen. Dieser

Ansatz wurde daher den Vorteil, dass sie die Tür zu einer möglichen Quantifizierung der emotionalen Erfahrung öffnet. Die Idee von Wundt (siehe Abbildung 3) war einer dreidimensionalen Zerlegung(Lust-Unlust, Spannung-Entspannung (Lösung), Beruhigung (Ruhe)-Erregung siehe) der emotionalen Erfahrung.

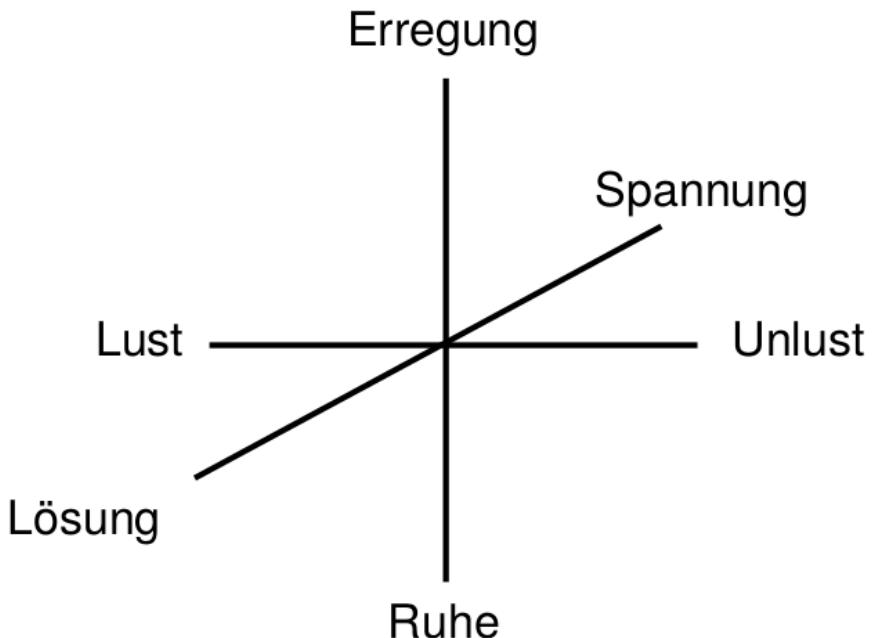


Abbildung 3: Einordnung von emotionale Erfahrungsprozess nach Wundt[?].

Die Frage nach der Anzahl der Dimensionen, die zur Darstellung der emotionalen Erfahrung notwendig sind, wird jedoch zu mehreren Theorien führen. Allerdings schlug Russell[?] eine zweidimensionale Darstellung mit sechs primären Emotionen nach Ekam vor (siehe Tabelle 1). Emotionen werden also dank dieses Modells (siehe Abbildung 4) eine horizontale Komponente haben: Valenz (Freude/Verdruss) und eine vertikale Komponente: Erregung (Aktivierung).

Die Valenz unterscheidet positive Emotionen von negativen Emotionen, und die Erregung informiert über körperliche Erregung, die man durch die Anzahl von physiologischen Reaktion feststellen kann. Jede Emotion lässt sich als Kombination dieser beiden Parameter darstellen was für eine mathematische auswertung sehr hilfreich sein könnte. Dieses Modell hat viel Erfolg gehabt, da er die Darstellung von einer Unendlichkeit von Emotionen erlaubt hat. Trotz der unterschiedlichen Anzahl von Dimensionen von verschiedenen Autoren vorgeschlagen, die beiden Dimensionen von Russell (Valenz und Erregung) sind Faktoren die in fast alle Modelle dieses Ansatzes auftreten.

3.2 Virtual Reality (VR)

Verantwortlich: Arnaud
- RfP

Der Begriff Virtual Reality ist ein Begriff, der sich auf eine Vorrichtung bezieht,



Abbildung 4: Einordnung von emotional Erfahrung nach Russell[?].

mit denen eine Umgebung von einer Maschine digital simuliert wird. Je nach verwendeter Technologie ermöglicht es dem Nutzer, ein virtuelles Universum mit seinen verschiedenen Sinnen zu erleben: am häufigsten Sehen, aber auch Berühren, Hören, Riechen. Dieses Konzept sollte es einer Person ermöglichen, ein Immersives Erlebnis zu erleben und eine sensomotorische Aktivität in einer künstlichen Welt durchzuführen. Dieses virtuelle Universum kann eine Reproduktion der realen oder einer völlig imaginären Welt sein. Virtual Reality ist von der Augmented Reality, die virtuelle Elemente in einer realen Umgebung hinzugefügt, zu unterscheiden. Obwohl das Feld der Vorliebe für Virtual Reality Videospiele sind, kann es auch und sogar schon in mehreren Bereichen gelten, nämlich[?]:

- Architektur, in der die Frage der Modellierung, Visualisierung und Simulation wesentlich ist, kann diese Technologie Modelle in realen Maßstab visualisieren, also eine künstliche Umgebung, die mit der realen Umgebung identisch ist;
- Medizin, wo einige Ärzte diese Technologie mit ihren Patienten einsetzen, um z.B. Angststörungen und Phobien zu behandeln; auch für die Ausbildung einiger Medizinstudenten: Es ist ratsamer, eine Operation für einen chirurgischen Studenten zu simulieren, als ihm ein Lebewesen als Versuchskaninchen anzubieten.

Der Einsatz dieser Technologie erfordert zwei grundlegende Elemente: eine Vorrangung(Hardware) für die Verbreitung von Virtual Reality und eine Entwicklungsumgebung wie unreal engin, unity usw., um unsere virtuelle Welt zu erzeugen. Für unsere Projekt, wurde als Hardware HTC VIVE und als Software Unreal engin ausgewählt.

3.3 Hardware: HTC VIVE

RfP

HTC Vive ist ein Vorrichtung (siehe Abbildung 5) bestehend aus einem Head-Mounted Display (siehe Abbildung 6), zwei Controllern (siehe Abbildung 7), Basisstation (siehe Abbildung 8), die alle von HTC in Kooperation mit Valve entwickelt wurden.



Abbildung 5: HTC VIVE mit VR-Brille, Controllern und Base[?].

Head-Mounted Display (siehe Abbildung 6) ist ein auf den Kopf getragenes visuelles Ausgabegerät, gewöhnlich nennen wir es VR-Brille und es wird mit einem PC über einen USB-Anschluss verwendet. Es bietet dem Benutzer ein Sichtfeld von 110° und einer Auflösung von 2160 x 1200 Pixeln pro Auge um die visuelle Immersion durch vollständiges Eintauchen in die virtuelle Realität ermöglichen. Die Bildwiederholrate von 90 Hz ermöglicht eine vollkommen natürliche ruckelfreie Wahrnehmung von Szenen und Bewegungsabläufen. Damit der Benutzer das Relief wahrnehmen kann, verwendet der Helm stereoskopisches Sehen, das darin besteht, unsere beiden Augen zu benutzen, um das Relief wahrzunehmen, denn Sie wissen, dass wir mit beide Augen ein Bild unterschiedlich wahrnehmen, das Bild des rechten Auges wird im Vergleich zu dem des linken Auges verschoben und umgekehrt. Dieser Unterschied liegt darauf, dass unsere Augen 65 mm voneinander entfernt sind und daher nicht an der gleichen Stelle auf unserem Gesicht stehen, was zu einer Verschiebung des wahrgenommenen Bildes führt. Das Headset verfügt über viele Sensoren wie z.B. einen Gyroskop, (um den Benutzer im Weltraum zu lokalisieren), ein Beschleunigungsmesser und ein Laser-Positionsmesser-System.

Um die Position des Benutzers in einem Raum zu ermittelt, bietet das HTC VIVE zwei sogenannte "Steam-VR-Basisstationen" (siehe Abbildung 7) dem sogenannten Lighthouse-System (eine von Valve entwickelte Tracking-Technologie). Die Position wird dabei mit Hilfe von Infrarot-Lasern bestimmt. Jede Basisstation sendet Laserstrahlen aus, die von VR-Brille-Photosensoren und den Controllern erkannt werden.



Abbildung 6: VR-Brille[?].



Abbildung 7: VR-Basisstation[?].

Für eine gute Interaktion mit dem virtuellen Umgebung verfügt der Benutzer über zwei drahtlose Controller (jeweil ein pro Hand). Beide drahtlosen Steuerungen sind mit Gyroskop, Beschleunigungssensor und Laserpositionssensoren. Die Positions-messung der Controller erfolgt wie bei der VR-Brille über Photosensoren.



Abbildung 8: VR-Controller[?].

3.4 Software: Unreal engine 4

RfP

Um unsere virtuelle Umgebung zu erzeugen, werden wir als Entwicklungsumgebung Unreal Engine verwenden. Unreal Engine ist eine von Epic Games entwickelte Videospiel-Engine, die sich hauptsächlich an First-Person-Shooter-Spielen orientiert, obwohl sie immer vielfältiger wird. Eine Spiel-Engine ist ein spezielles Framework für Computerspiele, das den Spielverlauf steuert und für die visuelle Darstellung des Spielablaufes verantwortlich ist. In der Regel werden derartige Plattformen auch

als Entwicklungsumgebung genutzt und bringen dafür auch die nötigen Werkzeuge mit. Die Hauptkonkurrenten dieses Motors sind Unity, die von Crytek entwickelte CryENGINE sowie Amazon's Lumberyard (Gabel der CryENGINE). Unreal Engine würde von Anfang für das Projekt ELISE ausgewählt, deswegen müssten wir weiter verwenden. Diese Umgebung wird ständig verbessert, wir verwenden die vierte Version: Unreal Engine 4. Die Fähigkeiten der Unreal Engine 4 sind fantastisch. Es ist schon lange her, dass man dachte, die Entwicklung von Videospielen sei nur für eine Elitegruppe. Von nun an kann jeder Videospiele entwickeln, dank der Entwicklung von sehr zugänglichen Spiele-Engines wie der Unreal Engine 4. Die Unreal Engine 4 ist nicht nur extrem einfach zu bedienen und wird zunehmend von unabhängigen Studios verwendet, sondern ist auch eine der beliebtesten Spiele-Engines der größten Videospielstudios.

Es gibt viele Online-Tutorials, die detailliert erklären, wie Sie mit Unreal Engine beginnen können, so dass wir dieses Problem nicht untersuchen werden. Wir werden jedoch einige sehr wichtige Elemente (Blueprint) vorstellen, die wir während dieses Projekts verwenden werden.

Blueprint ist ein Programmiersystem, das als Visual Scripting System oder "Visual Scripting" auf Englisch bezeichnet wird. Eine der Besonderheiten von Unreal Engine ist der Wunsch, für alle zugänglich zu sein. Der Blueprint muss es denen, die nicht wissen, wie man programmiert (Zeilen Code schreibt), ermöglichen, mit der unreal Engine zu arbeiten. Mit Blueprint verbinden Sie einfach Elemente und lassen sie mit Visual Scripting miteinander interagieren. Dies ermöglicht es Ihnen, das Gleiche wie Programmierer zu tun, ohne eine Zeile Code zu schreiben(siehe Abbildung 9).

Blueprint ist daher ein extrem leistungsfähiges System, mit dem Sie Spielprototypen sehr schnell und einfach erstellen können. Blueprint wurde entwickelt, um von Anfängern, Künstlern oder sogar erfahrenen Programmierern verwendet zu werden. Man unterscheidet LevelBlueprint und BlueprintClasse.

3.5 Sensoren und biophysiologische Signale zur Emotionserkennung

Verantwortlich: Kevin

Emotionen aus biophysiologischen Signalen abzuleiten ist eine neuere und weitere Entwicklung. Durch das zentrale Nervensystem gesteuerte biologische Reaktionen des Körpers sind Emotionen nur teilweise oder gar nicht der Kontrolle unseres Bewusstseins unterlegen. Aus diesem Grund besteht eine direkte und unverfälschte

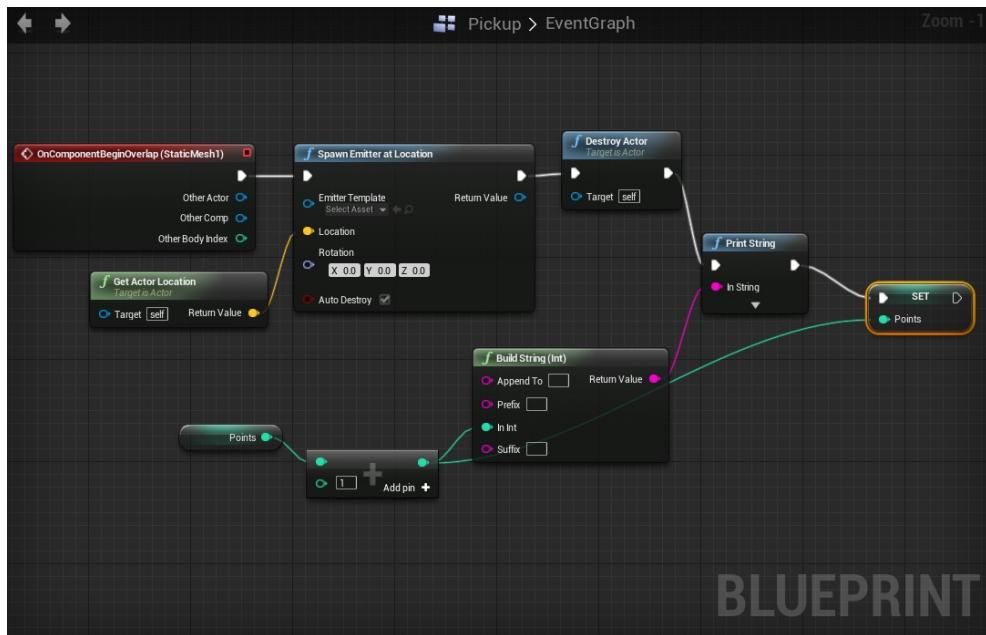


Abbildung 9: Beispiel eines Blueprintcodes.

Verbindung zu unseren Emotionen, die uns die Möglichkeit gibt, einen unmittelbaren Einblick in den menschlich-affektiven Zustand zu gewähren. Bildgebende Verfahren sind dabei immer noch, insbesondere die nichtinvasiven Methoden der funktionellen Magnetresonanztomographie, unabdingbar, um einen Blick in das emotionsverarbeitende menschliche Gehirn zu ermöglichen. Jedoch überwiegen in der Emotionsforschung die Nachteile der Magnetresonanztomographie durch zum Beispiel Klaustrophobie, Kosten, Dauer, Verwackelgefahr und Lautstärke, wodurch neue Systeme zur Kompensierung der Nachteile durch neue Sensorik entwickelt werden müssen. Unser Körper sendet die gemessenen Signale ohne Unterbrechung, so dass man einen kontinuierlichen Signalstrom erhält. Jedoch reagiert der Mensch sehr individuell auf Emotionen, was es sehr schwierig macht, allgemeingültige Regeln zu finden. Unbekannte Erlebnisse werden viel eindringlicher erlebt, eher bekannte Situationen im Gegenzug schwächer. Auch die Umgebung, das Alter und die Erfahrungen haben einen wesentlichen Einfluss auf die Empfindung. Als Biosignale werden alle physikalisch messbaren und kontinuierlich oder nahezu kontinuierlich registrierbaren Körperfunktionen bezeichnet. Hierbei unterscheidet man direkte bioelektrische Signale (z.B. Herzschlag, Hirnaktivität), indirekte bioelektrische Signale (z.B. Hautleitfähigkeit) und nicht elektrische Signale (z.B. Blutdruck, Atemfrequenz). Für die Aufzeichnung des Korpus der Emotionsforschung liegen Signale der Sensoren Körpertemperatur, BVP (Blood Volume Pulse), SpO₂ (Sauerstoffsättigung), GSR (Galvanic Skin Response), EEG (Elektroenzephalografie) und EOG (Elektrookulografie) vor.

3.5.1 Körpertemperatur-Sensor

RfP

Die Temperatur ist die nach der Zeit am zweithäufigsten gemessene physikalische Größe. Um Temperaturen messen zu können, benötigt man einen Sensor, der die Temperatur in eine Spannung oder einen Strom umsetzt. Zudem benötigt man einen Analog-Digital-Wandler (deutsch: AD-Wandler, englisch: analog-digital-converter = ADC), der das analoge Signal digitalisiert. Diese sind entweder direkt auf dem Sensor angebracht oder in dem Mikrocontroller integriert. Natürlich gibt es eine Reihe von verschiedenen Temperatursensoren, die mit temperaturabhängigem Widerstand bis zum fertigen All-in-one-Bauteil mit digitalem Ausgang ausgestattet sind. Mit dem Temperatursensor kann die Körperschalentemperatur gemessen werden, die sich je nach Gemütslage leicht verändern kann. Die Körperschale beinhaltet die stoffwechselarmen, peripheren Anteile der Extremitäten und die gesamte Haut. Von der Körperschalentemperatur wird die Körperkerntemperatur abgegrenzt. Das heißt, dass die Körperschalentemperatur sehr in Abhängigkeit von der Umgebungstemperatur schwankt und durch Konvektion und Konduktion von der Körperkerntemperatur beeinflusst wird. Bei allen Sensoren sollte man auf die jeweilige Auflösung und Genauigkeit achten um zuverlässige Werte für die Emotionsforschung zu erhalten!

3.5.2 Blood Volume Pulse-Sensor (BVP)

Mit einem BVP-Sensor wird der Blutvolumen-Puls gemessen, der mit der Herzrate in Korrelation steht und somit als ein Zeichen für den Erregungsgrad fungiert. Der Sensor besitzt eine rote oder grüne Lichtquelle (Emitter) und einen optischen, nicht-invasiven Sensor, der die kardiovaskulären Änderungen durch unterschiedliche Lichtdurchlässigkeiten, auch Transluzenz genannt, in der Arterie misst.

Auch hier gibt es verschiedene Ansätze zum Messen des Blutvolumen-Pulses. Entweder wird die Lichtdurchlässigkeit einer Extremität (z.B. Finger oder Ohrläppchen) oder die Reflektion des Lichts in der Arterie gemessen.

Wenn das Herz Blut durch die Arterien pumpt, wird die Lichtdurchlässigkeit un durchsichtiger und weniger Licht (durch eine größere Lichtabsorption) passiert die Arterie vom Licht-Emitter zum Sensor. Beim zweiten Verfahren wird mehr Licht durch die Arterie reflektiert und trifft auf den Sensor.

Die ermittelten Werte sagen etwas über die Sensoren und biophysiolgische Signale zur Emotionserkennung Gefäßsystem aus, beispielsweise ob Verkrampfungen oder Verspannungen vorliegen. Ebenfalls kann durch eine kleine Pulsamplitude auf eine Migräne geschlossen werden.

3.5.3 Messen der Sauerstoffsättigung (SpO_2)

Das Messen der Sauerstoffsättigung wird als Pulsoximetrie bezeichnet und ist ein nichtinvasives Verfahren zur Ermittlung der arteriellen Sauerstoffsättigung. Zunächst muss man zwischen oxygeniertem Hämoglobin (HbO_2) also ein mit Sauer-

stoff beladenes Hämoglobin, und desoxygenierten Hämoglobin (Hb) unterscheiden, also Hämoglobin dessen Transportplätze für =2 noch verfügbar sind. Das Messprinzip der Pulsoximetrie besteht im wesentlichen auf dem unterschiedlichen Absorptionsverlauf des beladenen und unbeladenen Hämoglobins, beim einbringen von optischer Strahlung. Dieser Verlauf ist in der Abbildung 1.3 dargestellt.

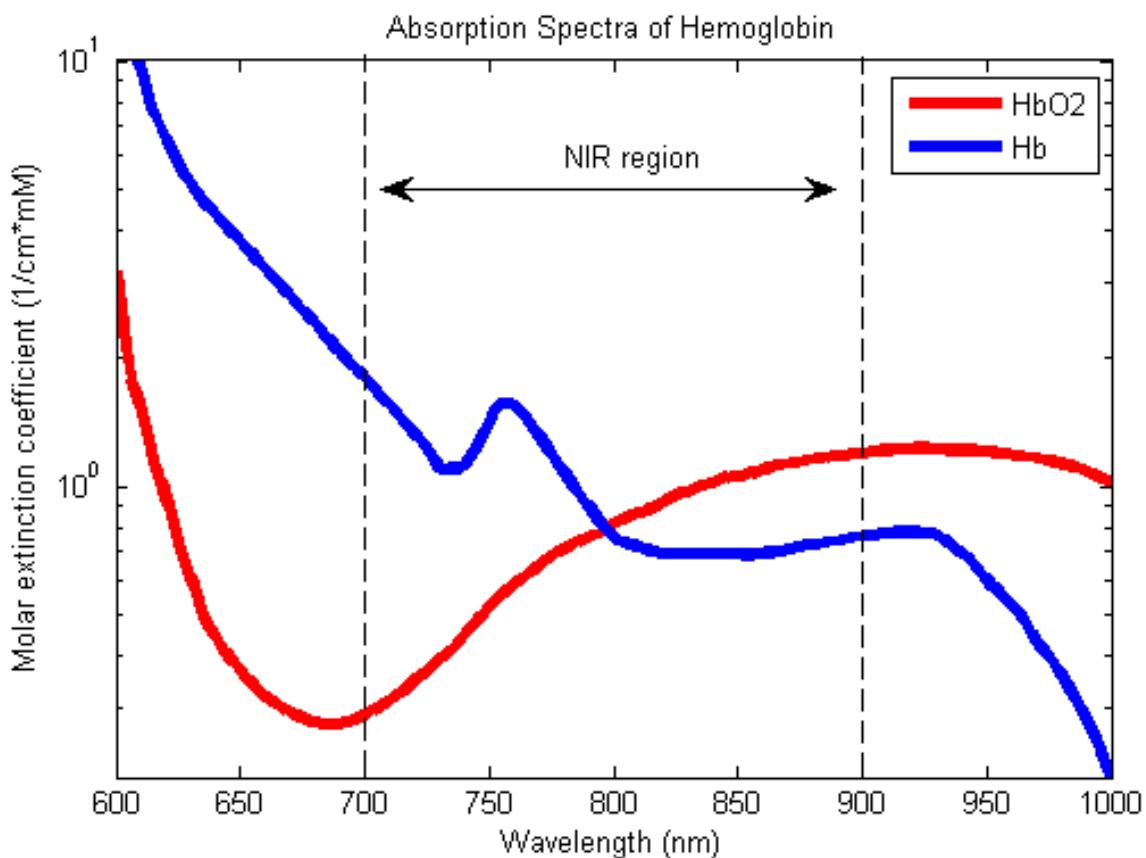


Abbildung 10: Abb. 1.3 Absorptionsverlauf HbO₂ und Hb im ellenlängen Bereich von 700 nm bis 900 nm.

Als Lichtquelle für die Messung dient eine rote und eine infrarote Leuchtdiode, als Empfänger eine Photodiode. Wird Sauerstoff abgegeben, d.h. nimmt die Sauerstoffsättigung im Blut ab und verliert es seine rötliche Farbe, wird die Absorption des roten Lichts schwächer und die des infraroten Lichts stärker. Verändert sich der arterielle Blutfluss durch das herzsynchrone Pulsieren, so wirkt dieser zusätzlich auf die Lichtabsorption ein. Die Pulswelle gibt also Veränderungen des Blutvolumens und der Bewegung der Blutgefäßwände wieder, nicht aber Veränderungen des Blutdrucks. Da nur die Veränderung der Lichtabsorption ausgewertet wird, haben pulsierende absorbierende Stoffe wie Gewebe, Knochen und venöses Blut keine Auswirkung auf die Messung. Übliche Referenzwerte der Sauerstoffsättigung liegen zwischen 93 und 98 Prozent. Bei sportlicher Aktivität kann die Sauerstoffsättigung auf den maximalen Wert von 100 Prozent ansteigen. Die Messung der Sauerstoffsättigung kann aber auch verfälscht werden. Dies kann etwa durch lackierte oder künstliche Fingernägel entstehen, oder aber für uns auch relevant, durch mechanische Stöße.

3.5.4 Galvanic Skin Response (GSR)

Galvanic Skin Response(GSR) bezeichnet ein kurzzeitige Änderung der elektrischen Hautleitfähigkeit, und wird auch gebräuchlicher weiße als elektrodermale Aktivität (EDA) bezeichnet. So können emotionale Reaktionen unbewusst zu einer erhöhten Schweißsekretion führen, wodurch die Hautleitfähigkeit für eine kurze Zeit erhöht wird. Da die Haut nicht der kognitiven Kontrolle unterliegt, sondern dem vegetativen Nervensystem, lassen sich mit Hilfe von GSR physiologische und psychologische Prozesse im Körper wahrnehmen und messen. Die Haut ist funktionell das vielseitigste Organ des menschlichen Körpers und Schnittstelle zur Umgebung. Zusammen mit anderen Organen bildet sie für unseren Körper einen Schutz vor Umwelteinflüssen, besitzt eine Temperaturregulierung und verleiht dem Körper einen Tastsinn durch eine Vielzahl von unterschiedlichen Rezeptoren. Der Körper ist mit über drei Millionen Schweißdrüsen übersät, die meisten befinden sich dabei auf Stirn, Fußsohlen, Händen und unter den Armen. Aus der Annahme, Lügen verstärkt eine sympathische Erregung, resultiert die Schlussfolgerung, dass sich das Verfahren GSR auch als Indikator für Falschaussagen beim Lügendetektor verwenden ließe. So entsteht die Frage, ob durch Videos, Bilder, Töne oder andere sensorische Anreize Emotionen stimuliert und gemessen werden können.

3.5.5 Elektroenzephalografie (EEG)

Die Elektroenzephalografie (EEG) ist eine Methode zur grafischen Darstellung von Spannungsschwankungen an der Kopfoberfläche, und wird sowohl in der medizinischen Diagnostik, als auch der neurologischen Forschung angewendet. Das Gehirn besteht hauptsächlich aus Nervengewebe und bildet zusammen mit dem Rückenmark das Zentralnervensystem. Im Gehirn werden die hochdifferenzierten Sinneswahrnehmungen verarbeitet und komplexe Verhaltensweisen koordiniert. 1875 leitete der Forscher Richard Caton das erste Mal ein EEG ab und beobachtete in Tierversuchen die elektrischen Phänomene im Gehirn. Wenn Neuronen miteinander kommunizieren produzieren diese dabei elektrische Impulse. Einige Impulse können Forscher heutzutage messen, jedoch längst noch nicht alle. Durch externe (z.B. visuelle und auditive) und interne (z.B. sensorische, motorische und psychische) Reize werden unterschiedliche Potentiale an unterschiedlichen Orten im Gehirn generiert und können durch am Kopf angebrachte Elektroden gemessen werden. Visuelle Reize werden beispielsweise im Sehzentrum verarbeitet und lassen sich durch einen wiederkehrenden Reiz messen und können durch Aktivitäten in der spezifischen Gehirnregion eingeordnet werden. Hinter der Stirn lassen sich emotionale Signale messen, die sogenannten P300-Wellen (Ondes P300). Diese treten nach einem emotionalen Ereignis auf, und zwar exakt 300 Millisekunden später. Da EEG ein günstiges, nicht-invasives und zuverlässiges Messsystem ist, eignet es sich sehr gut für die Messung von emotionalen Stimulierungen im Gehirn. Die Mes-

sung von Gehirnaktivitäten enthält keine lang andauernden Oszillationen. Durch Änderungen im Frequenzspektrum können Analysen Aussagen über den Bewusstseinszustand treffen. Aus diesem Grund werden Aktivitäten im EEG häufig in fünf unterschiedliche Frequenzbänder unterteilt. Die Anzahl von Bändern wie auch die genaue Einteilung werden von Autoren verschieden angegeben. Im Rahmen dieser Projektgruppe wurde folgende Aufteilung verwendet.

Delta-Wellen: $\downarrow 4$ Hz, treten in der Tiefschlafphase auf.

Theta-Wellen: 4-7 Hz, kommen bei Schläfrigkeit und in den leichten Schlafphasen vor

Alpha-Wellen: 8-15 Hz, bei leichter Entspannung, bei geschlossenen Augen

Beta-Wellen: 16-31 Hz, aktive Konzentration, konstante Anspannung eines Muskels

Gamma-Wellen: $\uparrow 31$ Hz, starke Konzentration, Lernprozesse

3.5.6 Elektrookulografie (EOG)

Die Elektrookulografie ist ein Messverfahren zur Ermittlung des Netzhautruhepotenzials und wird häufig in der Diagnostik zur Ermittlung von Erkrankungen, z.B. von Gleichgewichtsstörungen, Nystagmus (unkontrollierte rhythmische Augenbewegungen) oder Erkrankungen der Netzhaut, verwendet. Das Messverfahren wird auch Elektronystagmographie genannt. Bei der EOG-Messung wird entweder die Bewegung der Augen, oder aber die Veränderungen des Ruhepotentials der Netzhaut gemessen. Mit dem Ruhepotenzial der Netzhaut ist eine permanent bestehende Spannungsdifferenz zwischen der Rückseite und der Vorderseite des Augapfels gemeint. Um das Ruhepotenzial zu messen, werden zwei Elektroden benötigt, die jeweils paarweise entweder rechts und links (in diesem Fall beider Augen) oder aber oberhalb und unterhalb eines Auges angebracht werden. Eine dritte Elektrode dient dabei lediglich als Referenz zur Messung der Differenzen. Dadurch lassen sich kleinste Augenbewegungen ermitteln. Das Ruhepotenzial verändert sich bei einer Augenbewegung, da die Vorderseite des Auges näher an eine der Elektroden heran kommt. Die Rückseite des Auges nähert sich dagegen der gegenüberliegenden Elektrode. Die Elektrookulografie wird in aller Regel ambulant durchgeführt und ist für den Patienten mit keinerlei Schmerzen, Risiken Sensoren und biophysiolgische Signale zur Emotionserkennung oder Nebenwirkungen verbunden. Durch dieses Messverfahren können ebenfalls Blickbewegungsmessungen aufgezeichnet werden, wodurch der Blickverlauf einer Person sichtbar gemacht werden kann. Diese Methode wird als Eye-Tracking bezeichnet und ist eine experimentelle Methode zur Gewinnung von Emotionen und Gehirnaktivitäten. Durch Kombination weiterer biometrischer Sensoren, kann das menschliche Verhalten in Situationen in Virtual-Reality differenzierter analysiert und ausgewertet werden und könnte den Lern- und Bildungseffekt während Schulungen weiter fördern.

3.5.7 Analog/Digital-Wandler

Ein Analog/Digital-Wandler diskretisiert ein zeit-kontinuierliches (also analoges) Eingangssignal in einzelne diskrete Abtastsignale. Es wird also ein digitaler Wert erstellt, der dem Prozessorkern verfügbar gemacht wird. Das Abtasttheorem von Nyquist/Shannon/Raabe besagt, dass ein analoges Signal mit mehr als dem doppelten seiner Frequenz abgetastet werden muss, um ein fehlerfreies digitales Signal zu erhalten. Die Auflösung eines AD-Wandlers gibt dessen Genauigkeit an. Mit einer höheren Auflösung können kleinere Spannungsunterschiede des Eingangssignales erkannt werden. Die Auflösung gibt also prinzipiell an, für welchen Spannungswert das LSB (Least Significant Bit) steht. Also ob dieses z.B. 10 mV oder 1 mV beträgt, wobei letzteres eine höhere Auflösung darstellen würde. Als Beispiel besitzt der Mikrocontroller ATmega328P eine Referenzspannung von $U_{ref} = 3,3$ Volt und eine Auflösung von 10 Bit. Dadurch wird der analoge Wertebereich der elektrischen Größe in 210, also 1024 gleich große Abschnitte unterteilt. Man spricht von einer 10-Bit Wandlung beziehungsweise von einem 10-bit Wandler.

3.6 Kommunikation

Verantwortlich: Kevin, Jonas

Da insbesondere bei der Messung von EEG, EOG und GSR relativ kleine Spannungsunterschiede betrachtet werden, ist es wichtig gerade diese analogen Signale wenig zu beeinträchtigen. Diese Signale werden mittels Elektroden gemessen. Ziel war es also eine möglichst Störungsfreie Kommunikation zum einen zwischen den einzelnen Sensoren und der PCB als auch zwischen der PCB und einem Computer, auf dem die Rohdaten verarbeitet werden sollen, zu ermöglichen. Um die Einwirkung von Rauschen auf die oben genannten analogen Signale schon von vorneherein zu minimieren, wurde die Übertragungsstrecke zwischen Elektroden und PCB in späteren Versionen so kurz wie möglich gehalten. Alle analogen Signale werden dann in digitale Signale umgewandelt, und direkt Drahtlos an einen empfangenden Rechner gesendet, der die Daten zur späteren Bearbeitung abspeichert. Die Drahtlose Übertragung wurde in der ursprünglichen Variante mittels Bluetooth realisiert, wobei die Daten am empfangenden Rechner mittels Serialplot direkt visualisiert, und dann auch abgespeichert wurden. Bei dieser visuellen Darstellung, werden die Rohdaten lediglich auf einer Zeitachse aufgetragen. Der Vorteil dabei ist, dass sofort eine zumindest grobe Einschätzung, ob die Daten korrekt sind, möglich ist.

3.7 Serial-Peripheral Interface(SPI)

Verantwortlich: Kevin, Jonas

Das Serial Peripheral Interface (kurz: SPI) ist ein, in 1987 entwickeltes Bussys-

tem, das aus drei Leitungen für eine serielle und synchrone Datenübertragung zwischen verschiedenen ICs besteht. Dieses Bussystem stellt einen Verbindungsstandard für einen synchronen seriellen Datenbus dar. Mit diesem Standard können unterschiedliche digitale Schaltungen nach einem Master-Slave Prinzip miteinander verbunden werden.

MOSI (Master Out Slave In) auch SDO (Serial Data Out) MISO (Master In Slave Out) auch SDI (Serial Data In) SCK (Serial Clock) – Schiebetakt

Außerdem wird noch eine weitere Leitung benötigt, welche Slave Select (SS) oder auch Chip Select (CS) genannt wird, durch die der Master jeden verbundenen Slave zur aktuellen Kommunikation selektiert. Die Auswahl erfolgt hierbei vom Master durch den Wechsel des High-Pegels auf der SS/CS-Leitung nach Low. Zusätzlich kann der Master dem Slave eine Benachrichtigung durch verändern des Pegels anzeigen, die diesem mitteilt, dass eine neue Nachricht übertragen wird. Nachrichten haben hier eine Größe von mindestens einem Byte.

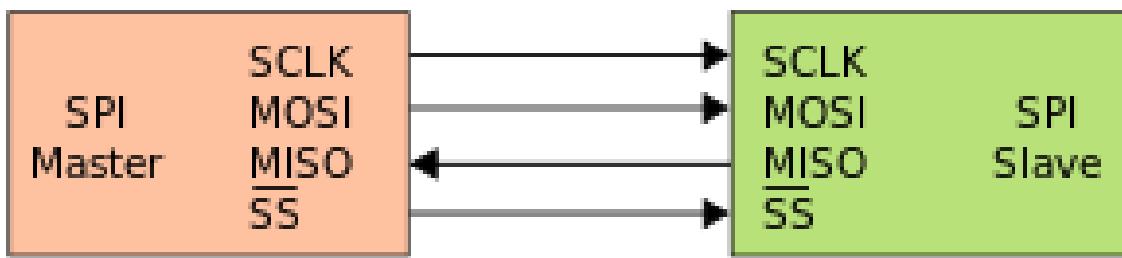


Abbildung 11: SPI-Kommunikation zwischen einem einzelnen Master und Slave.

Der SPI-Bus wird ohne ein festgelegtes Protokoll betrieben. Jedoch müssen für einen reibungslosen Betrieb die Einstellungen des Schiebetaktes vom Master auf der SCK-Leitung an die Spezifikationen und Anforderungen des Slaves angepasst werden, da sowohl die Taktpolarität (CPOL) und Phase (CPHA) von Slave zu Slave unterschiedlich sein können. Die Übertragung erfolgt dabei in verschiedenen Zyklen. Der Master bringt seine Datenleitung zum Senden (MOSI) auf den Pegel des nächsten Bits, das übertragen werden soll. Da der Master den Kommunikationszyklus initialisiert, gibt er auf der SCK-Leitung einen Puls aus. Um Daten des Slaves als Antwort zu erhalten, muss der Master während seines Sendevorgangs den Pegel an der Datenleitung vom Slave zum Master (MISO) überwachen. Der Zustand dieser Datenleitung wird als nächstes einzulesendes Bit aufgefasst. Um den Grundzustand der SCK-Leitung zu konfigurieren, also die Flanke des Taktes zur Datenübernahme einzustellen, muss die Taktpolarität (CPOL) und Phase (CPHA) an den Slave angepasst werden. In manchen Fällen kann diese Konfiguration auch auf vereinzelten Slaves vorgenommen werden.

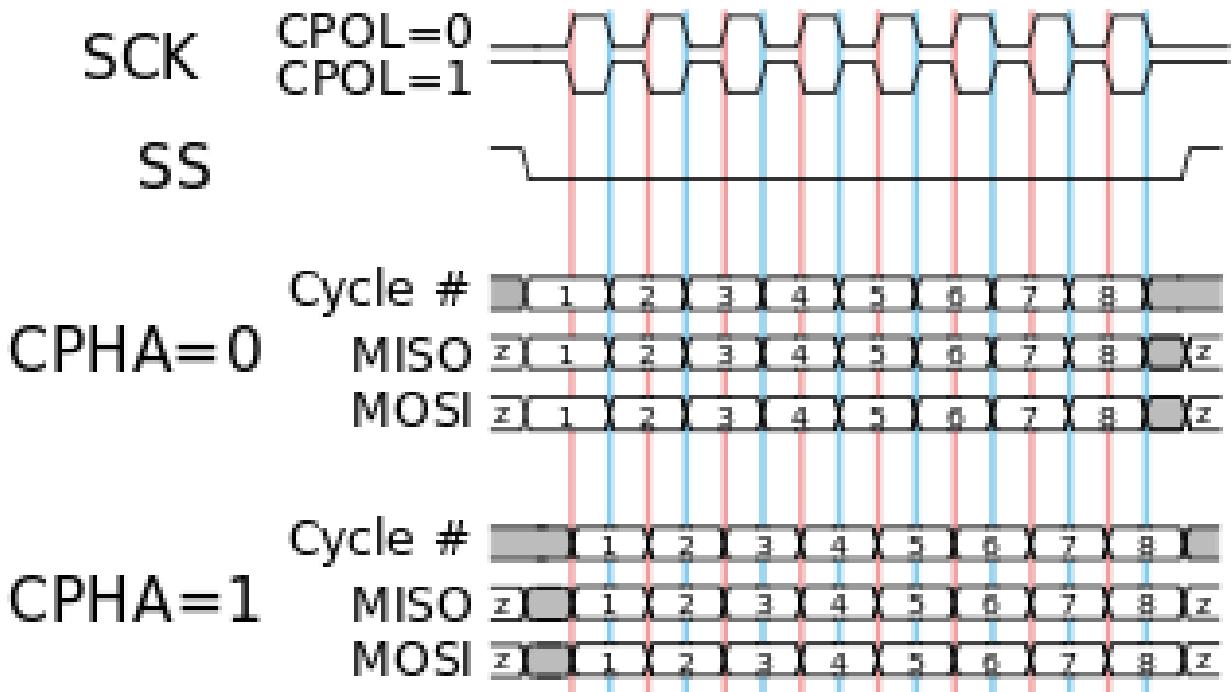


Abbildung 12: Datenübertragung für verschieden CPOL und CPHA.

3.8 Inter-Integrated Circuit (I2C)

Verantwortlich: Kevin, Jonas

Das Inter-Integrated Circuit (kurz: I2C, gesprochen I-Quadrat-C), oder auch Inter IC-Bus, ist wie das in Kapitel 2.1. besprochene SPI ein synchrones und serielles Bussystem. Dieses wurde 1982 von Philips entwickelt und ermöglicht eine Kommunikation zwischen verschiedenen integrierten Schaltungen (ICs, engl. Integrated Circuit) für die nur zwei Leitungen benötigt werden. Das Protokoll erlaubt es bei einer Adressierung von sieben Bit, mit bis zu 128 Slaves zu kommunizieren. Vorteil dieses Bussystems ist die Kommunikation mit einem oder mehreren Master ICs. Ein I2C-Bus mit mehreren Master ICs wird als "Multi-Master-Bus" bezeichnet. Die Übertragungsraten bei Mikrocontrollern betragen bis zu 400 kbit/s und können in leistungsstärkeren Systemen bis zu 3,4 MBit/s erreichen. Taktgeschwindigkeiten sollten sich aber immer am langsamsten IC im Bus orientieren, damit es nicht zu kommunikationsproblemen kommt. Slaves sind mit einer eigenen, individuellen fest zugeordneten Adresse codiert. Über einen Broadcastkanal können analog alle Slaves in einem Verbund gleichzeitig angesprochen werden. Die Adressierung erfolgt dabei stets durch den Master. Das heißt, dass Slaves niemals selbständig eine Kommunikation starten können. Lediglich der Master teilt nach Versenden der Slave-Adresse mit (Adresse ist dabei sieben Bit lang), ob er im Folgenden Daten senden oder von dem jeweiligen Gerät empfangen möchte (das 8. Bit), die dann entweder vom Master oder vom Slave auf den Bus gelegt werden. Also initiiert der Mas-

ter den Datentransfer und synchronisiert den Takt, mit dem der Transfer abläuft. Nach erfolgreicher Kommunikation gibt der Master den Bus anschließend wieder frei. Betrachtet man die Kommunikation auf Bitebene, werden durch eine Kombination der Zustände von Takt- und Datenleitung die Start-/Stopp-Bedingungen durch den Master eingeleitet. Um die erfolgreiche Kommunikation zwischen Master und Slave sicherzustellen, wird für die Quittierung zwischen einzelnen Datenpaketen und nach Übertragung der gesamten Daten ein Acknowledge bzw. Not-Acknowledge versendet.

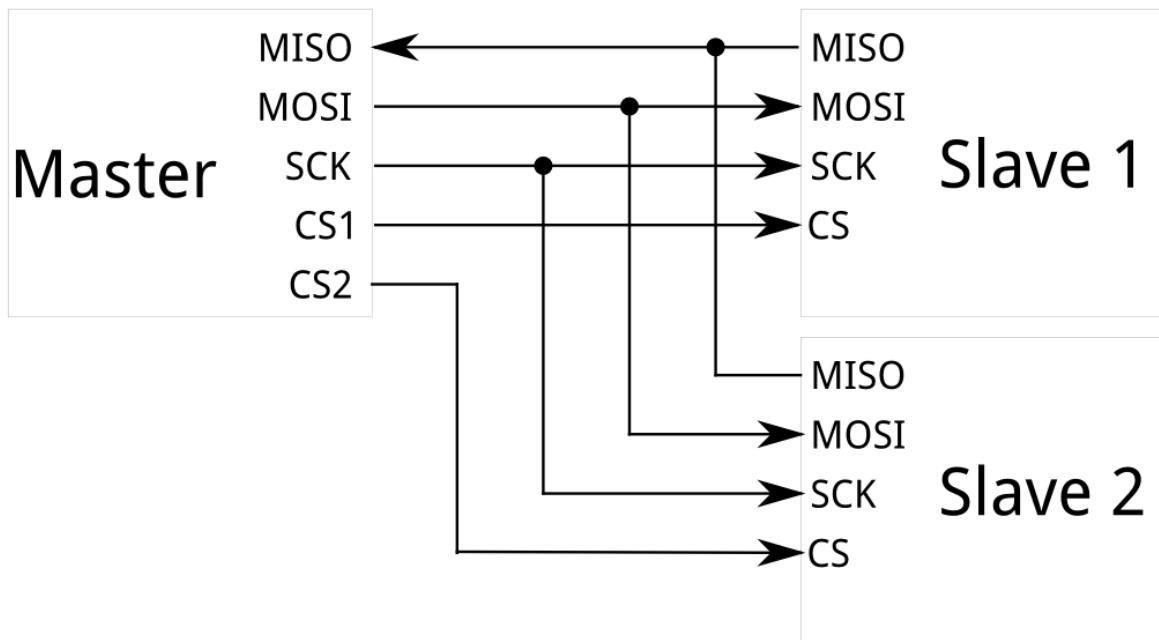


Abbildung 13: I2C-Master mit 2 Slaves.

3.9 Bluetooth

Verantwortlich: Kevin, Jonas

Der in den 1990er Jahren durch die Bluetooth Special Interest Group entwickelte Industriestandard (gemäß IEEE802.15.1) definiert die Datenübertragung zwischen Geräten mittels Funktechnik(WPAN). Mit Bluetooth können Geräte drahtlos und ohne direkte Sichtverbindung über kurze Distanzen miteinander kommunizieren. Der Name Bluetooth bezieht sich auf den dänischen König Harald II. Blaatand (übersetzt Blauzahn, englisch Bluetooth), der verfeindete Teile von Norwegen und Dänemark vereinte. So sollte auch diese Funktechnik die Computer- und Telekommunikations-Welt zusammenführen und dadurch eine Vielzahl unterschiedlicher Anschlüsse ablösen sollte. Bluetooth definiert einen vollständigen Protokollstapel bis zur Anwendungsschicht. Somit erfolgt die Zusammenarbeit der Geräte auf der Anwendungsebene und definiert zudem unterschiedliche Profile für

verschiedene Anwendungsbereiche, wie zum Beispiel Netzverwaltung, verbindungsorientierter oder –loser Dienst, Dienst-Abfragen, Telefondienste, usw.. Es gibt für Bluetooth eine Vielzahl unterschiedlicher Anwendungsfälle. Zum einen die Vernetzung mobiler Endgeräte, wie z.B. Smartphones, Ein- und Ausgabegeräte, PCs, Notebooks aber auch Mikrocontroller, zum Austausch von Daten und wichtiger Informationen. Zum anderen vor allem in der heutigen Zeit zwischen Smartphones und Audiogeräten. Die Übertragung läuft dabei über logische Kanäle (sogenannte Links) und erfolgt entweder *asynchron*, das heißt verbindungslos nach dem best effort-Prinzip, oder *synchron*, das heißt verbindungsbehaftet zur Echtzeitübertragung nach dem guaranteed timeliness-Prinzip. Die Kommunikation ist von Punkt zu Punkt, Ad-hoc- bis hin zu Piconetzen möglich und wird durch einen Master durch Vergabe von Sende-Zeitschlitten (Zeitmultiplexverfahren), dem sogenannten Frequenzsprung-Spread-Spectrum-Verfahren (Frequency Hopping Spread Spectrum, FHSS), gesteuert. In dem Frequenzsprungverfahren beträgt die nominale Sprungrate 1600 Hops pro Sekunde. Aus der Sprungrate ergibt sich ein Zeitschlitz mit einer Länge von 625 für jeden Slave, wobei eine Übertragung von allen Teilnehmern nur zu Beginn eines Zeitschlitzes gestartet werden darf. Die Frequenzfolge ist pseudozufällig und somit in jedem Piconetz unterschiedlich. Auf diese Weise soll der Betrieb von möglichst vielen unabhängigen Piconetzen mit hoher räumlicher Dichte unterstützt werden. Ein Bluetooth-Netzwerk besteht aus acht aktiven Teilnehmern (Master und maximal sieben aktive Slaves), welche über eine 3-Bit-Adresse angesprochen werden können. Die nicht aktiven Geräte können geparkt werden, die dennoch die Synchronisation mit dem Master halten und auf Anfrage im Netz aktiviert werden können. Über die zusätzliche 8-Bit-Adresse können bis zu 255 geparkte Slaves angesprochen werden. Bluetooth-Geräte können in mehreren Piconetzen angemeldet sein. Dadurch entstehen über das Gerät mehrere Piconetze, die ein Scatternet bilden, wie in Abbildung 3.11 veranschaulicht.

3.10 WLAN

Verantwortlich: Kevin, Jonas

Wireless Local Area Network (WLAN, zu deutsch drahtloses lokales Netzwerk) bezeichnet ein lokales Funknetz nach dem Standard IEEE-802.11, teilweise wird auch synonym (und fälschlicherweise) der Begriff Wi-Fi verwendet. Im Vergleich zu WPAN ist bei WLAN neben einer größere Reichweite und Sendeleistung auch eine höhere Datenübertragungsrate möglich(siehe dazu auch Kapitel 2.3 Bluetooth). Beide Funkstandards arbeiten unter anderem im Frequenzband 2,4GHz (wobei für WLAN auch höhere Frequenzbänder zur Verfügung stehen z.b. 5 GHz). Der Vorteile von Bluetooth hingegen sind zum einen geringere Hardwarekosten und zum anderen ein geringerer Energiebedarf, was in Batteriebetriebenen Systemen von Vorteil ist.

UDP: Steht für User Datagram Protocol und ermöglicht Anwendungen den Versand

von Datagrammen in IP basierten Rechnernetzen. UDP gehört zur Transportschicht der Internetprotokollfamilie und ist minimales, verbindungsloses Netzwerkprotokoll. UDP verwendet Ports, um versendete Daten dem richtigen Programm auf dem Zielrechner zukommen zu lassen. Zu diesem Zweck ist in jedem Datagramm die Portnummer des Dienstes enthalten. Zudem ist mit UDP die Möglichkeit gegeben, eine Prüfsumme mit zu versenden. Mit Hilfe dieser Prüfsumme können fehlerhafte Übertragungen erkannt und gelöscht werden.

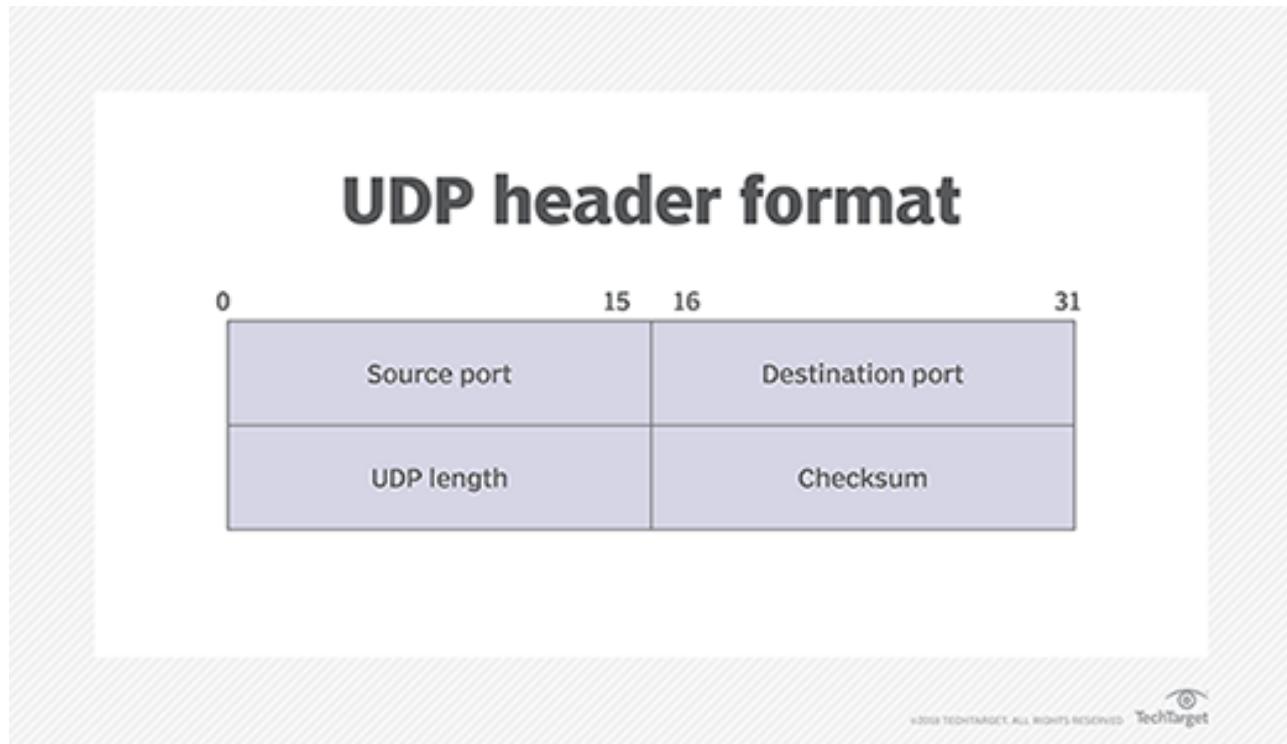


Abbildung 14: Format eines UDP-Datagramm Headers.

Hierbei gibt Sourceport die Port-Nummer des sendenden Prozesses an, dies wird benötigt, falls der Empfänger auf das Paket antworten soll. Ist dies nicht der Fall kann dieser Wert aber auch Problemlos auf 0 gesetzt werden. Der Destination port gibt den Prozess an, der das Paket empfangen soll. UDP length gibt die Länge des jeweiligen Datagramms, also die Länge von Header + Daten, an. Checksum ist die (optionale) Prüfsumme, dieser Wert wird wenn nicht verwendet auf 0 gesetzt. Gefolgt wird der Header dann von den eigentlichen Nutzdaten (in engl. auch als Payload bezeichnet). Für die eigentliche Übertragung des UDP-Pakets ist das Internet Protokoll(IP) vorgesehen, wodurch dem Paket noch ein weiter Header vorgesetzt wird, in welchen sich die von dem Internet Protokoll benötigten Daten befinden [Abbildung 2.4.2]

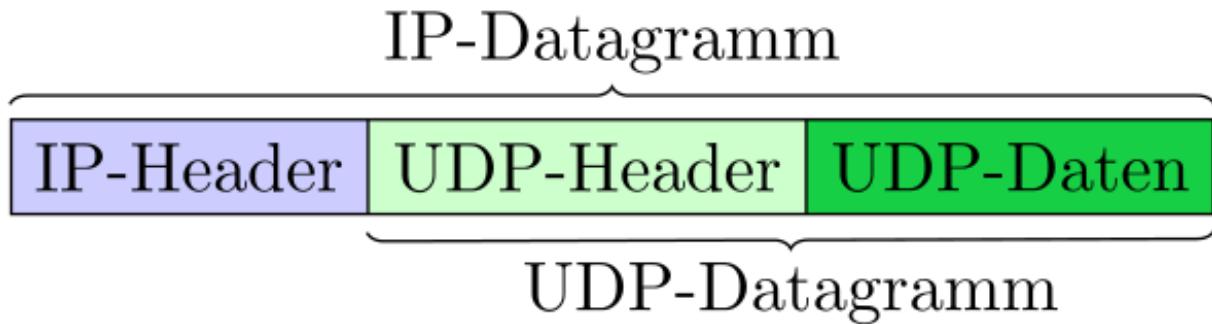


Abbildung 15: Vollständiges zu übertragendes Paket.

3.11 Grundlagen der Mustererkennung

Verantwortlich: Artur
- RfP

Mustererkennung (enlg. “pattern recognition”) ist ein Unterthema des maschinellen Lernens. Das Ziel besteht darin, automatisierte Systeme zu entwerfen, die hoch abstrakte Muster in Daten erkennen können. Konkret heißt dies, dass man Maschinen beibringen möchte komplexer Aufgaben zu lösen, welche vom Menschen nahezu mühlelos und natürlich erledigt werden können. Typische Beispiele für die zahlreichen Anwendungsbereiche sind die Objekterkennung, Spracherkennung sowie die Erkennung und Verfolgung in Bildern. Die Emotionserkennung ist ein Anwendungsbereich der Mustererkennung. Die Hauptidee hinter der Lösung eines Mustererkennung-Problems ist es, dieses als Klassifikationsproblem zu übersetzen, wobei die zu erkennende Mustern die unterschiedliche Klassen bilden. Die vom Mustererkennungs-System eingegebenen Daten werden dann verarbeitet und der “am nächsten liegenden” Klasse zugeordnet. Beispielsweise können bei der Emotionserkennung die Eingangsdaten Bilder oder physiologische Signale sein, die in verschiedene Klassen eingeteilt werden, welche jeweils einer Emotion entsprechen.

Ein wichtiger Teil eines jeden Mustererkennung-Problems ist der Lernansatz, mit welchem die Maschine lernen soll die Muster in den Daten zu erkennen. Traditionell werden zwei Ansätze verwendet:

- überwachter Lernansatz: Dieser Ansatz kann nur verwendet werden, wenn vor der Verarbeitung der Daten ein Datenbeschriftungsschritt durchgeführt wurde. In diesem Schritt wird jedem Element des Datensatzes ein Etikett (engl. “label”) zugewiesen, das angibt, welcher Klasse der jeweilige Datenpunkt zugeordnet werden kann. Die zusätzlichen Informationen, die die Etiketten liefern, werden als Grundlage verwendet, um sie mit der Vorhersage des Systems zu vergleichen und zu korrigieren, wenn sie nicht gleich sind.

- Unüberwachter Lernansatz: Dieser Ansatz wird verwendet, wenn keine Etiketten für die Daten vorhanden sind. Unüberwachte Lerntechniken zielen darauf ab, der Maschine beizubringen, Muster in den Daten selbst zu finden. Sie werden meist verwendet, um Einblicke in Daten zu erhalten, deren Struktur unbekannt ist.

überwachtes Lernen liefert aktuell weit bessere Ergebnisse, jedoch ist die Beschriftung mit Etiketten der Daten nicht immer einfach oder teilweise sogar gar nicht möglich (z.B. wenn die Datenmenge sehr groß ist oder wenn Unsicherheit über die Vergabe der Etikette besteht). Aus diesem Grund wächst das Interesse an unüberwachter Lernansätzen. Diese Ansätze sind jedoch schwierig zu benutzen, da sie eine große Menge an Daten voraussetzen. Kompromisse sind mit semi-überwachten Lernansätzen möglich, bei denen die Daten für einen Teil des Datensatzes (aber nicht für den ganzen Datensatz) mit Etiketten beschriftet und damit bekannt sind. In diesem Fall kann eine Mischung aus überwachten und Unüberwachter Techniken angewendet werden [?].

Im Rahmen des ELISE-Projekts werden mit Hilfe von Mustererkennungsverfahren eindimensionale Zeitsignale von physiologischen Sensoren in Echtzeit für die Erkennung von drei Emotionen verarbeitet: Glück, Frustation und Langeweile. Um den Emotionsklassifizierer aufzubauen, wird ein standardmäßiger, überwachter Lernansatz namens Emotion Recognition Chain verwendet, der im folgendem Kapitel beschrieben wird.

3.12 Emotion Recognition Chain

Verantwortlich: Artur
- RfP

Die Emotion Recognition Chain (ERC) besteht aus fünf Hauptschritten: Datenerfassung, Vorverarbeitung, Segmentierung, Merkmalsextraktion und Klassifizierung (vgl. Abb. 16). In den folgenden Unterkapiteln wird für jeden Schritt eine allgemeine Erklärung gegeben.

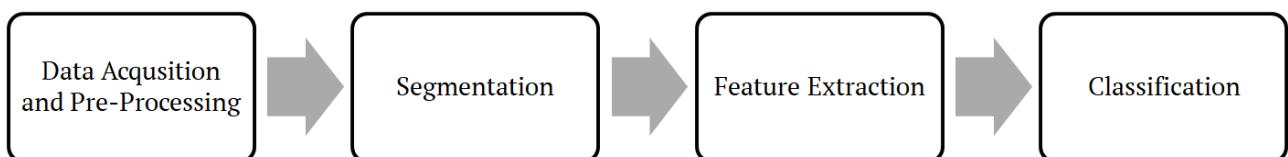


Abbildung 16: Emotion Recognition Chain: Zeitreihen-Datensätze werden von tragbaren Sensoren aufgenommen (Datenerfassung) und vorverarbeitet (Vorverarbeitung). Die Daten werden dann in Segmente unterteilt (Segmentierung), aus denen Merkmale extrahiert werden (Merkmalsextraktion). Mit den gewonnenen Merkmalen wird schließlich ein Klassifikator trainiert und anschließend dessen Ergebnisse bewertet (Klassifikation).

3.12.1 Datenerfassung

Dieser Schritt der ERC beinhaltet die Auswahl und den Aufbau der Sensoren, die Messreihendurchführung (um Daten zu erhalten) und Etikett-Beschriftungstechniken. Ziel ist es relevante und möglichst fehlerfreie Daten von Versuchspersonen für die verschiedenen emotionalen Zustände zu gewinnen. Der Datenerfassungsschritt ist besonders wichtig, da er der erste in der ERC ist und die Ergebnisse aller folgenden Schritte direkt von der Qualität des Datensatzes abhängen.

3.12.2 Vorverarbeitung

Das Ziel der Vorverarbeitung ist die “Verbesserung” der Daten für die nachfolgenden Schritte der ERC. In der Regel ist es dadurch besser möglich Muster in Daten erkennen zu können. Vorverarbeitete Daten erreicht man durch Anwendung von z.B. Filterung (Rauschunterdrückung), Normierung oder Reduzierung von unerwünschten oder unbedeutenden Datenteilen.

3.12.3 Segmentation

Ziel dieses Schrittes ist es, Teile von Daten zu identifizieren, welche wichtige Informationen über die zu erkennenden Emotionen enthalten. Dies geschieht durch Filtern der Daten und Ausschließen von Segmenten, die für das Klassifizierungsproblem nicht relevant sind. Zusätzlich wird die zu verarbeitende Datenmenge reduziert, indem Segmente eines Zeitfensters fester Größe aus den Daten extrahiert werden. Diese Vorgehensweise ist heute in der Praxis besonders wichtig, da sonst hardwarebedingte Einschränkungen die zu verarbeitende Datenmenge begrenzen könnten.

3.12.4 Merkmalsextraktion

Hier werden Charakteristiken und Merkmale in den Daten gesucht, die für das Klassifizierungsproblem von möglichst hoher Relevanz sind. Alle nach dem Segmentierungsschritt extrahierte Daten-Zeitfenster kann durch einen Merkmalsvektor (engl. “feature vector”) dargestellt werden. Mit Hilfe von Merkmalsvektoren kann ein Klassifikator dann einfacher trainiert werden als nur mit den Rohdaten. Unser Fokus in der Mustererkennung lag vor allem auf der Merkmalsextraktion, da unsere Erfahrungen und frühere Forschungsarbeiten gezeigt haben, dass die Wahl der Merkmale sehr wichtig für die endgültigen Klassifizierungsergebnisse sind. Darüber hinaus wurden noch keine state-of-the-art Merkmale für die Emotionserkennung

mit dieser spezifischen Assoziation von eindimensionalen physiologischen Signalen gefunden.

3.12.5 Klassifikation

Ziel des Klassifizierungsschritts ist es, ein Klassifizierungsmodell zu trainieren, das in der Lage ist, Objekte in den Daten (dargestellt durch ihren Merkmalsvektor) in die entsprechende Klasse zuzuordnen.

Der Datensatz der Merkmalsvektoren, der im vorherigen Schritt des ERC erhalten wurde, wird in einen Trainingsset (engl. "training set") und einen Testset (engl. "testing set") unterteilt, so dass alle Klassen in beiden Sets vorhanden sind. Mit dem Trainingsdaten wird ein Klassifikator erstellt und trainiert. Der so erhaltene Klassifikator wird dann anhand der Daten des Testsets ausgewertet. Es ist wichtig, dass die Trainings- und Testsets unterschiedlich sind (d.h. nicht die gleichen im Daten Trainings- und Testset verwenden), da es sonst in einer Überanpassung (engl. "overfitting") des Klassifikator resultieren kann. Eine Überanpassung tritt auf, wenn ein Klassifikator zufällige Schwankungen oder Rauschen in den Trainingsdaten "zu gut" lernt und dann bei neuen, unbekannten Daten deutlich schlechter abschneidet. Der Grund hierfür ist, dass diese gelernten Schwankungen oder Rauschen in den Trainingsdaten keinerlei Relevanz für das eigentliche Klassifizierungsproblem haben.

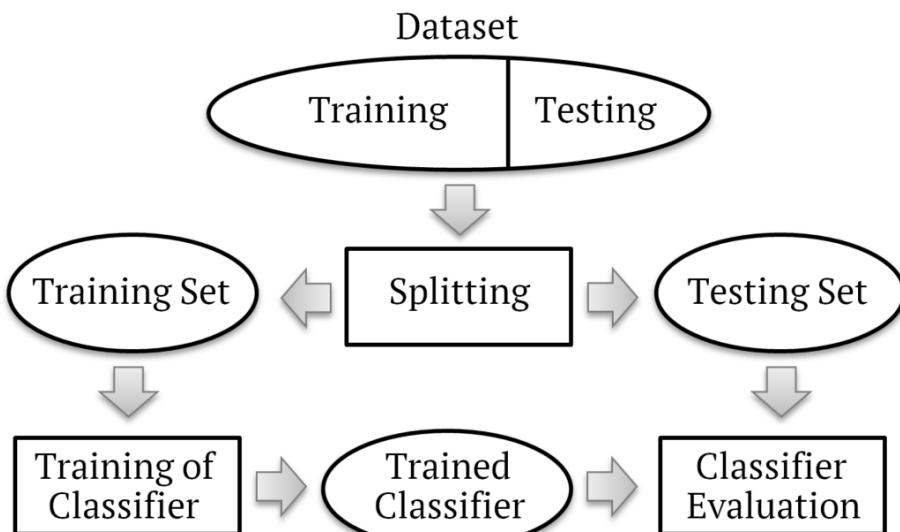


Abbildung 17: Aufteilen eines Datensets in ein Trainings- und ein Testset. Das Trainingsset dient zum Erstellen und Trainieren eines Klassifikators. Die Performance wird mithilfe des Testsets ermittelt und bewertet.

Für die Klassifizierung wurde der state-of-the-art Klassifikator Support-Vector-Machine (SVM) verwendet. SVM ist ein überwachtes Lernansatz, der für binäre Klassifikation oder Regressionszwecke genutzt werden kann. Das Ziel des SVM

ist es eine Hyperebene (engl. "hyperplane") zu finden, die zwei Klassen im Raum der Merkmale trennt und gleichzeitig den Abstand (engl. "margin") zwischen der Hyperebene und den nächsten Datenpunkten jeder Klasse maximiert. Für jeden Datenpunkt (dargestellt durch den entsprechenden Vektor von Merkmalen) den wir klassifizieren möchten, wird ein Klassenettiket vergeben, je nachdem, zu welcher Seite der Hyperebene es gehört. Die Methode hat ihren Namen von den "Stützvektoren" (engl. "support vectors"), welche die nächstgelegenen Vektoren beider Klassen zur trennenden Hyperebene sind. Cortes und Vapnik zeigten in [?], dass die Gleichung der optimalen Hyperebene nur von diesen spezifischen Vektoren abhängig ist. Abbildung 3.12.5 zeigt eine optimale Hyperebene in 2D, die beide Klassen perfekt teilt. Datenpunkte werden durch nicht-ausgefüllte blaue Dreiecke bzw. rote Kreise für beide Klassen dargestellt, während Unterstützungsvektoren durch ausgefüllte Punkte und Kreise hervorgehoben werden.

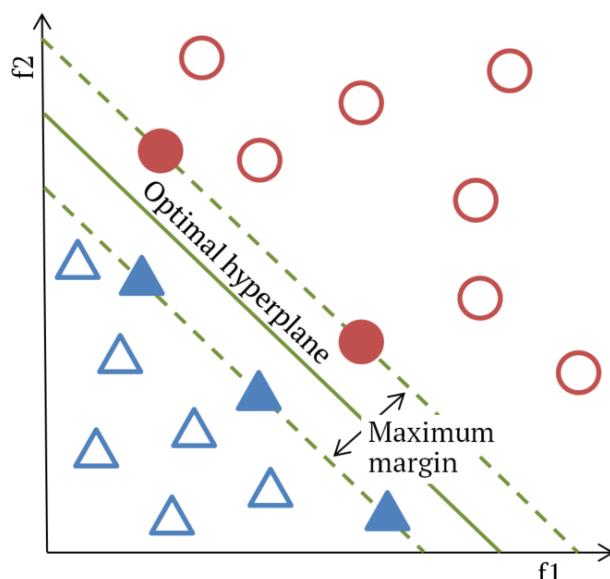


Abbildung 18: Beispiel eines SVM-Klassifikators im zweidimensionalem Merkmalsraum: Die Datenpunkte beider Klassen (dargestellt durch nicht-ausgefüllte blaue Dreiecke und rote Kreise) sind durch eine Hyperebene getrennt, welche die Margin maximiert. Stützvektoren werden als ausgefüllte Dreiecke und Kreise dargestellt.

Es ist anzumerken, dass SVM nur mit zwei Klassen funktioniert, aber sie können zu Z Klassen verallgemeinert werden. Es gibt zwei Ansätze zur Verallgemeinerung auf Z Klassen:

- 1 vs 1 besteht darin, Klassifikatoren für jedes Klassenpaar zu trainieren. Auf diese Weise werden $Z(Z - 1)/2$ Klassifikatoren trainiert, d.h. einen für jedes Klassenpaar.
- 1 vs all besteht darin, $Z - 1$ Klassen als eine Klasse zu betrachten und die letzte als zweite Klasse anzunehmen, mit der der Klassifikator trainiert wird. Dies wird für jede Klasse wiederholt, was zu Z Klassifikatoren führt, d.h. einen für jede Klasse.

In der Praxis sind die Daten durch normales SVM fast nie linear trennbar. Einer der Hauptgründe für die Beliebtheit von SVM ist jedoch die Möglichkeit es so genannten Kernel-Tricks. Es basiert auf der Annahme, dass nicht-linear trennbare Daten linear trennbar werden können, wenn sie in einen Raum höherer Dimension projiziert werden. In [?] zeigten Cortes und Vapnik, dass die SVM-Klassifikationsentscheidungsfunktion als gewichtete Summe von Skalarprodukten zwischen Stützvektoren und dem Vektor der zu klassifizierenden Merkmale ausgedrückt werden kann. Der Kernel-Trick nutzt dies aus, indem er eine Kernelfunktion einführt, die ein skalares Produkt im hochdimensionalen Zielraum repräsentiert. Diese Kernelfunktion erübrigt die eigentliche Zuordnung zwischen dem ursprünglichen und dem hochdimensionalen Feature-Raum. Außerdem ist die Verwendung des Kernel-Tricks oft rechengünstiger als andere Alternativen. Die beiden beliebtesten Kernel sind der lineare und der Radial Basis Function (RBF) Kernel, definiert als:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|) \quad (1)$$

wobei x und x' Vektoren des Merkmalsraums bezeichnen und γ der Parameter ist, der die "Ausbreitung" (engl. "Spread") des Kernels definiert.

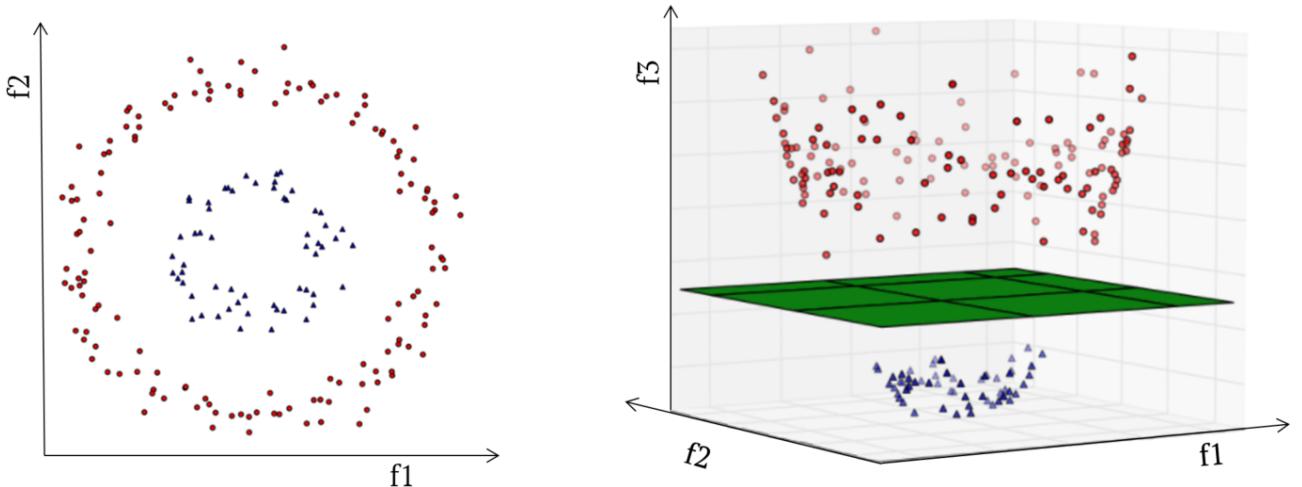


Abbildung 19: Beispiel für die Verwendung des Kernel-Tricks: Nicht-linear trennbare Daten in einem 2D-Merkmalsraum (links) können linear trennbar gemacht werden, wenn sie auf 3D projiziert werden (rechts) [?].

Normales SVM verwendet sogenannte hard-margins, die versuchen, eine optimale Hyperebene zu schaffen, die keine Fehlklassifizierungen zulässt. Es ist jedoch oft besser, einige Klassifizierungsfehler zuzulassen, um eine Überanpassung zu verhindern und eine generalisierte Hyperebene zu erhalten. Diese allgemeinere Hyperebene liefert deutlich bessere und zuverlässigere Ergebnisse, wenn sie auf neue und unbekannte Datensätze angewendet wird. Hard-margin SVM kann zu einem Modell führen, das für die Trainingsdaten perfekt funktioniert, aber

bei anderen Datensätzen sehr schlecht, weil es seine Trainingsdaten "zu gut" gelernt hat. Aus diesem Grund haben Cortes und Vapnik in [?] eine Variante des Standard-SVM-Klassifikators namens soft-margin SVM (oder auch C-SVM genannt) eingeführt, die eine Fehlklassifizierung von Beispielen beim Erstellen der trennenden Hyperebene toleriert. Der soft-margin Parameter C wird genutzt um die Anzahl der Fehlklassifikationen festzulegen. Je größer der Wert von C , desto weniger Fehleinstufungen sind zulässig. Umgekehrt erlauben kleine Werte von C mehr Fehlklassifizierungen, um die Verallgemeinerungsfähigkeit des Klassifikators zu verbessern.

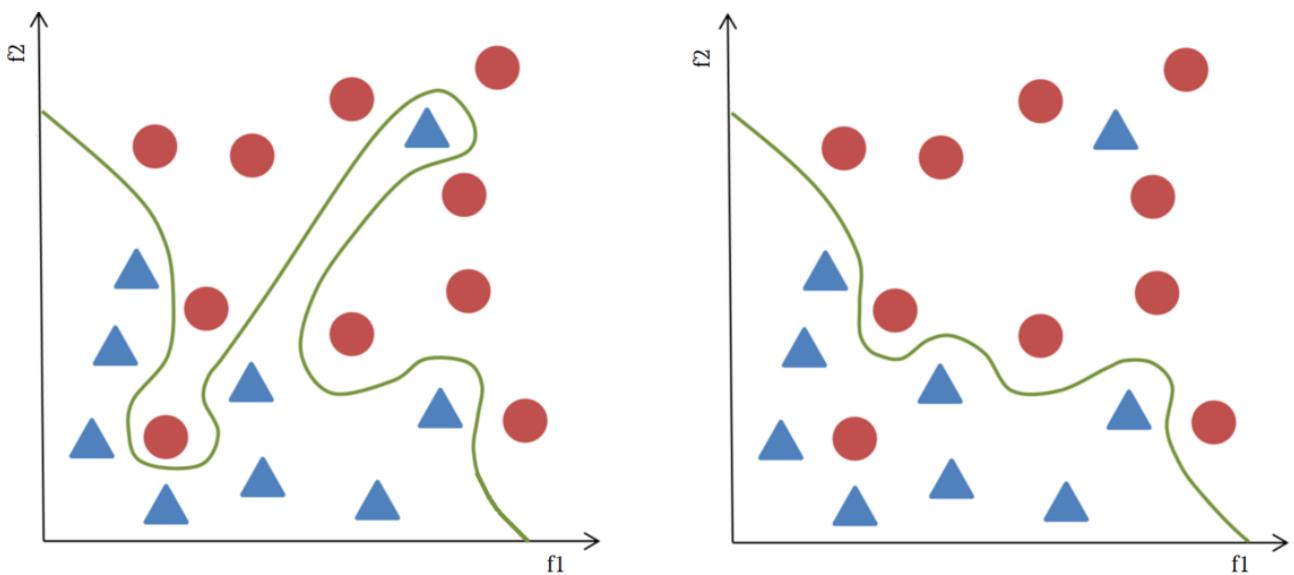


Abbildung 20: Beispiele für einen hard-margin SVM (links) und einen soft-margin SVM (rechts) in einem 2D-Merkmalsraum: Der hard-margin SVM trennt die beiden Klassen perfekt im Gegensatz zum Soft-Margin SVM, der einige Fehlklassifikationen zulässt.

4 State-of-the-Art Analyse

Verantwortlich: Jonas

Die Detektion von Emotionen kann auf unterschiedlichste Art erfolgen. In der Literatur wird neben der Verarbeitung von Biosignalen mittlerweile häufig auf eine Detektion durch Kameras oder durch die Analyse von Sprache gesetzt.(vgl. [])

Die Analyse mittels einer Kamera und der Aufnahme von Gesichtsmimik oder Augenbewegung war in der vorliegenden Arbeit nicht möglich, da die HTC Vive die der Proband während des Experimentes trägt, einen Großteil des Gesichtes und damit die Mimik wie auch die Augen verdeckt. Eine Interaktion mit dem Probanden mittels Sprache war ebenfalls nicht vorgesehen. Dementsprechend blieb nur die Möglichkeit der Detektion von Emotionen mittels Biosignalen. Hierbei wird in der Literatur vor allem die Atemfrequenz, die Hautleitfähigkeit, die elektrische Herzaktivität, die EEG Ableitung und die EOG Ableitung heran gezogen.(vgl. [])

Zur Klassifizierung der Emotionen werden in der Literatur unterschiedliche Techniken verwendet. In neuerer Zeit konzentriert sich die Forschung dabei auf Machine Learning gestützte Ansätze.(vgl. []) Dabei wird zwischen supervised und unsupervised Modellen unterschieden. Bei den unsupervised Modellen wird insbesondere Sequential Floating Forward Search und k-Nearest Neighbour (k-NN) benutzt. Hierbei handelt es sich um Techniken zur Selektion relevanter Features beziehungsweise zur Klassifizierung von Features durch Gruppenbildung. Auf der Seite der supervised Modelle sticht vor allem die Nutzung der Support Vecotor Machine (SVM) hervor.(vgl. []) Hierbei wird wie bei allen supervised Modellen ein Datensatz mit Labels genutzt um das Modell auf die zugrunde liegende Datenmenge zu trainieren.

Part I**Erster Prototype****5 Systementwurf und Konzept**

Verantwortlich: Kevin, Jonas

Die Hardware besteht im wesentlichen aus zwei Komponenten. Zum einen der Messinrichtung, mit den einzelnen Sensoren, welche am Kopf einer Probanden befestigt werden werden. Und zum anderen aus dem Messboard, auf dem die empfangenen Signale verarbeitet, und dann weiter gesendet werden. Vom Messboard aus sollten dann alle Daten an einen externen PC übertragen werden, wo diese dann entweder abgespeichert werden, oder aber direkt ausgewertet werden können, um die Gefühlslage des Probanden zu erkennen. Ziel der Hardware Entwicklung war es letztendlich, ein System zu entwerfen, bei dem die gemessenen Daten möglichst genau (ohne Rauschen) und in Echtzeit (ohne Datenverlust) aufgenommen werden. In den nachfolgenden Abschnitten werden zunächst die Einwickelten und auch tatsächlich produzierten PCB's (engl. Printed Circuit Board) näher beschrieben. Und welche Denkprozesse und Erwägungen zu diesen Designs geführt haben. Des Weiteren sollen die zur Verwendung gekommen Sensorsysteme, und deren Veränderungen im Laufe der Zeit, erklärt werden. Ebenso soll die Entwicklung der Trägersysteme dieser Sensoren Erwähnung finden. Diese Trägersysteme sollten zum einen eine einfache Messungen ermöglichen, im Idealfall kann der Proband diese ohne Hilfe oder weitere Erklärungen einfach selber aufsetzen. Zum anderen soll natürlich auch auf einen gewissen Tragekomfort geachtet werden. Zu Beginn des Projektes wurde dafür noch ein einfaches Kopfband verwendet, in dem einige Sensoren bereits integriert waren. Gegen Ende des Projektes wurde eine flexible Maske entwickelt, in der alle Sensorsysteme integriert waren, und die relativ einfach aufgesetzt werden konnte.

5.1 Anforderungen

Auf Grundlage der Ziele des Forschungsprojektes ELISE und dem Sichten und Vergleichen von mehr als 30 wissenschaftlichen Veröffentlichungen der letzten 15 Jahre, ergeben sich bestimmte Anforderungen für den Entwurf eines eigenen Emotionserkennungssystems. Einige wissenschaftliche Veröffentlichungen sind dabei nicht außer Acht zu lassen. Die Foscher von T. Sharma, S. Bhardwaj und H. B. Maringanti haben in ihrer Veröffentlichung Emotion Estimation using Physiological Signals versucht, mit Hilfe von GSR, Herzschlagrate, BVP und der Temperatur Aufschluss über die Emotionen Zorn, Angst, Freude und Traurigkeit durch Stimulation verschiedener Songs und Videos zu erhalten. Sie erforschten, in welchen Fällen sich

die Körperleitfähigkeit je nach emotionalem Ausdruck unterschiedlich verhält. H. F. Garcia, A. A. Orozco und M. A. Alvarez versuchten in ihrer Arbeit Dynamic physiological signal analysis based on Fisher kernels for emotion recognition durch unterschiedliche Klassifizierungsmodelle, die Signale von EEG, EOG, EMG (Elektromyografie), GSR, Atmung und Temperatur zu analysieren. Dafür wurden 32 Probanden, die ein 40-minütiges Video mit Musikausschnitten ansahen, aufgezeichnet und ausgewertet. Durch ein automatisches Regressionsprozess-Modell verbesserten sie dynamische Merkmale und weitere aufgezeichnete Signale für eine weiterführende Auswertung. Die Emotionserkennung erfolgte bis vor einigen Jahren in Verbindung mit zusätzlichen Kameras und Software zur Gesichtsmimik-Erkennung oder Stimmerkennung, nicht jedoch mit einer reinen Aufnahme von Körpermesswerten. In ELISE sollen insbesondere die lernrelevanten Emotionen Langweile, Frustration, Verwirrung sowie Engagement und Freude erkannt werden. Die Hardware-Architektur muss auch in diesem Fall wieder das Ziel erfüllen, dass das Gefühl der Immersion nicht gestört wird. Das heißt, dass das System zur Erkennung von lernrelevanten Emotionen an möglichst wenigen Stellen am Körper mit zusätzlicher Sensorik angebracht wird. Auf Basis der Literaturrecherche, wie in der Bibliographie ausgewiesen, sind folgende Sensoren zur Aufnahme der lernrelevanten Emotionen ausgewählt worden:

- Gehirnaktivität (EEG) • Augenbewegung (EOG) • Blutvolumenpuls (BVP) • Sauerstoffsättigung im Blut (PPG) • Hautleitfähigkeit (GSR) • Körpertemperatur

Da die Sensorwerte zum Mikrocontroller aufgrund ihres räumlichen Abstandes über den Bus übertragen werden, unterliegen diese Werte den Zeitanforderungen des Datenbusses. Hier ist zu überprüfen, welches Buskonzept den Zeitanforderungen gewachsen ist. Um den Aufwand für den Benutzer gering zu halten und die Immersion nicht zu stören, wird versucht, die Sensorik direkt an der VR-Brille anzubringen. Für die EEG- und EOG-Sensoren ist dies sowieso notwendig, da diese Messungen lediglich am Kopf stattfinden können. Zudem soll das Endsystem echtzeitfähig sein, um in der späteren Anwendung Änderungen und Fluktuationen der Emotionen erkennen zu können und die Schulungen auf den Lernenden anzupassen. Das Emotionserkennungssystem soll mobil anwendbar sein, da neuere Versionen der HTC Vive VR-Brille in Zukunft den kabellosen Betrieb unterstützen. Auch aus diesem Grund ist die Kompaktheit, Energieeffizienz und die Datenübertragung der einzelnen Sensoren und die Datenübertragung des späteren Gesamtsystems, die ebenfalls kabellos stattfinden soll, von großem Interesse. Eine mögliche Stelle zur Unterbringung des Gesamtsystems wäre am Hinterkopf des Probanden, da dort der nötige Platz vorhanden ist und erforderliche Befestigungsstellen am Kopfband der HTC Vive von Vorteil sind.

5.2 Konzept

Auf Abbildung 1 kann man das Konzept der Architektur erkennen, Dies ist zur besseren Anschauung stark vereinfacht. Hierbei bildet der Mikrocontroller das zentrale Element, welches die einzelnen Sensoren anbindet, steuert und die Messsignale grob zur besseren Auswertung verarbeitet. Zur besseren und möglichst in Echtzeit stattfindeten Verarbeitung werden die Daten an einen externen Rechner weitergeleitet. In der Abbildung findet diese Weiterleitung Drahtlos mittels Bluetooth statt. Es wurden in den verschiedenen Prototypen für diese Zwecke sowohl Bluetooth als auch WLAN verwendet. Für die Teilsysteme EEG und EOG wurden schon einfache Physische Filter auf den Leiterplatten vorgesehen, welche die analogen Signale vorberarbeiten, bevor dies von einem AD-Wandler digitalisiert werden. Da die Elektroden für die EEG und EOG Messung nur am Kopf angebracht werden können, empfiehlt es sich die übrigen festgelegten Werte ebenfalls am Kopf zu messen. Um die Messung für möglichst viele Personen mit unterschiedlichen Kopfformen zu ermöglichen wurde zuerst ein elastisches Kopfband und später eine flexible Maske verwendet. All dies wurde für eine spätere Verwendung mit (unter) einer VR-Brille designet.

5.3 Hardwareauswahl

Bei der Wahl der richtigen Hardware zur Aufnahme, Verarbeitung und Weiterleitung von biomedizinischen Signalen, sind die reinen Hardwarekosten von untergeordneter Bedeutung. Jedoch sollte das Budget für das spätere Gesamtsystem einen gewissen Rahmen nicht überschreiten, um auch die aufkommenden Endkosten in Verbindung mit einer VR-Brille und der benötigten Hardware zur Darstellung der Lerninhalte in einem gewissen Rahmen zu halten. Die Bandbreite der angebotenen Systeme von unterschiedlichen Mikrocontrollern ist dabei sehr groß. Zu Beginn einer geeigneten Neubeschaffung sollten, wie bei jedem IT-Projekt, die zuvor genannten Anforderungen an das System betrachtet werden und daraus Auswahlkriterien für die geeignete Hardware gewählt werden.

5.3.1 Auswahlkriterien

Grundvoraussetzung für alle verwendeten Bauteile ist eine Reibungslose Zusammenarbeit mit allen anderen Komponenten. Für den zu bestimmenden Mikrocontroller ergibt sich dabei die Anforderung nach möglichst vielen konfigurierbaren Input/Output- Pins (Ios), die Möglichkeit zur Drahtlosen Kommunikation (integriertes Bluetooth bzw. WLAN), einen möglichst großen Speicher für Zwischenwerte, ausreichend RAM zur Verarbeitung, sowie mehrere Analog-Digital-Wandler für die Anbindung der analogen Sensoren. Neu entwickelte ARM-basierte CPUs von unterschiedlichen Herstellern besitzen bereits viele der benötigten Schnittstellen, wie zum

Beispiel Grafik, Ethernet, CAN, I2C, ADCs, SPI sowie frei konfigurierbare digitale IOs, die bereits in der CPU integriert sind. Durch die Vielseitigkeit der integrierten Schnittstellen, sind die meisten Hardwareanforderungen ohne großen Zusatzaufwand umsetzbar. Ein umfassender Hard- und Softwaresupport verspricht einen schnellen Einstieg als auch eine effiziente und kostengünstige Umsetzung zur Realisierung des Gesamtprojekts. Durch die gute Applikationsunterstützung der CPU-Hersteller für die Medizintechnik werden immer mehr Geräte auf Basis der ARM-Architektur entwickelt und genutzt. Auf Basis der zuvor genannten Auswahlkriterien kann nun ein geeigneter Mikrocontroller für das spätere System festgelegt werden.

5.3.2 Festlegung der genutzten Hardware

Für den ersten Prototypen wurde, nach Vergleichen einer Vielzahl auf dem Markt erhältlichen Mikrocontroller unter Berücksichtigung der zuvor bereits erwähnten Kriterien, für das ELISE-Projekt letztendlich der Mikrocontroller nrf52832 ausgewählt. Dieser Mikrocontroller verfügt über alle für das Projekt benötigten Schnittstellen, wie I2C,SPI,USART sowie ausreichende AD-Wandler. Zudem besitzt der nrf52832 einen integrierten 2,4 GHz Funk, mit dem eine drahtlose Kommunikation mit externen Geräten zur Datenauswertung möglich ist. Für unser Projekt wurde das Breakout-Board der Firma Sparkfun gewählt. Dort waren alle benötigten Funktionen sowie die zum Betrieb nötige Peripherie bereits vorhanden, was eine schnelle und unkomplizierte Verwendung ermöglichte.

5.4 Hardwarearchitektur

In den nächsten Abschnitten werden die verwendeten Sensoren, sowie die dazugehörigen Messschaltungen näher erläutert. Im Rahmen dieser Projektgruppe wurden insgesamt drei Prototypen gefertigt. In einigen Fällen ist der Sensor, und die dazugehörige Schaltung unverändert geblieben. Bei anderen Sensoren gab es Änderungen. In diesem Fall werden die Sensoren und Schaltungen für jeden Prototypen aufgeführt und erläutert.

Die Auswahl der zur Emotionsbestimmung nötigen Vitaldaten wurde im Rahmen der bereits erwähnten aufbauenden Masterarbeit von David Krönert bestimmt. Dies waren die Körpertemperatur, Sauerstoffsättigung im Blut, Blutvolumenpuls, Hautleitfähigkeit, Gehirnaktivität und die Augenbewegungen. Diese Auswahl von relevanten Vitaldaten wurde im Laufe der Projektgruppe nicht mehr geändert. Einzig die genaue Art der Messung hat sich mit den unterschiedlichen Varianten des Messboards geändert. Im folgenden soll deshalb noch eine kurze Erklärung der einzelnen Sensoren erfolgen, und wie sich diese für unterschiedliche Prototypen geändert haben.

5.4.1 GSR-Sensor

GSR ist eine Abkürzung für das englische Galvanic Skin Response und ist synonym mit der Abkürzung EDA (engl. Elektrodermal activity dt. Elektrodermale Aktivität). Es wird also mit dem GSR-Sensor die Hautleitfähigkeit zwischen zwei leitenden Elektroden gemessen. Für unsere Zwecke, also der Emotionserkennung, ist dies insofern relevant, da einige Emotionen durchaus Einfluss auf die Hautleitfähigkeit eines Probanden nehmen können, so wie zum Beispiel negative Emotionen wie Angst oder Stress die Schweißproduktion des Körpers beeinträchtigen können. Dadurch ändert sich dann natürlich auch die Leitfähigkeit der Haut.

Im wesentlichen wurde die Hautleitfähigkeit mittels zweier verschiedener Messeinrichtungen bestimmt. Bei den ersten beiden Prototypen war der GSR-Sensor im wesentlichen ein Spannungsteiler. Der genaue Aufbau kann der Abbildung X entnommen werden.

Um ein direktes einspeisen der Versorgungsspannung VCC auf den Probanden zu vermeiden wurde der Widerstand R6 (68kOhm) als Strombegrenzung eingeführt. 1 und 2 an JP4 sind die am Probanden befindlichen Elektroden, zwischen denen der Widerstand der Haut (R2) gemessen werden soll, P02 ist die zugehörige Spannung, und wird an den Analog-Digital-Wandler der Mikrocontrollers weitergegeben. C3 ist zum Auffangen von Spannungsspitzen da. Daraus ergibt sich folgende Gleichung für P02:

5.4.2 Temperatur-Sensor

Für das Projekt wurde zu Beginn ein Infrarot-Temperatursensor des Typs MLX90614 von der Firma Melexis-Microelectronic Integrated Systems verwendet. Der MLX90614 ist ein sensibler digitaler 16-Bit Sensor, dessen Genauigkeit bei $\pm 0,5\text{C}$ liegt. Der Arbeitsbereich ist für Temperaturen des Sensors liegt zwischen -40C und $+125\text{C}$, und für die Kontaktlose Messung an Objekten, also der mögliche Temperatur Messbereich, zwischen -40C und $+380\text{C}$. Die Datenübertragung vom Sensor auf das Messboard erfolgt mittels eines I₂C-Busses (siehe Abschnitt x.x zu I₂C). Die Übertragungsrate wurde hierbei mit 100.000 kbit/s gewählt. Die Verwendung von I₂C hat den Vorteil, dass auch andere digitale Sensoren ohne größeren zusätzlichen verkabelungs- Aufwand an den Bus angeschlossen werden können. In der Abbildung X ist der Anschluss des Sensor exemplarisch aufgezeigt.

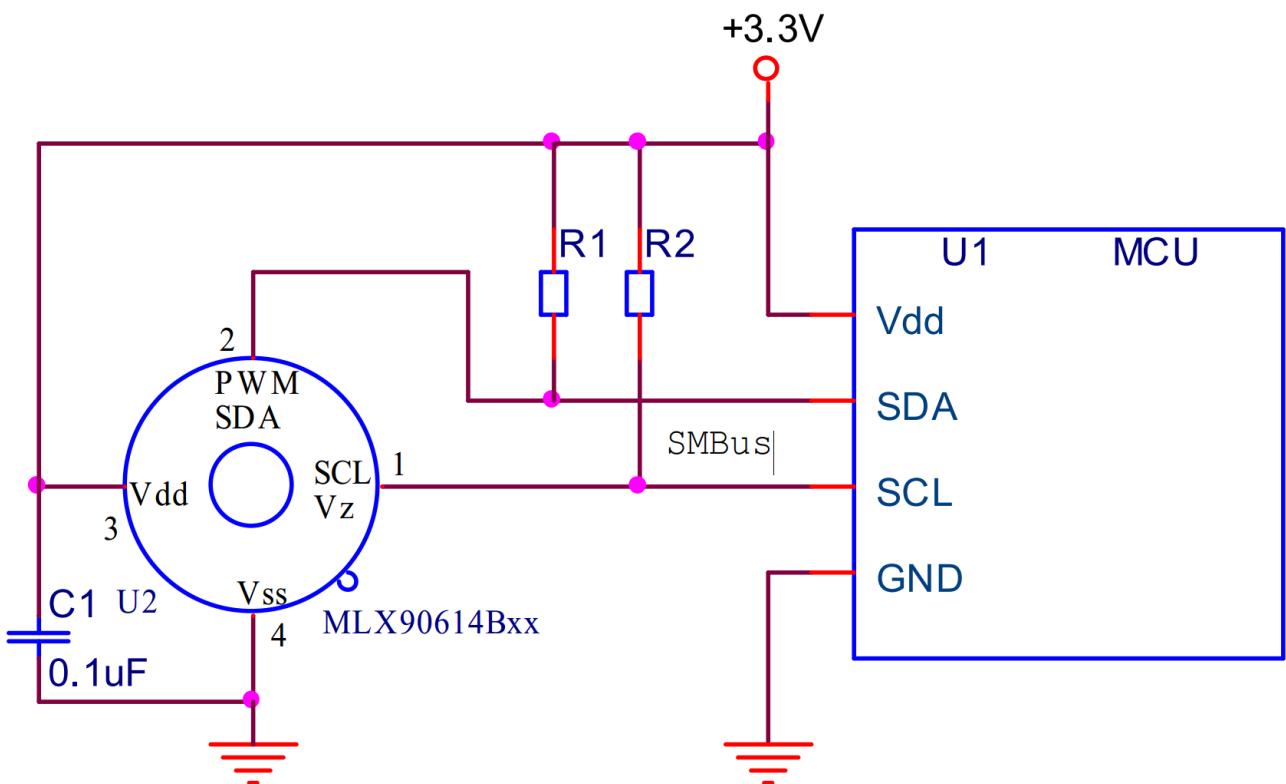


Abbildung 21: Abb. Verbindung des Temperatursensors nach Datenblatt.

Die Auswahl dieses Sensors beruhte maßgeblich auf dem Messprinzip der Infrarot Messung. Es ist zwar auch möglich Temperaturen mittels Sensoren zu messen, die auf Kontakt mit dem Messobjekt beruhen. Etwa durch ein Messprinzip, dass auf der Änderung des Widerstandes des Messkörpers beruht. Das Problem dieser Sensorarten ist allerdings, dass Änderungen der Temperatur am Messobjekt eine gewisse Verzögerung der Messung hervorrufen, da der Sensor selbst erst einmal die geänderte Temperatur annehmen muss. Bei einer Messung mit Infrarot ist kein Kontakt mit dem Messobjekt nötig, und Änderungen der Temperatur werden sofort erkannt. Somit ermöglicht der MLX90614 mit seiner Infrarotmessung die Erkennung von kleineren und kurzfristigeren Temperaturschwankungen.

Der MLX90614 wurde durchgehend für das gesamte Projekt in allen Prototypen genutzt. Es sei an dieser Stelle allerdings erwähnt, dass im Projekt ausschließlich die Ausführung mit dem Plastikgehäuse verwendet wurde. Es wurde zwar auch eine Variante mit Metallgehäuse getestet, allerdings gab es dort Probleme, wenn dieser in direktem Kontakt mit der Haut war. Das Problem beruht auf der sehr starken Erhitzung des Gehäuses, das vermutlich durch einen Kurzschluss des Vdd-Pins mit dem Gehäuse(Masse-Pin) zustande kam. Eine zusätzliche Isolierung der Pins durch Schrumpfschläuche, sowie die Isolierung des Gehäuses von den Pins mittels Epoxidharzklebstoffs konnten hier keine Abhilfe schaffen. Das Problem tritt bei Sensoren mit Plastikgehäuse schlicht nicht auf, weswegen der in Abbildung y gezeigte Sensor bei allen Messungen und Prototypen zum Einsatz kam.



Abbildung 22: Abb. Temperatur-Sensor MLX90614 mit Plastikgehäuse

5.4.3 Pulsoximeter

Als Pulsoximeter kam bei dem Projekt durchgehend der MAX30102 von der Firma Maxim Integrated zum Einsatz. Bei diesem Bauteil handelt es sich um ein schon mit dem MAX30100, sowie der dazugehörigen Peripherie, bestücktem Board(siehe Abbildung 3.2.2.1). Der MAX30102 wird wie auch der Temperatursensor über den I2C-Bus mit unserem Messboard verbunden.

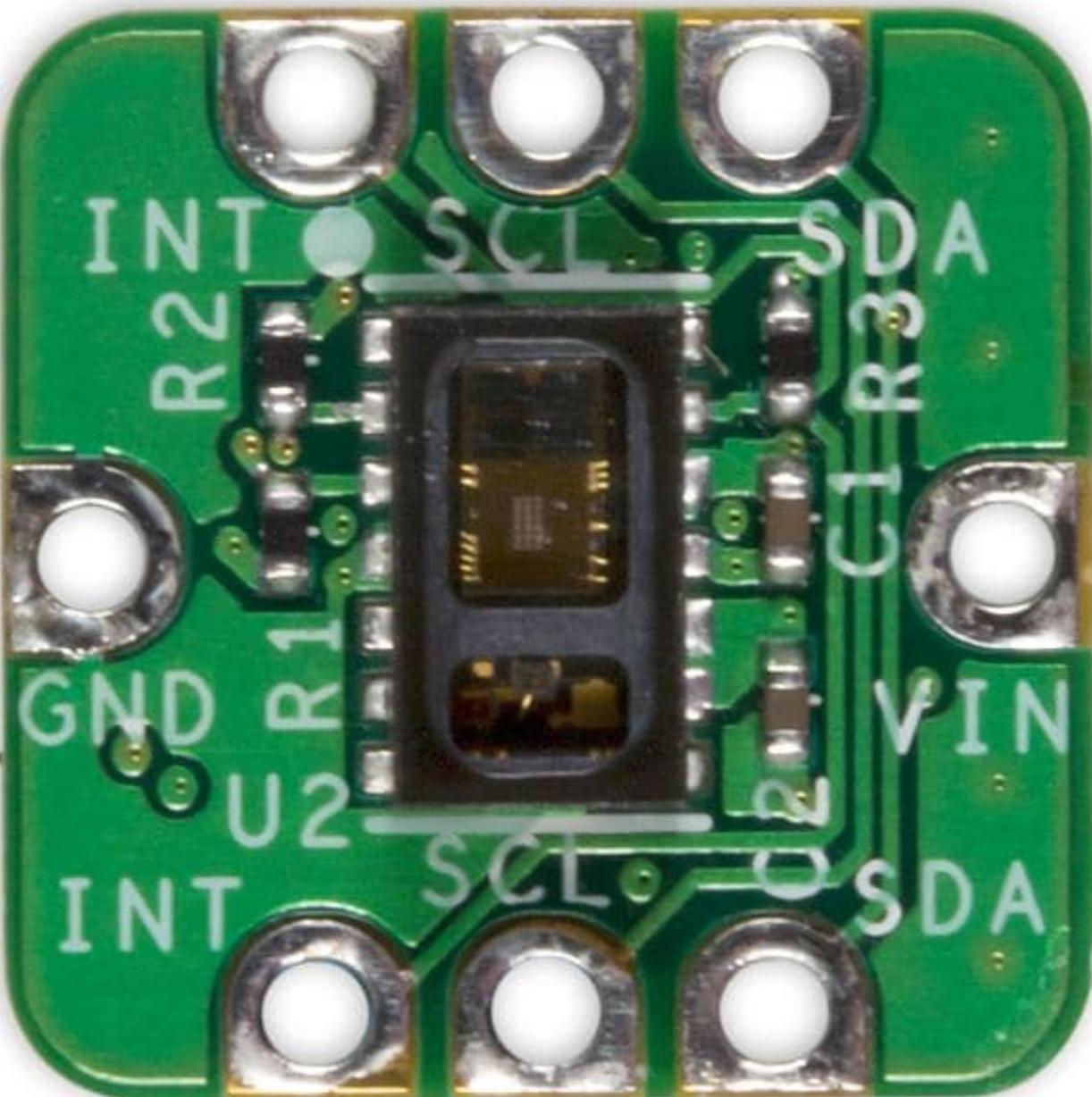


Abbildung 23: Abb. MAX30102-Sensorboard. Vollständig vom Hersteller bestückt und bereit zur Verwendung

Die Datenübertragung erfolgt wie auch beim MLX90614 mit einer Rate von 100.000 kbit/s. Der Sensor selbst verfügt über einen 16-Ebenen tiefen FIFO, in dem die Werte gespeichert und über den I2C-Bus auch ausgelesen werden können. Der Sensor selbst verfügt über LEDs (rot und infrarot), für die sowohl der Betriebsstrom, zwischen 0 und 50 mA, als auch die Pulsbreite zwischen 200mirkos und 1,6mikros über den I2C-bus programmiert werden können. Abbildung Y zeigt das Systemdiagramm des MAX30102 auf dem die Funktion des Sensor aufgeführt ist. So wird die Messstelle von den auf dem Messboard befindlichen LEDs angeleuchtet, und dann wird mittels einer Photodiode der Reflektierte Anteil des Lichtimpulses gemessen.

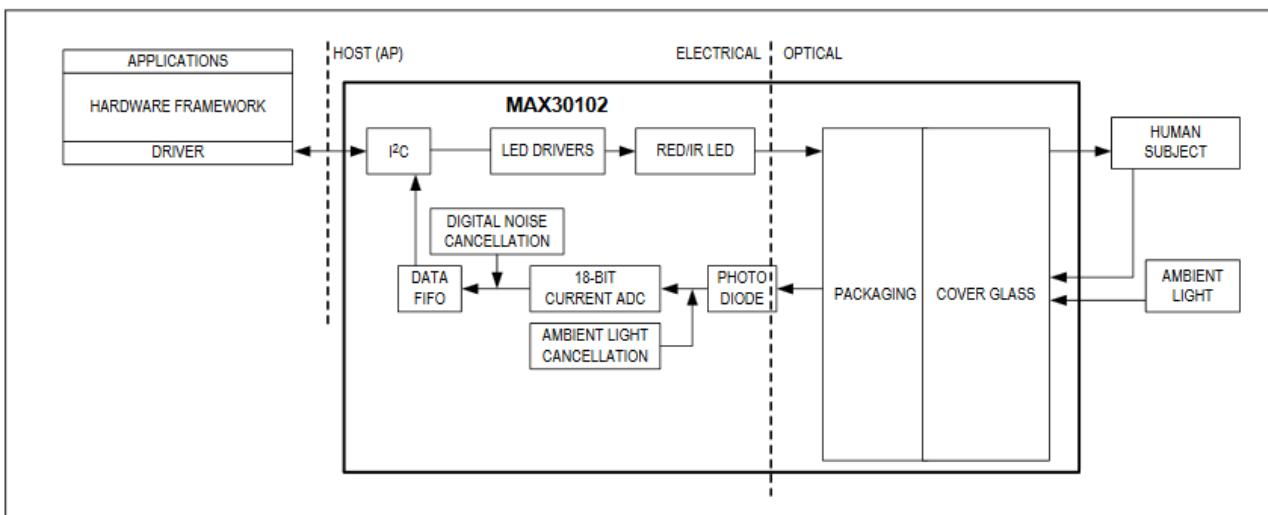


Abbildung 24: Abb. Systemdiagramm des MAX30102.

Dabei sind selbst Funktionen zur Unterdrücken von Umgebungsbeleuchtung und Rauschen schon auf dem Messboard enthalten.

Das Board kam in der gegebenen Fassung in allen Prototypen und Messungen zum Einsatz. Die einzige Änderung, welche vorgenommen werden musste, ist das Isolieren des Boards, um einen direkten Kontakt mit der Haut der Probanden zu vermeiden. Dazu wurde einfaches Isolierband verwendet, wobei natürlich die Glasabdeckung des Boards frei bleiben muss, um die Messung nicht zu beeinträchtigen. Eine geeignete Stelle zur Pulsmessung war für uns die Schläfe, da die Sensoren ja im Endprodukt unter der HTC-Vive angebracht werden sollten, war dies die beste Stelle für uns, um den Puls und die Sauerstoffsättigung zu berechnen. An dieser Stelle sei auch noch einmal erwähnt, dass der Sensor die gemessenen Rohdaten zum erfassten Lichtspektrum in Rot/Infrarot/Grün Anteile aufteilt, und aus den so gemessenen Werten mittels eines geeigneten Algorithmus (wie zum Beispiel in der von Sparkfun veröffentlichten Arduino Bibliothek) der Puls sowie die Sauerstoffsättigung direkt von einem Mikrocontroller berechnet werden können. Dies wurde für den ersten Prototypen auch noch so gehandhabt. Für den zweiten und dritten Prototypen wurde auf eine direkte Berechnung dieser Werte verzichtet. Dies geschah unter Rücksicht auf die begrenzten rechen Ressourcen des Controllers, da in den letzteren Prototypen einfach mehr von diesem verlangt wurde, um mögliche Datenverluste auszuschließen. Die Rohdaten wurden also unverändert übertragen und gespeichert.

5.4.4 EEG

Die EEG Messung wurde im ersten Prototypen durch eine spezielle Messschaltung verwirklicht, deren Aufgabe es war, die eingehenden analogen Signale der Messelektroden zu Filtern, und anschließend zu verstärken, und dann an einen AD-Wandler zur Bestimmung eines digitalen Signals zu übertragen. Die dafür benötigte Schaltung wurde im Rahmen einer Bachelorarbeit entwickelt, und ist in Abb. 3.2.4 zu

sehen.

Wie die Schaltplan zu entnehmen ist, wird zunächst das von den Elektroden einge hende Signal gefiltert. Dabei kommen drei verschiedene Filterschaltungen zum Einsatz.

Notch-Filter: Der Notch-Filter (auch Kerbe-filter genannt) dient in unserem Fall der Filterung eines sehr engen Frequenzbereiches um 50 Hertz. Hierbei handelt es sich um von anderen Geräten eingespeiste Netzspannung, die zuerst wieder ausgefiltert werden muss. Die beiden Grenzfrequenzen des Notch-Filters sind individuell einstellbar. Die Mittelfrequenz ergibt sich durch die Wurzel der Multiplikation beider Frequenzen.

Hochpassfilter: Beim Hochpassfilter werden alle Frequenzen, die oberhalb einer gewissen Grenzfrequenz liegen (nahezu) ungeschwächt durchgelassen, und alle darunterliegenden Frequenzen werden fast vollständig blockiert (bzw. ausgefiltert). In unserem Fall wird lediglich ein RC-Hochpassfilter verwendet. Dies ist die einfachste Ausführung eines solchen Filters. Die Grenzfrequenz berechnet sich hier durch :

Tiefpassfilter: Ein Tiefpassfilter funktioniert prinzipiell wie ein Hochpassfilter, nur dass hier unterhalb einer Grenzfrequenz liegende Frequenzen ungehindert durchgelassen werden, und die oberhalb der Grenzfrequenz liegenden Frequenzen stark abgeschwächt werden. Durch die Kombination eines Tiefpassfilters mit einem Operationsverstärker ergibt sich in unserem Fall ein Tiefpassfilter erster Ordnung.

Bei unserer verwendeten Schaltung ist auch noch zu beachten, dass Operationsverstärker aktive Bauteile sind, welche noch eine zusätzliche Spannungsversorgung benötigen. Die Schaltung ist auf eine Spannungsversorgung durch eine 9 Volt Blockbatterie ausgelegt. Hierbei kommt ein einfacher Spannungsteiler zum Einsatz, mit dem der positive und negative Eingang des Spannungswandlers mit +4,5 Volt bzw. -4,5 Volt versorgt wird.

Zusätzlich zu regulären Operationsverstärkern kamen auch noch sogenannte Instrumentationsverstärker zum Einsatz. Hierbei handelt es sich um besonders präzise Operationsverstärker, welche einen sehr hohen Eingangswiderstand im Bereich 10 hoch 9 bis 10 hoch 12 Ohm aufweisen. Der Verstärkungsfaktor dieser Instrumentationsverstärker ist durch getrimmte Vorwiderstände bereits in gewissen Bereichen vordefiniert, und kann durch die Verwendung von zusätzlichen externen Vorwiderständen noch in gewissen Bereichen variiert werden.

Zuletzt kamen bei dieser Schaltung noch Pegelwandler zum Einsatz, welche das gefilterte Signal noch einmal um einen Faktor von 1000 verstärken bevor diese vom AD-Wandler des Mikrocontrollers umgewandelt werden. Der Mikrocontroller arbeitet in einem Bereich von 0- 3,6 Volt. Der Pegelwandler besteht aus einer Zenerdiode mit einem Widerstand.

Beim zweiten und dritten Prototyp kommt diese Schaltung nicht mehr zum Einsatz. Hier wird natürlich immer noch ein analoges Signal über Elektroden gemessen,

welches anschließend gefiltert, verstärkt und als digitales Signal ausgegeben wird. Zu diesem Zweck wurde ein Speziell für EEG Messungen entworfener Chip von Texas Instrument verwendet. Und zwar handelt es sich hier um den ADS1299. Mit diesem ist eine Messung der EEG-Signale relativ einfach möglich.

5.4.5 EOG

Die EOG-Schaltung zur Messung der Augenbewegung wurde wie auch die EEG-Schaltung in einer vorhergehenden Bachelorarbeit erstellt, und wurde im ersten Prototypen unverändert übernommen. Wie auch in der EEG-Schaltung in Abschnitt 3.2.4 sollen hier relativ kleine, im Vergleich zu EEG aber immerhin um den Faktor 1000 Größere, Spannungsdifferenz zwischen zwei neben den Augen befestigten (siehe auch Abschnitt 1.6 Elektrookulografie (EOG)) Elektroden gefiltert, verstärkt und digitalisiert werden. Prinzipiell teilt sich die Schaltung in zwei identische Kanäle auf. Die Schaltung ist auch auf Abbildung 3.2.5 zu sehen.

5.4.6 Datenübertragung

Da durch externe Rechner leistungsfähigere Möglichkeiten für die Auswertung und Analyse der Daten zur Verfügung stehen sollen diese, ohne größere Bearbeitung im Mikrocontroller selbst, übertragen werden. Die geschieht insbesondere unter der Betrachtung, dass das entwickelte System später auch zur Echtzeiterkennung von Emotionen verwendet werden soll. Da hier im Endeffekt recht anspruchsvolle Algorithmen der Mustererkennung zum Einsatz kommen sollen, macht es Sinn hier schon eine Kommunikation mit einem Leistungsfähigeren System vorzusehen. Die gemessenen Werte werden in 8-Bit-Datenpaketen Übertragen. Die Übertragung erfolgt vom Mikrocontroller nrf52832 über dessen UART-Schnittstelle an ein externes Bluetooth-Modul vom Typ RN42XVP. Für die Übertragung per UART werden lediglich 2 Datenschnittstellen verwendet, die RXD- und TXD-Leitungen. Zudem benötigt das Bluetooth-Modul nur noch einen Anschluss für die Masseleitung, sowie eine 3,3 Volt Spannungsversorgung. Zunächst werden die Daten für die Temperatur und dann alle ADC-Werte für GSR, EEG und EOG (1. Kanal rechts/links, 2. Kanal: oben/unten) übertragen. Die nächsten beiden Datenwerte sind die Rohdaten der roten und infraroten LED, welche vom Photosensor des Pulsoximeters gemessen werden. Die letzten beiden Daten wurden im Mikrocontroller aus den Rohdaten des Pulsoximeters berechnet. Es handelt sich hierbei um den Puls, sowie die Sauerstoffsättigung des Probanden.

5.5 Programmierung

Für den ersten Prototypen war bereits vor Projektbeginn ein Programm geschrieben[David], an diesem wurde auch nichts mehr geändert. Die Entwicklung dieses Programms fand mithilfe der Plattform Arduino statt. Bei Arduino

handelt es sich um eine Plattform die aus Soft- und Hardware besteht. Diese Plattform ist im Internet weit verbreitet und beliebt. Ein Vorteil für den Anwender ist, dass es bereits ein Vielzahl an vorgefertigten Bibliotheken gibt, welche zum großen Teil auch von den Herstellern einzelner ICs und Sensoren für Arduino bereitgestellt werden. So lassen sich diese oft mit nur relativ kleinen Änderungen verwenden um direkt funktionsfähige Ergebnisse zu erzielen. Für das schreiben solcher Programm ist das beherrschen von C und C++ notwendig.

5.6 Aufnahme der übertragenen Daten

Da die aufgenommenen Daten später mit geeigneten Algorithmen der Mustererkennung eingelesen und genauer analysiert werden sollen, musste zunächst ein geeignetes Datenformat zur Speicherung gefunden werden. Letztendlich wurden die Daten in einer Comma-separated Values Datei (kurz CSV) gespeichert. Die Aufnahme der Daten erfolgte, nach der Übertragung via Bluetooth an einen geeigneten Rechner, mit Hilfe der Freeware SerialPlot. Mit dieser Software war es möglich die Daten schon in Echtzeit anzusehen. So war es auch möglich die ankommenen Daten auf individuelle Kanäle zu verteilen, und so jeden Wert Separat zu betrachten. Diese Funktion war insbesondere bei der Überprüfung, ob jeder Sensor auch korrekt funktioniert und angeschlossen ist nützlich. Für eine nachfolgende Analyse, unabhängig von der Mustererkennung, konnten die in der CSV-Datei gespeicherten Daten auch mittels SerialPlot direkt wieder eingelesen werden.

6 Software

Verantwortlich: Jonas, Kevin

Für den ersten Versuch mit Testpersonen wurden die Experimente zur Emotionsinduktion zu einem Gesamtexperiment verbunden. Dabei wurde darauf geachtet einen möglichst automatisierten Testablauf zu erreichen, so dass die Testperson möglichst unbeeinflusst von äußeren Reizen oder den Aktionen des Testleiters bleibt. Dazu wurde eine automatisierte Webanwendung programmiert, die der Versuchsperson alle Anweisungen und Experimente präsentiert (siehe Abbildung 25). Der Versuchsleiter wiederum kann durch eine, ebenfalls webbasierte, Kontrollkonsole Einfluss auf das Experiment nehmen, in dem er zum Beispiel den Ablauf stoppen oder Schritte überspringen kann (siehe Abbildung 25).

Die Ablaufkontrolle erfolgt über den Flask Webserver, der die Website darstellt. Zur Steuerung können einfach URLs auf dem Server mittels einer GET bzw. POST Anfrage aufgerufen werden und so Steuerbefehle übermittelt werden.

Die Bilder, die dem Probanden angezeigt werden, wie auch die Spiele, die er spielen soll, sind nahtlos in die Website eingebettet. Dies ist möglich, dadurch, dass es sich zum einen um eine Javascript Anwendung und zum anderen um eine Flash Anwendung handelt. Die Flash Anwendung wurde zur einfacheren Handhabung so präpariert, dass das Menü entfernt wurde und das Spiel direkt mit dem ersten Level beim Laden startet.

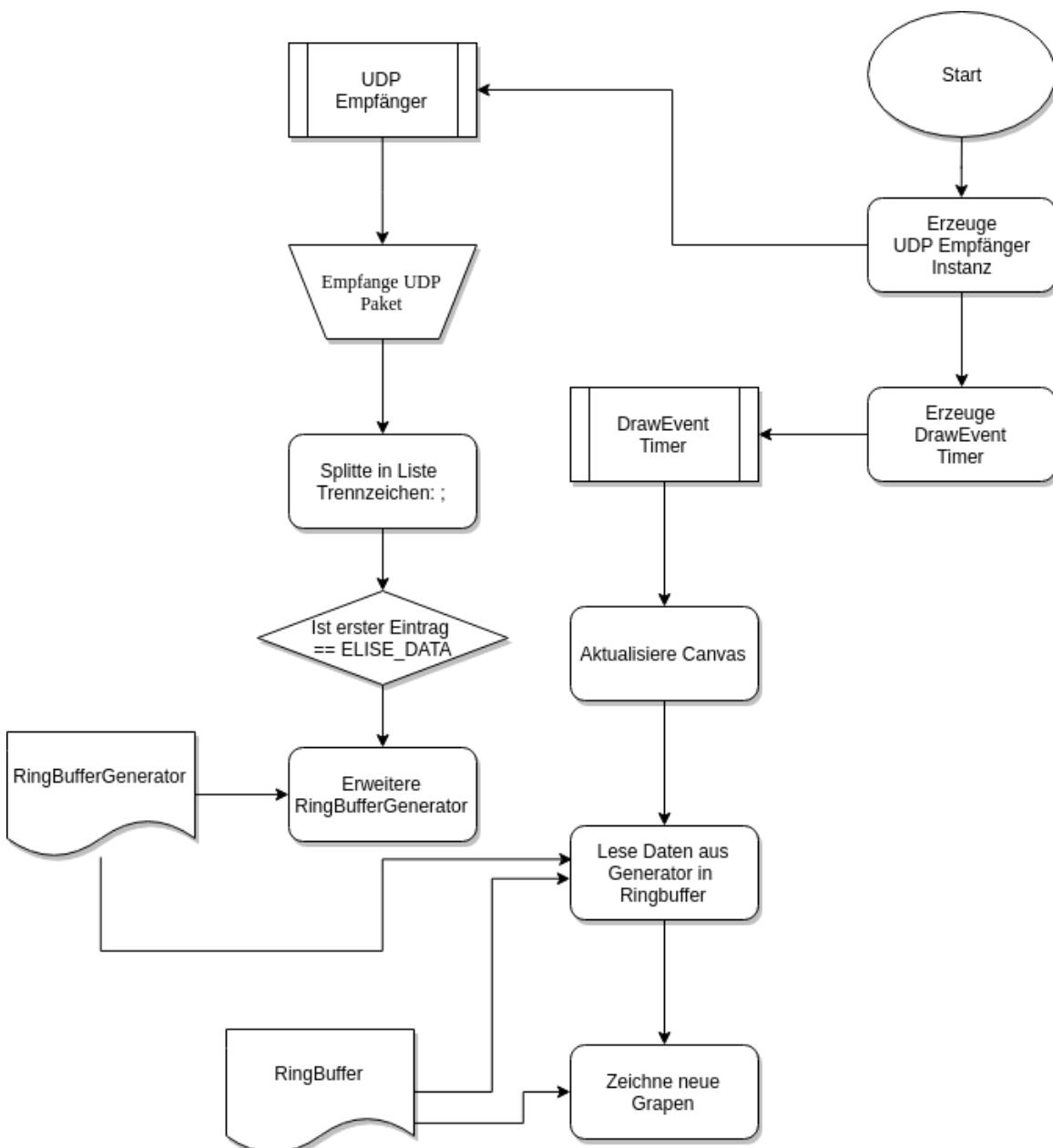


Abbildung 25: Screenshot der Supervisor Ansicht

7 Emotionsinduktion

Verantwortlich: Minas
- RfP

Das Kapitel beinhaltet einen Ablauf, die verwendeten Fragebögen und die genutzten Szenarien (Glück, Langeweile, Frustration) der Emotionsinduktion für den ersten Prototypen. Kapitel Ablauf beschreibt in welcher Reihenfolge die Szenarien und die Fragebögen aufgerufen wurden. In den Kapiteln Fragebogen, Glücks-, Langeweile- und Frustration-Szenario wird die Entwicklung und Implementierung erläutert. Die Emotioninduktion des ersten Prototypen wurde nicht in einer VR-Umgebung entwickelt. Zudem muss angemerkt werden, dass diese Emotionsinduktion für eine Zwischenstudie diente. Dadurch wurde der Fokus nicht auf die Implementierung

gelegt, welche verschiedene Formate besaß z.B. HTML oder PowerPoint, sondern auf den Inhalt, welches der Proband zu sehen oder zu hören bekam. Die Emotionsinduktion wurde sowohl in Englisch als auch in Deutsch angeboten.

7.1 Ablauf

Verantwortlich: Minas
- RfP

Der Ablauf der Emotionsinduktion lief wie folgt ab:

1. Glück (PowerPoint) → Kapitel 7.3.1
2. Langeweile (Video) → Kapitel 7.3.2
3. Frustration (Flashgame) → Kapitel 7.3.3
4. Langeweile (Spiel im Browser) → Kapitel 7.3.2

Nach jedem Szenario folgte ein sich automatisch öffnender Fragebogen zum Szenario. Der Wechsel zwischen den Szenarien musste manuell statt finden.

7.2 Fragebogen

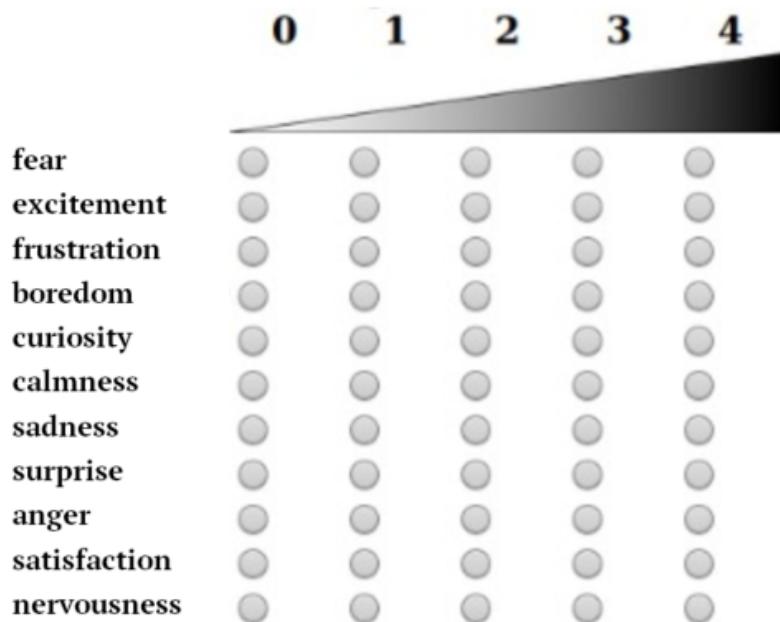
Verantwortlich: Boris
- RfP

Ein Fragebogen kann als Formular definiert werden, das einen Satz von Fragen enthält, die für einen bestimmten Zweck definiert wurden[?]. Hier dient der Fragebogen als Befragungsinstrument für die Realisierung unseres Projekts. Hierfür wurden für die Ausarbeitung die Hauptkomponenten definiert, die Auskunft über das Problem der Studie und über die Versuchsperson geben.

Für das erste Experiment dieser Studie sieht das Fragebogenmodell folgendes aus: eine Liste von elf Emotionen (Angst, Aufregung, Frustration, Langeweile, Neugier, Ruhe, Traurigkeit, Überraschung, Wut, Befriedigung und Nervosität) mit je vier nummerierten Check-Boxen, die nach der Intensität des Gefühls der betreffenden Emotion angekreuzt werden sollten. Das erste Feld entspricht der niedrigsten Intensität und das vierte Feld der höchsten Intensität. Man hat auch die Möglichkeit, keine Check-Box auf eine Emotion anzukreuzen, wenn man seiner Meinung nach die Emotion gar nicht gespürt hat. Das würde dem Intensität Null entsprechen. Zudem soll man auch für jedes Viertel der Zeit eines Szenario die dominante Emotion wählen.

Experiment series 1 – Questionnaire

Below is a list of emotions. Please indicate how strongly you felt the emotions during the experiment. Please chose a number from a scale of “0” (no emotion) to “4” (strong emotion).



Please select in the following lists for the 4 time frames which of the listed emotions occurred most strongly with you. If no emotion was dominant, please select “[none]”.

Time frames: Begin – 25%

Please select ↴

25% - 50%

Please select ↴

50% - 75%

Please select ↴

75% - 100%

Please select ↴

Abbildung 26: Bild des verwendeten Fragebogens.

7.3 Szenarien

Verantwortlich: Meryem
- RfP

Im Folgenden Kapitel werden drei verschiedene Szenarien dargeboten. Die Emotionen Glück, Langweile und Frustration werden hierfür zunächst erläutert. Für jede dieser Emotionen werden Szenarien vorgestellt, bei welchen diese bei den Probanden ausgelöst bzw angeregt werden sollen.

7.3.1 Glück

Verantwortlich: Minas
- RfP

Das Wort “Glück” wird im deutschsprachigen Gebrauch mit zwei unterschiedlichen

Grundbedeutungen verwendet. In anderen Sprachen wird dieser Begriff auseinandergehalten z.B. im englischen als "luck" und "happiness" und im französischen als "la bonne chance" und "le bonheur". Im deutschen Sprachgebrauch muss zwischen den Glückszufall und die Glücksgabe, welches nicht erzwungen werden kann und zwischen das Glücklichsein, die Glückserfahrung und das Glückserlebnis unterschieden werden[?].

In diesem Szenario war es die Absicht anhand Fotos mit Texten und Musik im Hintergrund eine Glückserfahrung oder auch ein Glückserlebnis bei den Probanden auszulösen. Abbildung 28 zeigt die hierfür verwendeten Bilder und deren Texte.

Glücks-Szenario

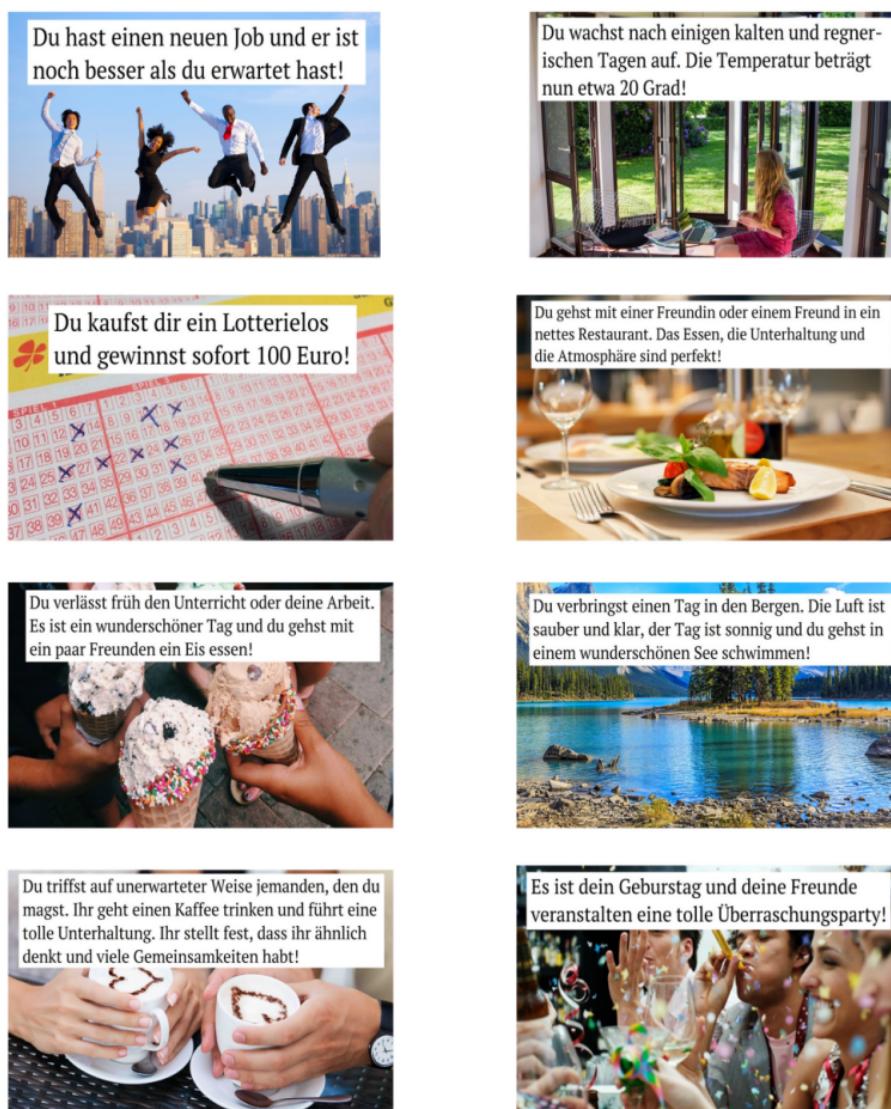


Abbildung 27: Vignetten für das Glücks-Szenario.

Die Bilder wurden in einer PowerPoint-Präsentation abgespielt. Diese wechselten alle 30 Sekunden, während die Audiodatei im Hintergrund ablief. Die Idee stammt

von der wissenschaftlichen Publikation "Mood inductions for four specific moods: A procedure employing guided imagery vignettes with music," von J. D. Mayer, J. P. Allen, und K. Beauregard. In dieser Publikation wurde versucht anhand Vignetten und Hintergrundmusik Glücksemotionen auszulösen. Die verwendete Audiodatei aus der Publikation, welches aus dem Ballettstück "Coppélia ou La Fille aux yeux d'email" stammte, wurde in diesem Szenario übernommen. Die aus der Publikation verwendeten Vignetten wurden insofern modifiziert, das einzelne durch eigene Vignetten ersetzt wurden.

7.3.2 Langeweile

Verantwortlich: Boris
- RfP

Langeweile wird im Allgemeinen als eine Emotion wahrgenommen, die man erlebt, wenn man einen Zustand durchläuft, an dem man kein Interesse hat[?]. Dieses Gefühl charakterisiert Inaktivität, Unproduktivität und kann manchmal zu Melancholie oder Traurigkeit führen. In dieser Studie wird das Erwachen der Langeweile durch eine grüne rotierende Scheibe mit einem schwarzen Strahl verursacht.

Für das erste Prototyp wird zwei Szenarios benutzt um die Langweile bei Probanden zu erwecken. Als ersten wurde eine 5 minütigen Video über die "Latente Steuer im Jahres Abschluss" von der Tax Universität¹ benutzt um diese Emotion auszulösen. Dabei ging es um eine kurze Einführungsvideo über Auswirkung von Latentesteuern in der Jahresbilanz. Als zweites Szenario würde das "Peg-Turning" Spiel benutzt. Sein Prinzip besteht darin, alle 3 Sekunden eine grüne Scheibe durch ein Mausklick zu drehen.

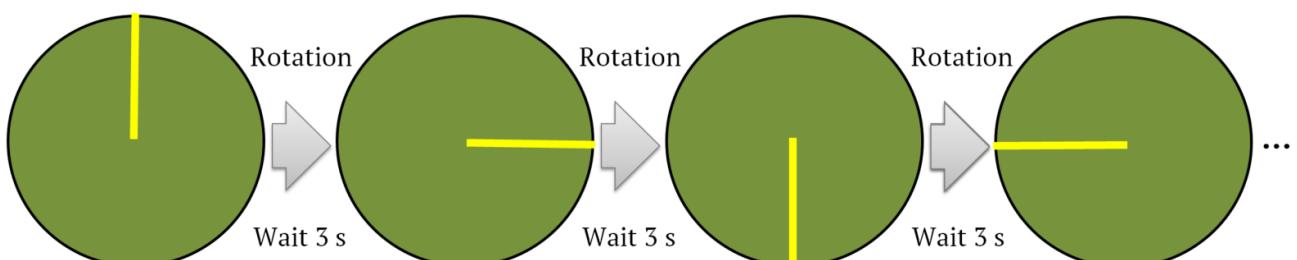


Abbildung 28: Bild des Langeweile-Szenarios.

7.3.3 Frustration

Verantwortlich: Meryem
- RfP

Die Frustration stellt einen negativen Zustand des Menschen dar, welcher mehrere Indikatoren haben kann. Dieser Zustand kann sowohl eine Gefühlslage als auch eine

¹Link zu dem Video: <https://www.youtube.com/watch?v=nhcG8zC7G2o>

Folge vorhergehender Emotionen sein. Im Allgemeinen setzt die Frustration ein, wenn Misserfolgserlebnisse sowie Versagungs- und Enttäuschungserlebnisse vorliegen. Ursachen dafür können in der Person selber und/ oder in Umwelteinflüssen liegen. Frustration wird ausgelöst, wenn die Person eine wirkliche Benachteiligung erleidet oder sie als diese wahrnimmt. Eine empfundene Ungerechtigkeit resultierend aus Erwartungen der Umwelt an die Person sowie Erwartungen, die an sich selbst gerichtet sind, können den Menschen frustrieren.

Für das Frustrationsexperiment der Studie soll auf das Auslösen der Misserfolgserlebnisse sowie eine empfundene Ungerechtigkeit zurückgegriffen werden. Der Proband wird aufgefordert das Spiel "Frustrabit" zu spielen. Ziel des Spiels ist es, den Cursor, mit Hilfe der Computermause, durch das Labyrinth zu navigieren, ohne den Rand bzw die Wand zu berühren. Hinzu kommt die Aufgabenstellung, acht Level innerhalb von fünf Minuten zu lösen, um eine Prämie von 10 EUR zu gewinnen. Zur Manipulation hat der Versuchsleiter eine kabellose Maus, von der der Proband nichts weiß. Mit Hilfe dieser Maus verhindert der Versuchsleiter, dass der Proband die Aufgabenstellung erfüllen und die Prämie gewinnen kann, indem der Versuchsleiter den Cursor nach belieben an die Wand des Labyrinths steuert.

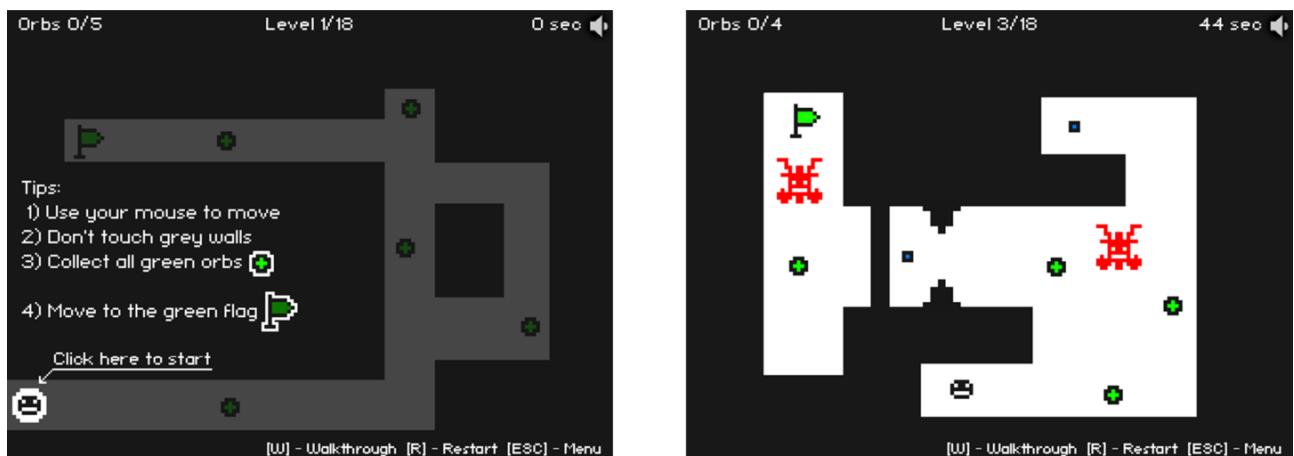


Abbildung 29: Bild des Frustrabit Spieles für das Frustration-Szenario.

8 Messreihe

Verantwortlich: Kevin, Artur

Die erste Messreihe wurde in den Räumen des Forschungskolleg Siegens (FoKos) durchgeführt. Diese Messreihe wurde mit dem in vorherigen Arbeiten erstellten und von der Projektgruppe montierten ersten Prototypen aufgenommen. Insgesamt haben 22 Teilnehmer an dieser Studie teilgenommen. Die Messungen fanden in den beiden Wochen vom 04.12.17 bis 08.12.17 und 29.01.18 bis 09.02.18 statt. Eine Auswertung zur Qualität dieser erhaltenen Daten findet in nachfolgenden Kapiteln statt. Der an vorheriger Stelle schon beschriebene Prototyp bestand aus 2 Leiterplatten, die mittels Datenkabeln miteinander verbunden waren. Zusätzlich wurde das in Abb. 2 dargestellte Kopfband als Trägersystem für die Sensoren verwendet.

9 Mustererkennung

Verantwortlich: Artur
- RfP

In diesem Kapitel werden alle Schritte entlang der ERC (vgl. Kapitel 3.12) konkretisiert und es wird detailreich beschrieben, wie wir vorgegangen sind.

9.1 Datenerfassung

In Kapitel 3.12.1 wurde das verwendete Datenset bereits detailliert beschrieben, sodass hier darauf verzichtet wird.

9.2 Vorverarbeitung

Wie bereits in Kapitel 3.12.2 beschrieben, ist das Ziel der Vorverarbeitung die "Verbesserung" der Daten für die nachfolgenden Schritte der ERC. Im Rahmen des ELISE Projektes wurden Normalisierungstechniken auf dem gesamten Datensatz angewendet. Wir haben insbesondere die Standardnormalisierung verwendet, welche den Mittelwert der Daten auf Null setzt und die Einheitsvarianz ergibt [?]. Die Formel für die Standardnormierung lautet:

$$x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (2)$$

wobei x ein Datenpunkt eines Sensorkanales, \bar{x} ist der Durchschnitt der Gesamtheit für diesen Sensorkanal und σ ist die entsprechende Standardabweichung.

9.3 Segmentation

Wie bereits in Kapitel 3.12.3 beschrieben, ist das Ziel der Segmentation Teile von Daten zu identifizieren, welche wichtige Informationen über die zu erkennenden Emotionen enthalten. In dieser Projektarbeit wurde ein Schiebefensteransatz (engl. "sliding window approach") verwendet. Ziel der Methode ist die Segmentierung der vorhandenen Daten in kleinere Einheiten, um die Merkmalsextraktion sowie die anschließende Klassifizierung zu vereinfachen oder gar erst zu ermöglichen. Die Länge des Zeitfensters (engl. "time window") und des Gleitschritts (engl. "sliding stride") sind zu bestimmende Parameter (und werden auch als "Hyperparameter" bezeichnet), wobei sich das Zeitfenster auf die feste Größe pro extrahiertem Segment und der Gleitschritt auf den Abstand zu dem Beginn des darauf folgenden Zeitfensters bezieht. Es ist zu beachten, dass sich aufeinanderfolgende Zeitfenster

überlappen können, sobald der definierte Gleitschritt kleiner als das Zeitfenster ist.

Die Daten werden auf Zeitstempel-Ebene mit Etiketten beschriftet, basierend auf den von der jeweiligen Versuchsperson ausgefüllten Fragebögen. Jedem Zeitfenster wird ein Etikett zugeordnet, welches das dominante (d.h. am meisten vorhandene) Etikett der im entsprechendem Fenster enthaltenen Zeitstempel basiert. Es wird davon ausgegangen, dass jedes Zeitfenster nur von einer Emotion belegt ist.

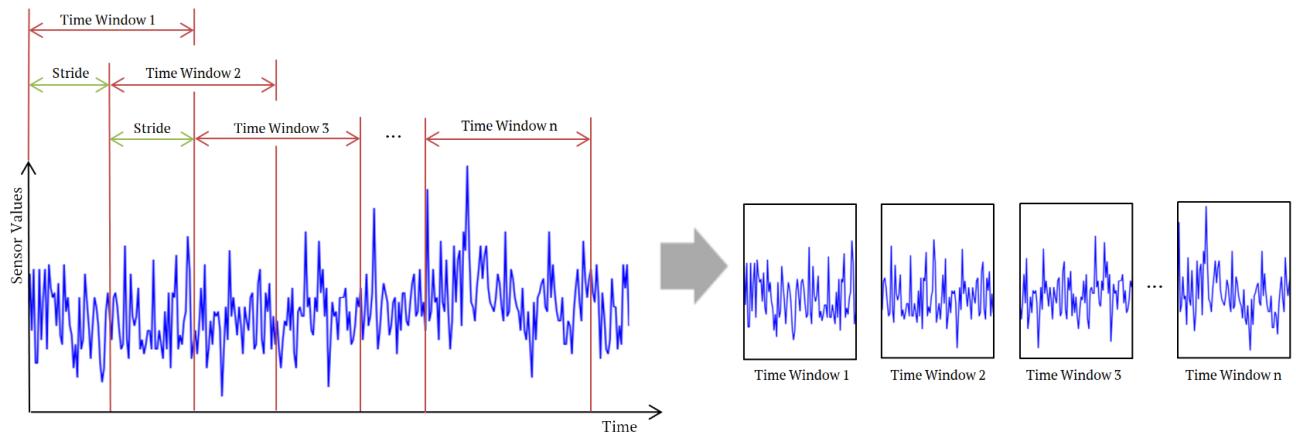


Abbildung 30: Schiebefenster-Segmentierung: Die Daten werden durch ein Zeitfenster fester Größe in kleinere Segmente aufgeteilt. Das Fenster wird mit einem festen Gleitschritt geschoben, um den aufeinanderfolgend Daten-Zeitfenster zu erhalten.

9.4 Merkmalsextraktion

RfP

Wie bereits in Kapitel 3.12.4 beschrieben, ist das Ziel der Merkmalsextraktion Charakteristiken und Merkmale in den Daten zu finden, die für das Klassifizierungsproblem von möglichst hoher Relevanz sind. Im Rahmen des ELISE Projektes haben wir verschiedene Vorgehensweisen angewendet. Im den folgenden Unterkapiteln werden diese vorgestellt.

9.4.1 Handgefertigte Merkmale

Der handgefertigten Merkmal Ansatz (enlg. "hand-crafted features approach") besteht in der Berechnung relativ einfacher Merkmale von denen vermutetet wird, dass sie für das Klassifizierungsproblem der Eingangssignale relevant sein können. Diese Vorgehensweise hat den Vorteil des einfachen Aufbaus als auch der relativ geringen benötigten Rechenleistung, wobei potentiell gute Klassifizierungsergebnisse erwarten werden.

Obwohl frühere Forschungsarbeiten schon handgefertigte Merkmale zur Emotionserkennung unter mithilfe physiologischer Signale getestet haben (vgl. [?]), wurde dieser Ansatz noch nie für die Erkennung dieser spezifischen Emotionen unter Verwendung dieser Kombination von Sensoren getestet. Zusätzlich haben wir zuerst handgefertigte Merkmale getestet, um ein Basisergebnis zu liefern, mit der die Ergebnissen der anderen Ansätze vergleichen werden können. Handgefertigte Merkmale sind in der Regel entweder einfache statistische Werte, Fourier-basierte oder selbstentwickelte Merkmale sein, die aufgrund von Vorkenntnissen der Daten verwendet werden. Diese Arbeit wurden statistische, Fourier-basierte und selbsten entwickelte Merkmale getestet.

Statistische Merkmale

Die Tabelle 3 fasst die elf verschiedenen und in der Studie verwendeten statistischen Merkmale zusammen [?]. Wir bezeichnen $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_T)$ als Vektor, der die in einem Datenzeitfenster der Länge T enthaltenen Sensorwerte für einen Sensorkanal darstellt.

Merkmalname	Definition
Mittelwert	$mean(\mathbf{x}) = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T (x_k)$
Standard-Abweichung	$\sigma(\mathbf{x}) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{k=1}^T (x_k - \mu)^2}$
Maximum	$max(\mathbf{x}) = \max(x_1, x_2, \dots, x_T)$
Minimum	$min(\mathbf{x}) = \min(x_1, x_2, \dots, x_T)$
Amplitude	$A(\mathbf{x}) = max(\mathbf{x}) - min(\mathbf{x})$
25/50/75% Perzentil	Wert einer Menge, unter dem 25/50/75% der Werte aus der Menge fallen.
Interquartiler Bereich	Differenz zwischen dem 75. und 25. Perzentil.
Schräge	$\gamma_1(\mathbf{x}) = E \left[\left(\frac{X-\mu}{\sigma} \right)^3 \right] = \frac{\mu_3}{\sigma^3} = \frac{E[(X-\mu)^3]}{(E[(X-\mu)^2])^{3/2}} = \frac{\kappa_3}{\kappa_2^{3/2}}$
Kurtosis	$Kurt[\mathbf{x}] = E \left[\left(\frac{X-\mu}{\sigma} \right)^4 \right] = \frac{\mu_4}{\sigma^4} = \frac{E[(X-\mu)^4]}{(E[(X-\mu)^2])^2}$

Tabelle 3: Statistische Merkmale, die im Rahmen des ELISE-Projektes verwendet wurden.

Fourier-basierte Merkmale

Die in diesem Kapitel präsentierten Ergebnisse wurden in einer Bachelorarbeit [?] ermittelt, die auch ihm Rahmen des ELISE-Projektes geschrieben wurde.

Die Transformation von Zeitsignalen im Frequenzbereich bei Studien zu einem gängigen Werkzeug für die Analyse von Zeitreihendaten geworden. Es basiert auf

einem mathematischen Prozess namens Fouriertransform, wo ein Signal in einer unendlichen gewichteten Summe von Sinus- und Cosinusknoten unterschiedlicher Frequenz zu zerlegen. Bei einer kontinuierlichen Funktion $f : t \rightarrow f(t)$ ist der Fouriertransformation $F(w)$ eines Signals f :

$$F(w) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-2\pi i w t} dt \quad (3)$$

In den meisten realen Anwendungen sind die Signale jedoch diskontinuierlich. Eine alternative Fourier-Transformation, die sogenannte diskrete Fourier-Transformation (engl. "discrete fourier transform"), kann dann stattdessen angewendet werden. Ein diskretes Signal $x = (x_0, x_1, x_2, \dots, x_{N-1})$ von N Punkten wird durch die folgende Formel gegeben:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-\frac{2\pi i}{N} kn} \quad (4)$$

wobei die Koeffizienten $X_k \in \mathbb{C}$ die Fourier-Koeffizienten des Originalsignals sind. Die Fourier-Koeffizienten werden hauptsächlich verwendet, um das Leistungsspektrum (engl. "power spectrum") $p(x)$ des Signals x zu berechnen, das Auskunft über den Beitrag jeder Frequenzkomponente zum Signal gibt. Die Komponenten $p_k(x)$ des Leistungsspektrums für $k \in \{0, 1, \dots, N - 1\}$ werden berechnet durch:

$$p_k(x) = \Re(X_k^2) + \Im(X_k^2) \quad (5)$$

wobei $p_k(x)$ mit der Energie des Signals x verglichen werden kann, das der k -ten Frequenz zugeordnet ist.

Um frequenzbezogene Merkmale zu extrahieren, wird das Leistungsspektrum der Signale in vier Frequenzbänder gleicher Länge unterteilt. Der Mittelwert, die Standard-Abweichung, das Maximum und das Minimum wurde dann auf jedem Frequenzband für jeden Sensorkanal extrahiert, was zu einem Prozess der Merkmalsextraktion aus normalisierten Datenrahmen führte, wie in Abbildung 31 dargestellt.

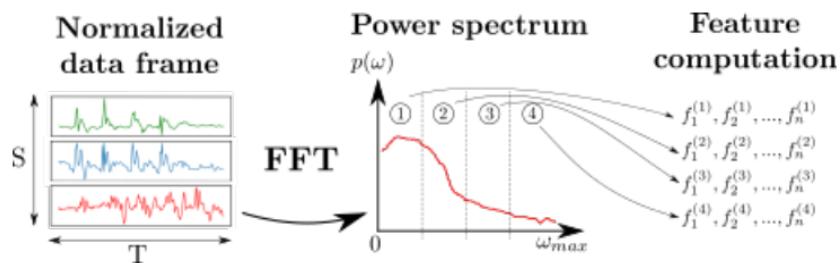


Abbildung 31: Merkmalsextraktion aus frequenzbezogener Domain.

Zusätzlich wurde für jeden Sensorkanal des gesamten Spektrums die Standardabweichung extrahiert. Dies führt zu insgesamt $9 * (1 + 4 * 4) = 153$ Merkmalen im Frequenzbereich pro Zeitfenster.

Selbstentwickelte Merkmale

Es wurden zwei eigene Merkmale definiert [?]. Nulldurchgang (engl. "zero crossing") und Anzahl der Spitzen (engl. "number of peaks"). Im Folgendem werden diese beiden Merkmale detailliert beschrieben.

Das Nulldurchgang-Merkmal zählt die Häufigkeit, mit der das Signal eines Sensorkanals in einem Zeitfenster die Nulllinie überschreitet. Alle Sensorsignale wurden durch Normierung verarbeitet (vgl. Kapitel 9.2) und damit wurden alle Mittelwerte auf Null zentriert. Um zu vermeiden, dass Rauschen entlang der Nulllinie in dem Merkmal gezählt wird, wird nur ein Nulldurchgang in einer bestimmten Zeitspanne gezählt.

Das Spitzenzähler-Merkmal bestimmt die Anzahl von lokalen Hochpunkten im Zeitsignal. Alle lokalen Maximen sind durch einen Onset (Startpunkt), eine Spitzene und einen Offset (Endpunkt) gekennzeichnet (vgl. Abbildung 32). Jedes Vorkommen einer Onset/Offset-Paarung wird hierbei als Spitzene gezählt. Onsets, Spitzen und Offsets werden durch die folgenden Operationen identifiziert (vgl. [?]):

- Ein Onset wird bestimmt, wenn der Wert des Signals an diesem Punkt nicht negativ ist und die Differenz zwischen ihm und dem nächsten größer als ein vordefinierter Schwellenwert (engl. "threshold") ist.
- Ein Offset wird bestimmt, wenn der Wert des Signals kleiner als der Wert des zuletzt gesetzten Onsets ist.
- Das lokale Maximum zwischen einem Onset und Offset wird als Spitzene bezeichnet.

Jedes handgefertigte Merkmal wird auf einem Zeitfenster von Daten für jeden Sensorkanal unabhängig voneinander angewendet. Jedes Zeitfenster ist daher 117 Merkmalen zugeordnet (9 Sensorkanäle multipliziert mit 13 Merkmalen).

9.4.2 Codebook Approach

Die bisherige Methodik mit handgefertigten Merkmalen ist klassisch für den überwachten Lernansatz. Es existieren aber auch einige Nachteile. Das Hauptproblem besteht darin, dass nicht sichergestellt werden kann, dass die gewählten

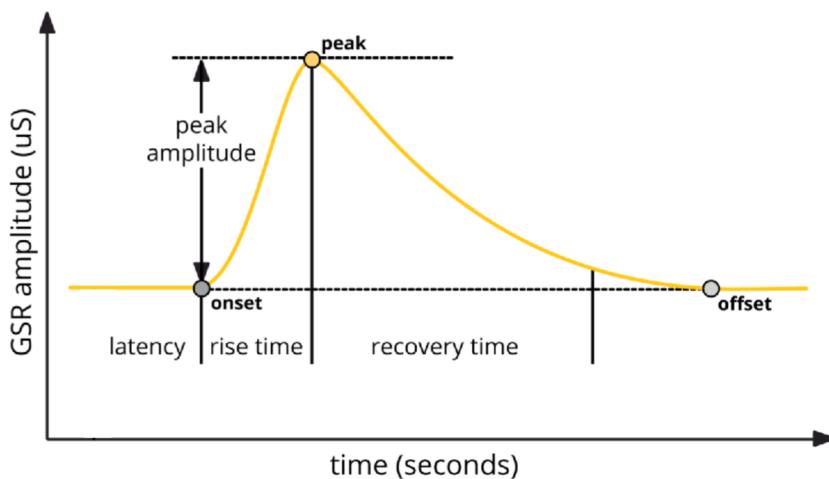


Abbildung 32: Spitzenzähler-Merkmal: Onset (Startpunkt), Spitze und Offset (Endpunkt). Jedes Paar von Onset/Offset erhöht die Anzahl der Spitzen um eins.

Merkmale die besten Klassifizierungsergebnisse erzielen. Damit besteht immer die Gefahr, dass möglicherweise andere Merkmale bessere Ergebnisse liefern würden, diese handgefertigten Merkmale aber die nicht gefunden wurden. Dieses Risiko besteht insbesondere bei der physiologischen Signalverarbeitung zur Emotionserkennung, wo die Struktur der Daten noch recht unbekannt und allgemein komplex ist. Eine weitere Schwierigkeit besteht darin, relevante selbstentwickelte Features ohne Expertenwissen über die Daten zu finden. Darüber hinaus wurden noch keine gut funktionierenden State-of-the-Art handgefertigten Merkmale identifiziert. Aus diesen Gründen ist es interessant halbautomatische und unüberwachter Ansätze der Merkmalsextraktion zu verwenden und zu testen.

K. Shirahama et al. [?] schlugen eine unüberwachte Merkmalsextraktionsmethode namens Codebook Approach (CA) vor, um Merkmale aus 1D-Zeitreihensignalen zu erzeugen. Der CA hat den Vorteil, dass formbasierte Merkmale gefunden werden können, die für das Problem der Emotionserkennung relevant sind, aber weder offensichtlich noch leicht als Mensch zu interpretieren sind. Der CA besteht aus drei Schritten, die in den folgenden Abschnitten erläutert werden: Codebuchkonstruktion (engl. "codebook construction"), Codewortzuordnung (engl. "codeword assignment") und der anschließenden Klassifizierung.

Codebuchkonstruktion

Ziel dieses Schrittes ist es, Teilsequenzen (sogenannte "Codewörter") zu bestimmen, die für die 1D-Eingangssensorik charakteristisch sind. Dies wird erreicht, indem Zeitfenster aus dem ursprünglichen Datensatz für jeden Sensorkanal unabhängig voneinander nach dem im Kapitel 9.3 definierten Segmentierungsansatz extrahiert werden. Aus jedem so erhaltenen Zeitfenster der Größe T werden kleinere Segmente der Größe α unterteilt. Ein Clustering-Algorithmus wird dann

auf die Menge der Segmente α angewendet, um Clusterzentren zu finden. Nach der Konvergenz werden die Clusterzentren als Codewörter betrachtet und zum Aufbau einer Sammlung von Codewörtern mit dem Namen "Codebuch" verwendet, wie in Abbildung 33 aus [?] dargestellt. Die Anzahl der Codewörter (d.h. die Größe des Codebuchs oder die Anzahl der Cluster) ist ein Hyperparameter des Verfahrens. Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein k-means Clustering-Algorithmus verwendet, um die Codewörter auf den ELISE-Daten zu erhalten.

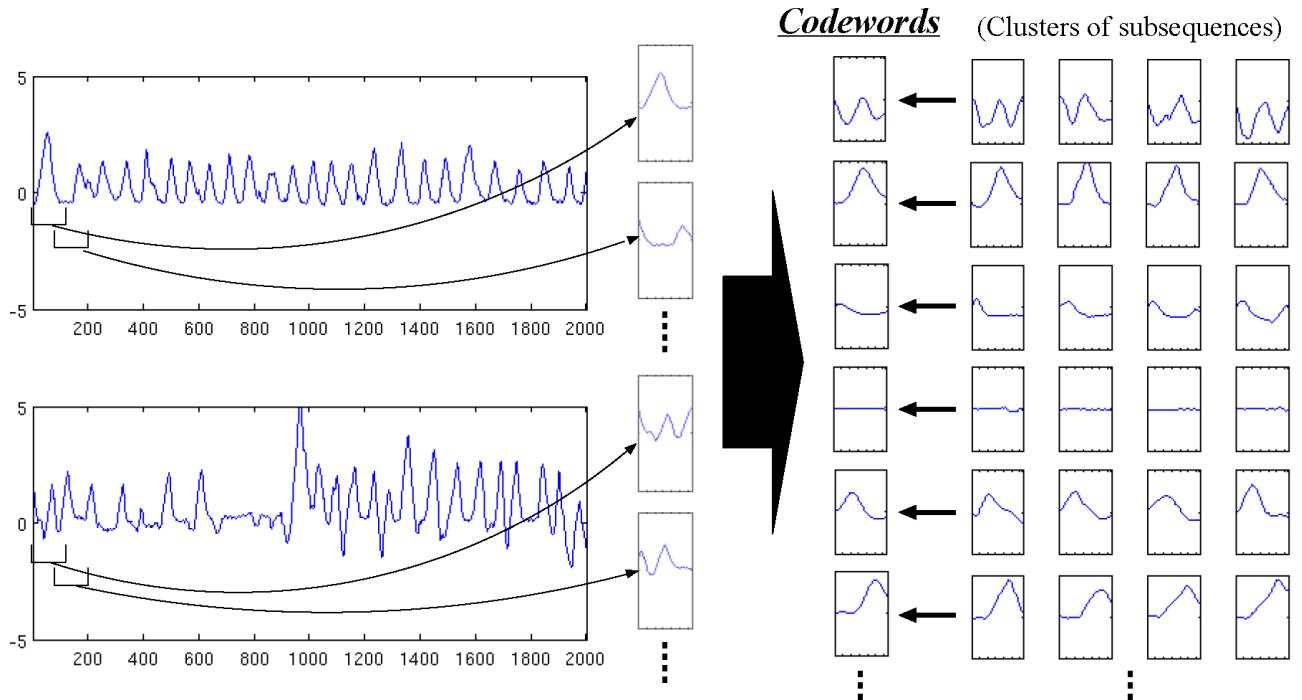


Abbildung 33: Codebuchkonstruktion: Zeitfenster von Daten werden zunächst extrahiert. Ein Clustering-Algorithmus wird dann auf das alle Zeitfenster angewendet, um Clusterzentren (und damit Codewörter) zu finden, die zum Aufbau des Codebuchs verwendet werden.

Codewortzuordnung

Nach der Konstruktion der Codewörter wird für jedes Zeitfenster T ein histogrammbasierter Merkmalsvektor erstellt (vgl. Abbildung 34, entnommen aus [?]). Der zu klassifizierende Datensatz wird zunächst in Zeitfenster der Größe T segmentiert, aus denen Segmente der Größe α nach dem gleichen Verfahren wie beim Aufbau des Codebuchs extrahiert werden. Jedes Segment α wird dann mit den Codewörtern verglichen, so dass das "ähnlichste" Codewort gefunden werden kann. Ein K-Bin-Histogramm (mit K Anzahl der Codewörter) mit Informationen über die Anzahl der Male enthält, die jedes Codewort als am ähnlichsten zu den Segmenten α im Zeitfenster T betrachtet wurde, wird dann erstellt und als Merkmalsvektor verwendet, um das zu klassifizierende Zeitfenster T darzustellen. Das Maß für die Ähnlichkeit von Codewörtern und Datensegmenten α basiert auf der euklidischen Entfernung.

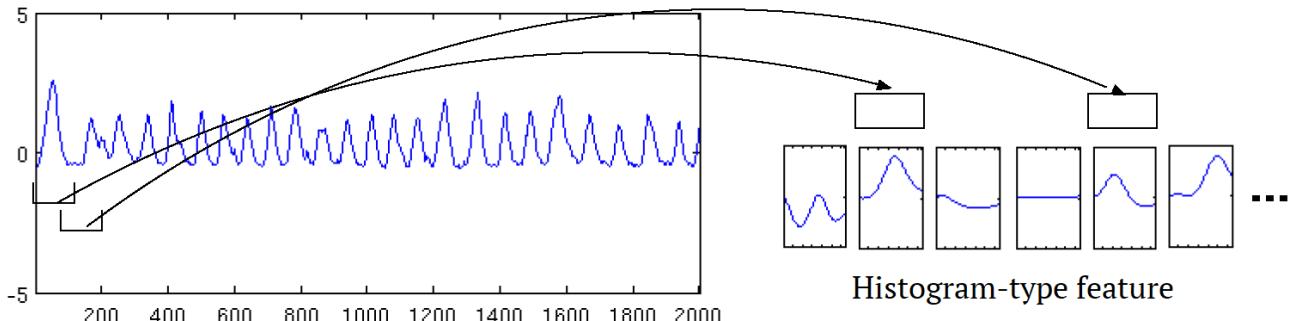


Abbildung 34: Codewortzuweisung: Jedes Datensegment wird mit den Codewörtern verglichen und ein Histogramm mit Informationen darüber, wie oft jedes Codewort als "am ähnlichsten" betrachtet wurde, wird erstellt.

Der zuvor beschriebene Ansatz wird als "Hard-Zuordnung" (engl. "hard assignment") bezeichnet, da Datensegmente einem einzigen Codewort zuzuordnen werden. Ein Nachteil dieser Vorgehensweise ist die mangelnde Flexibilität im Umgang mit potenzieller Unsicherheit bei der Codewortzuweisung, die z.B. auftreten kann, wenn ein Zeitfenster von Daten zwei oder mehr Codewörtern sehr ähnlich ist, da es nur einem zugeordnet werden kann. Ein alternativer Ansatz dieses Problem zu umgehen ist die so genannte "Soft-Zuordnung" (engl. "soft assignment"). Hierbei werden auch alle Codewörter des Codebuchs Datensegmenten zuzuordnen, wobei die Ähnlichkeit jeweils als ein Bin im Histogramms dargestellt wird. Sehr ähnlich entspricht hierbei einem hohen Wert und nicht ähnlich einem kleinen Wert (anstatt 0 oder 1 wie in der Variante der Hard-Zuordnung). Eine Kerneldichtefunktion (vgl. [?]) wird verwendet, um die Histogramm-Bins zu berechnen. Es wurde die folgende Funktion verwendet:

$$f(\alpha, c_k, p) = \frac{1}{\gamma} \frac{g(\alpha, c_k, p)}{\sum_{i=1}^K g(\alpha, c_i, p)} \quad (6)$$

wobei $f(\alpha, c_k, p)$ die Ähnlichkeit des Segments α bezeichnet, das sich auf das Codewort c_k bezieht. p ist ein Glättungsparameter (ein großes p bewirkt eine starke Glättung), γ ist die Anzahl der Segmente im Zeitfenster T und:

$$g(\alpha, c_k, p) = \frac{1}{\sqrt{2\pi p^2}} \exp\left(-\frac{d(\alpha, c_k)}{2p^2}\right). \quad (7)$$

Um numerischen Unterlauf zu vermeiden, wird die Gleichung (7) zunächst mit dem Log-Sum-Exp-Trick (vgl. [?]) berechnet.

Fusion mehrerer Sensoren

Oftmals werden mehrere Sensoren verwendet, die gleichzeitig mehrere verschiedene

Signale derselben Emotion erzeugen. Die Fusion dieser Signale ist wichtig, da sie die Genauigkeit der Emotionserkennung verbessern kann. Es gibt zwei verschiedene Ansätze (vgl. [?]): die frühe Fusion (engl. "early fusion") und die späte Fusion (engl. "late fusion"):

- Frühe Fusion: In der Dimension $K \times S$ wird nur ein Klassifizierer benötigt, wobei K die Anzahl der Codewörter und S die Anzahl der Sensorkanäle ist. Der Klassifikator wird anhand der Verkettung von Codebuchmerkmalen trainiert und ausgewertet, die auf jedem Sensorkanal unabhängig voneinander berechnet wurden.
- Späte Fusion: Erfordert mindestens S -Klassifikatoren (einen für jeden Sensorkanal). Ein Klassifizierer wird unabhängig für jeden Sensorkanal unter Verwendung der für den betrachteten Sensor erhaltenen Codebuchmerkmale trainiert. Die Vorhersagen der S -Klassifikatoren werden dann fusioniert, um die Klassenbezeichnung des zu klassifizierenden Zeitfensters zu schätzen (z.B. mit einem zusätzlichen Klassifizierer).

In dem ELISE Projekt verwenden wir den späten Fusionsansatz, weil er rechnerisch günstiger ist und von K. Shirahama (vgl. [?]) empfohlen wird.

9.4.3 Deep Neural Networks (DNN)

Im Rahmen des ELISE Projektes, wurden verschiedene Deep Neural Networks (DNN) getestet[?]. Die Standardarchitektur Multilayer Preceptron (MLP), Long Short-Term Memory Network (LSTM), ein CNN/LSTM Hybrid, eigene MLP-Architekturen sowie multimodale MLP (vgl. Abbildung 37 und multimodale CNN wurden bewertet. Alle Ansätze erhalten Datenfenster der Größe $T \times S$ als Input, mit $T = 420$ aufgenommene Datenpunkte pro Sekunde jedes Sensors und $S = 9$ Sensorkanäle. Jedes Modell hat einen Softmax-Output-Layer mit vier Neuronen, jeweils einen pro Klasse. Da die Softmax-Funktion monoton ist und die Summe aller Ergebnisse immer eins ergibt, ist jedes einzelne Ergebnis auch gleichzeitig die Wahrscheinlichkeit, dass der aktuelle Input zu einer Klasse gehört. Alle Modelle wurden mit einem ADADELTA-Optimierer[?] trainiert, wobei die entsprechenden Hyperparameter (z.B. Anzahl der Layer, Neuronen pro Layer, ...) manuell ausgewählt wurden.

Der verwendete MLP hat drei zusätzliche versteckte Layer mit 1.000 Neuronen und ReLU-Aktivierung[?]. Alle Layer sind verbunden, d.h. der Output aller Neuronen eines Layers werden als Input eines jeden einzelnen Neuronen auf den nächsten

Layer.

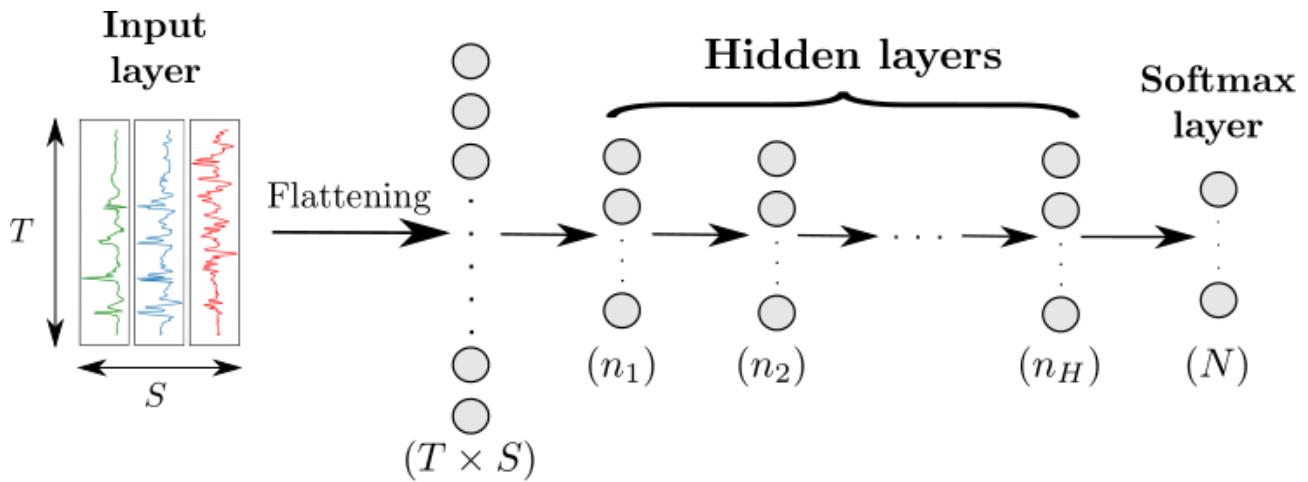


Abbildung 35: Architektur eines MLP Network.

Die verwendete CNN besteht aus drei faltungsbedingten Layern mit zehn Filter-Kernels und jeweils einem ReLU. Die Kernel-Größe ist 41×1 für den ersten Layer, 21×1 für den zweiten und 11×1 für den dritten Layer. Da die zweite Dimension immer eins ist, funktioniert jeder Kernel immer nur an einem Sensorkanal. Alle faltungsbedingten Layer werden gefolgt von einem Maxpooling-Layer der Größe 2×1 , welcher den Output um den Faktor zwei downsamplet.

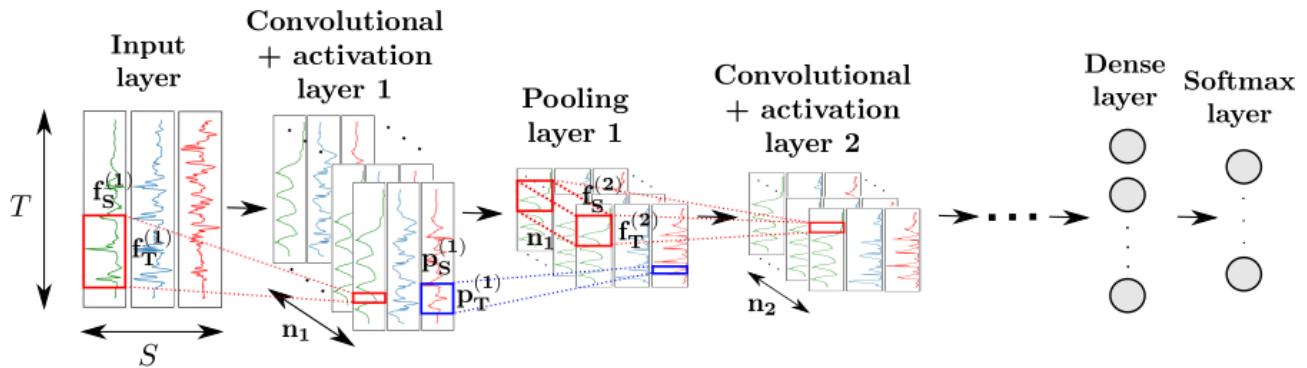


Abbildung 36: Architektur eines CNN Network.

Für MLP und CNN wurde zusätzlich ein Multimodal-Network getestet, welche auch bekannt als mMLP bzw. mCNN sind. Anstatt das ganze Zeitfenster als Input zu benutzen, wird hier jeweils ein Neural-Network mit drei versteckten Layern für jeden Sensorkanal verwendet (siehe Abbildung [?]). Die Ergebnisse wurden zusammengeknüpft und als Input für einen zusätzlichen verbundenen Layer genutzt.

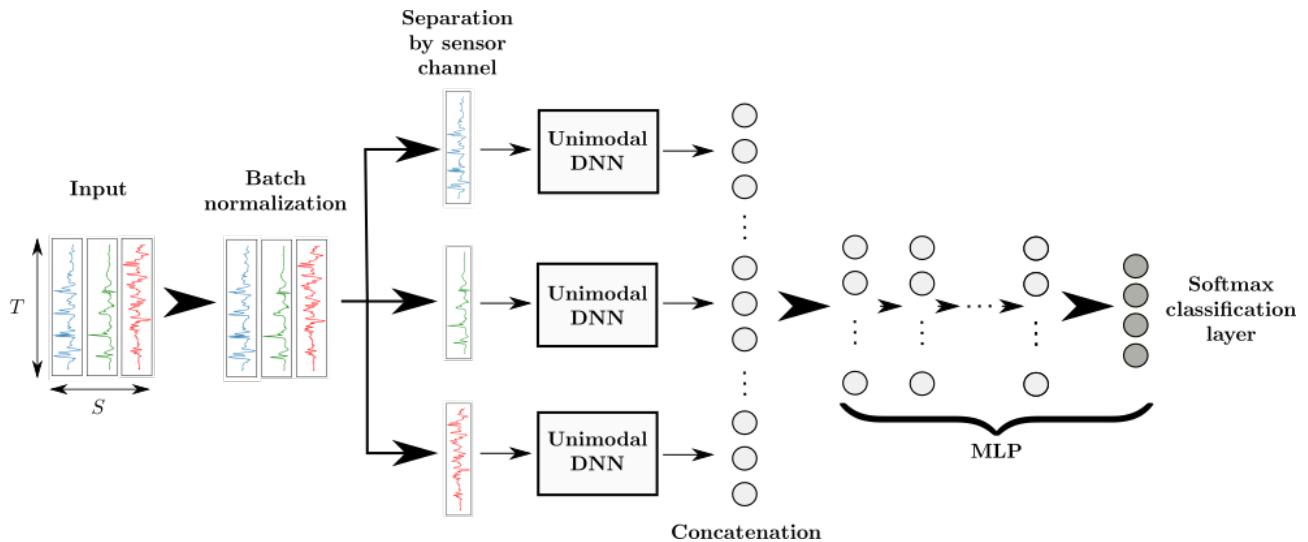


Abbildung 37: Eigene Architektur eines Multimodal-MLP-Network.

LSTMs[?] sind eine spezielle Form von wiederkehrenden Neural-Networks. Sie sind in der Lage, Informationen zu speichern, um Muster über die Zeit zu erkennen. Nicht wiederkehrende Neural-Networks lernen im Gegensatz dazu nur von den aktuellen Input-Daten. Das Verhalten über die Zeit gesehen wird von den sogenannten "Gates" kontrolliert, welche den Informationsfluß innerhalb eines Networks beeinflussen können. Das "Input-Gate" sakralisiert den Einfluss des neuen Daten-Inputs, während das "Forget Date" den Einfluss der gespeicherten Informationen über den vorherigen Zustand des Neurons steuert. Am Ende wird der neue Output von dem "Output-Gate" modifiziert.

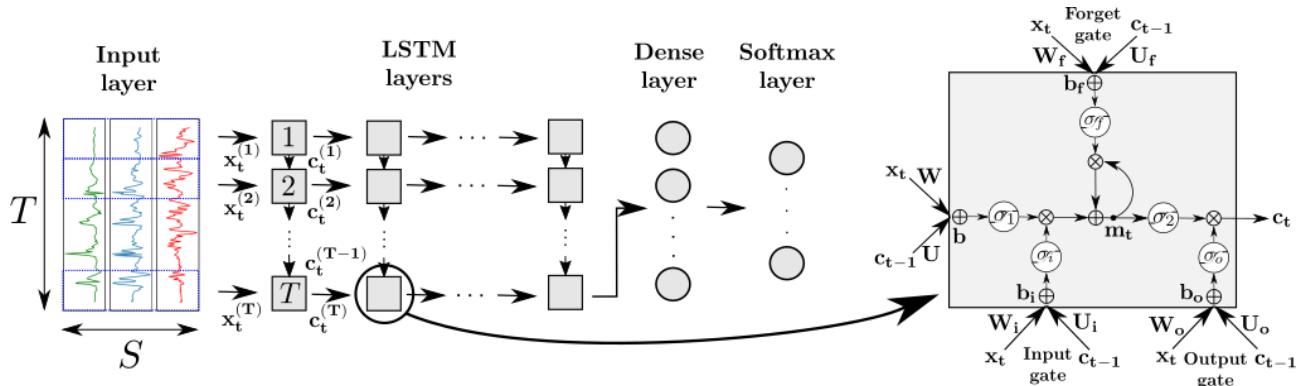


Abbildung 38: Architektur eines LSTM-Networks.

Das CNN/LSTM-Hybrid-Modell stapelt einfach die beiden Networks. Die ersten Layer sind die der vorhin geschriebenen CNN, welche dann von den Layern der LSTM-Layer gefolgt werden.

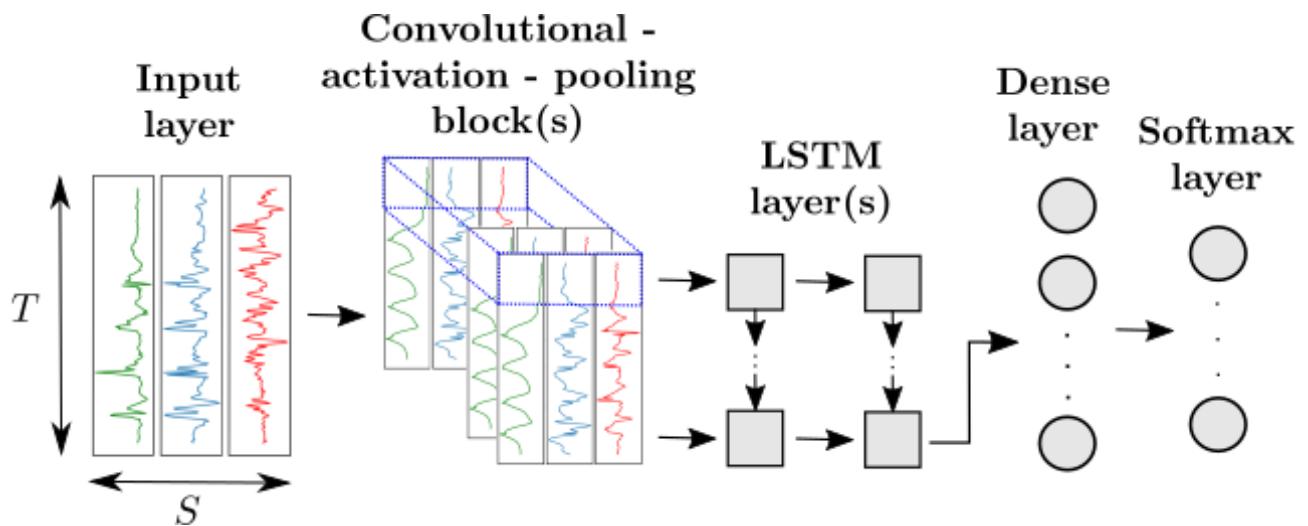


Abbildung 39: Architektur eines CNN/LSTM-Hybriden.

9.4.4 Merkmals Auswahl

Um bessere Kombinationen von handgefertigten Merkmalen zu finden, kann ein Bottom-Up-Merkmal-Auswahlalgorithmus verwendet werden, der auf der Prüfung von Gruppen von Merkmalen mit zunehmender Größe basiert. Zunächst wird das Merkmal mit der höchsten Klassifizierungsperformance unter allen verfügbaren Merkmalen ausgewählt. Anschließend wird die Performance von Gruppen von zwei Merkmalen, die sich aus dem ausgewählten Merkmal und der Reihe nach jedem anderem Merkmal zusammensetzen, werden dann getestet und das beste Paar wird ausgewählt. Dieser Prozess wird so lange wiederholt wiederholt, bis alle relevanten Merkmale verwendet wurden. Am Ende wird die beste Kombination von Merkmalen ausgewählt. Es sei darauf hingewiesen, dass es sich um einen heuristischen Algorithmus handelt, so dass es möglich ist, dass unter Umständen die absolut beste Kombination nicht zwingend gefunden wird.

Der folgende Pseudocode beschreibt unseren Algorithmus zur Merkmalsauswahl:

Algorithm 1: Merkmalsauswahl-Algorithmus.

```

1 Input parameters:
2   -  $C, \gamma$  = C-SVM params
3   -  $candidates = [f_1, f_2, \dots, f_n]$  list of n features to test
4   -  $training\_set$  = set of all features computed on the training data
5   -  $testing\_set$  = set of all features computed on the testing data
6 Output parameters:
7   -  $best\_feature\_combination$  = list of the best features
8   -  $best\_accuracy$  = classification accuracy obtained by the best features
9   -  $feature\_ranking$  = list ranking features in decreasing order of
  relevance
10
11 Begin
12  $candidates\_to\_test = candidates$ 
13  $current\_best\_features = \emptyset$ 
14  $current\_best\_accuracy = -1$ 
15  $all\_time\_best\_features = \emptyset$ 
16  $all\_time\_best\_accuracy = -1$ 
17  $feature\_ranking = \emptyset$ 
18 while  $candidates\_to\_test \neq \emptyset$  do
19   for  $feature_f$  in  $candidates\_to\_test$  do
20      $trained\_svm =$ 
      $train\_svm(C, \gamma, training\_set, current\_best\_features \cup \{f\})$ 
21      $accuracy =$ 
      $evaluate\_svm(trained\_svm, testing\_set, current\_best\_features \cup$ 
      $\{f\})$ 
22     if  $accuracy > current\_best\_accuracy$  then
23        $best\_feature\_of\_iteration = f$ 
24        $current\_best\_accuracy = accuracy$ 
25     if  $accuracy > all\_time\_best\_accuracy$  then
26        $all\_time\_best\_features = current\_best\_features \cup \{f\}$ 
27        $all\_time\_best\_accuracy = accuracy$ 
28    $feature\_ranking = feature\_ranking \cup [best\_feature\_of\_iteration]$ 
29    $current\_best\_features =$ 
      $current\_best\_features \cup [best\_feature\_of\_iteration]$ 
30    $candidates\_to\_test = candidates\_to\_test \setminus [best\_feature\_of\_iteration]$ 
31 return  $all\_time\_best\_features, all\_time\_best\_accuracy, feature\_ranking$ 

```

9.5 Klassifikation

Verantwortlich: Artur
- RfP

Wie bereits in Kapitel 3.12.5 beschrieben ist das Ziel der Klassifizierung ein Klassifizierungsmodell zu trainieren, das in der Lage ist, Objekte in den Daten in die entsprechende Klasse zuzuordnen. Die Klassen entsprechen hierbei den Emotionen, die erkannt werden sollen: Glück, Langeweile, Frustation und andere (d.h. alle Emotionen, die nicht Glück, Langeweile oder Furstation entsprechen).

Als erstes wird der Datensatz in ein Trainings- und Testset aufgeteilt. Es gibt keine festgelegten Regeln über die Proportionen der Sets. Im Allgemeinen wird das Trainingsset aber größer als das Testset gewählt. Da die Leistungen des Klassifikators jedoch stark von der gewählten Aufteilung abhängen, ist es wichtig, sicherzustellen, dass dieser Schritt richtig durchgeführt wird. Bei einem Datensatz mit mehreren Probanden empfiehlt sich für die Aufteilung zwischen Trainings- und Testsets die Durchführung einer Leave-One-Subjekt-Out-Cross-Validierung (LOSOCV). Die Idee besteht darin, N verschiedene Aufteilungen des Datensatzes vorzunehmen, wobei N die Anzahl der Personen ist, die Daten für den Datensatz bereitgestellt haben. Für jeden dieser Splits wird der Testset aus den Daten eines Probanden aufgebaut, während die Daten der anderen Probanden das Trainingsset bilden. Anschließend wird ein Klassifizierer erstellt und ausgewertet. Dies wird für alle Probanden wiederholt, d.h. N mal. Die so erhaltenen N -Bewertungskennzahlen (eine pro Proband) können dann gemittelt werden, um eine Gesamtbewertung des Modells zu erhalten. Es ist wichtig zu beachten, dass der LOSOCV-Ansatz bei einer hohen Anzahl von Probanden sehr rechenintensiv sein kann.

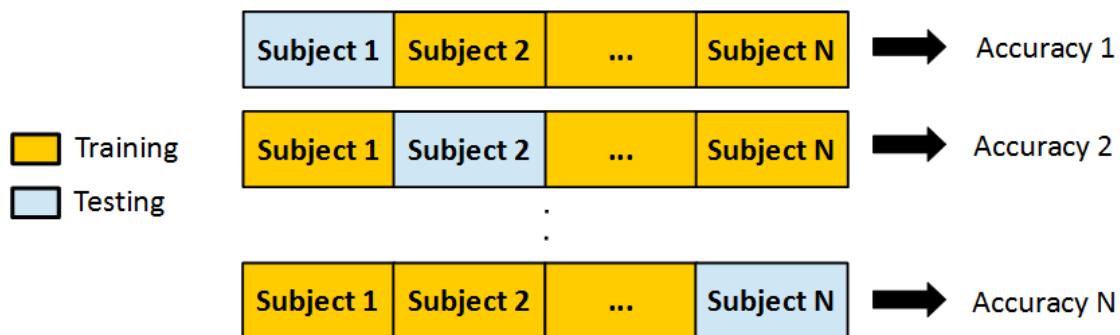


Abbildung 40: Leave-One-Subjekt-Out-Cross-Validation (LOSOCV): N entspricht der Anzahl der Probanden. Für jeden Split wird ein Testset aus den Daten eines Probanden aufgebaut, während die Daten der anderen Probanden einen Trainingsset bilden. Dieser Vorgang wird für die Daten jedes Probanden durchgeführt.

10 Ergebnisse

Verantwortlich: Artur
- RfP

In den nächsten Unterkapiteln werden unsere Ergebnisse und Analysen für handgefertigte Merkmale und den Codebook Approach vorgestellt.

10.1 Ergebnisse der hand-gefertigten Merkmale

Von den insgesamt 22 Probenden wurden bei 7 Elektrodenproblemen festgestellt, weshalb die Qualität der Sensordaten bei diesen 7 Testpersonen angezweifelt wird. Aus diesem Grund, wurden diese Daten für die Mustererkennung nicht berücksichtigt und der tatsächlich analysierte Datensatz besteht aus insgesamt 15 Probanden. Zunächst wurden die Daten mit einer Normalisierungstechnik vorverarbeitet, die bereits im Kapitel 3.12.1 beschrieben wurde. Entsprechend der ERC wurde dann den gleitenden Zeitfenster-Segmentierungsansatz (vgl. Kapitel 9.3) mit den Parametern $T = 120$ und $\sigma = 30$ verwendet. Um die optimalen Parameter des SVM-Klassifikators (d.h. Soft-Margin C und Kernelparameter γ) zu bestimmen, wurde ein Gitter-Suchansatz verwendet. Es besteht darin, einen Satz möglicher Werte für jeden Parameter zu definieren und die Leistungen des Klassifikators für jedes Paar möglicher Werte zu testen (d.h. an jedem “Knoten des Gitters”).

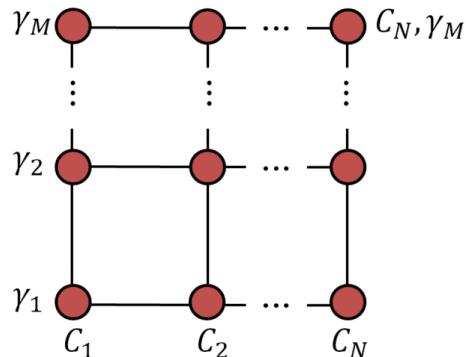


Abbildung 41: Gitter-Suche: Ein definierter Satz möglicher Werte für jeden Parameter wird an jedem “Knoten des Gitters” getestet. Diese Knoten sind in der Abbildung als rote Punkte markiert.

Die folgenden Werte für γ und C wurden getestet:

$$\begin{aligned}\gamma &\in \{0.002; 0.008; 0.03; 0.15; 0.5; 1; 2\} \\ C &\in \{0.5; 1; 2; 8; 32; 128; 512\}\end{aligned}$$

Da alle Probanden nicht alle Ziel-Emotionen erlebt bzw. angegeben haben, konnte die Leave-One-Subject-Out Kreuzvalidierung nur bedingt für die Bewertung angewendet werden. Wir haben daher eine 5-fache Kreuzvalidierung mit

entsprechendem F1-Wert verwendet.

Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Durchschnitt
90.18	93.06	91.63	90.61	91.98	91.49

Tabelle 4: Durchschnittlicher F1-Wert in % für die fünf Falten des Datensatzes.

Die Ergebnisse unserer Experimente zeigen, dass ein solcher Aufbau die Erzielung einer relativ hohen Genauigkeit für die Erkennung der vier Klassen ermöglicht. Die Confusion-Matrizen für den handgefertigten Merkmalsansatz unter Verwendung der SVM-Klassifikation ist in der folgenden Tabelle zu finden.

	Sonstige	Glück	Frustation	Langeweile
Sonstige	95.21	1.98	0.29	2.51
Glück	7.84	90.93	0.39	0.84
Frustation	8.49	2.50	84.14	4.87
Langeweile	5.69	0.70	0.94	92.67

Tabelle 5: Confusion Matrix in % für die fünf Falten des Datensatzes.

10.2 Ergebnisse des Codebook Approach

Ähnlich wie bei den handgefertigten Merkmalen haben wir die Daten mit einer Normalisierungstechnik vorverarbeitet und dann die Segmentierung verwendet. Die Zeitfensterparameter sind identisch wie bei der Studie mit den handgefertigten Merkmalen. Für die Klassifizierung haben wir SVM mit Soft-Margins und dem RBF-Kernel benutzt. Um die optimalen Parameter des SVM-Klassifikators zu bestimmen (z.B. Soft-Margin C und Kernelparameter γ), wurde hier wieder die Gitter-Suche angewendet.

Die Ergebnisse, die wir mit dem CA mit fester Zuordnung (hard assignment) und $C = 8$, $\gamma = 0,002$ für jeden Probanden erhielten, waren 52%, 38% und 38%, was einem Durchschnitt von 42,67% entspricht. CA mit Soft-Assignment wurden ebenfalls getestet, lieferte aber schlechtere Ergebnisse als CA mit Hard-Assignment. In diesem speziellen Datensatz schneidet der CA also schlechter ab als die handgefertigten Merkmale.

10.3 Ergebnisse der Deep Neural Networks

Die Verwendung von DNNs zur Extraktion von Merkmalen (z.B. Multi-Layer-Perceptron, Convolutional Neural oder Long-Short-Term-Memory Networks) wurden zwar intensiv getestet (siehe [?]), diese Ansätze erreichten aber leider nicht so gute Ergebnisse, wie z.B. die oben vorgestellten Ergebnisse der handgefertigten Merkmale. Die beste Performance erreichten LSTM mit einem F1-Score von

47,99%.

10.4 Analyse der Ergebnisse

F1-Score (%)	Probanden-abhängig	Probanden-unabhängig
Handgefertigte Merkmale	91,49%	28,85%
Codebook Approach	42,67%	-
Deep Neural Networks	47,99%	30.91%

Tabelle 6: Vergleich der Ergebnisse der unterschiedlichen Merkmalsextraktionen.

Obwohl die handgefertigten Merkmale hier die besten Ergebnisse erzielt haben, wird davon ausgegangen, dass die Performance in Realität deutlich abnehmen könnte. Der Hauptgrund dafür ist ein sehr Wahrscheinliches Overfitting zu den einzelnen Probanden. Unterstützt wird das durch eine vorläufige qualitative Analyse mithilfe der t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) Methode (siehe Abbildung 42). Oben sieht man die Labels entsprechend den Emotionen und unten entsprechend der Probanden. Es ist klar zu erkennen, dass die Probanden klarere Klassen bilden und damit die handgefertigten Merkmale nicht Testpersonen-unabhängig klassifizieren.

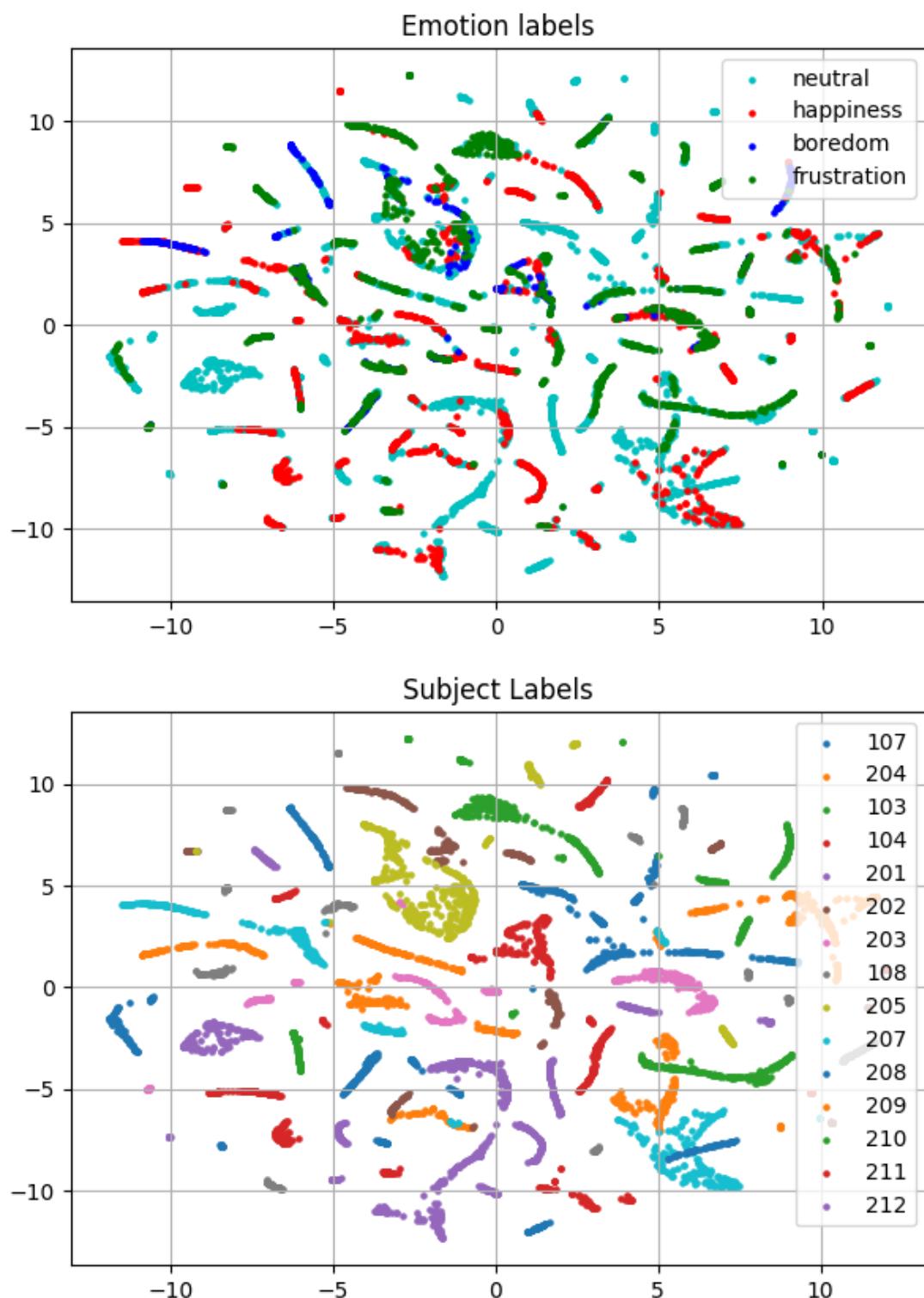


Abbildung 42: t-SNE Plots der handgefertigten Merkmale.

Des Weiteren wurden an einem Probanden-unabhängigen Datensatz ausgetestet, woraufhin die Performance von 91,49% auf nur 28,85% sehr stark sank. Aus diesen Gründen werden die handgefertigten Merkmale wahrscheinlich mehr von den einzelnen Probanden beeinflusst, als von den unterschiedlichen Emotionen an sich.

Entgegen unserer Erwartungen liefert der CA schächere Performance als die

handgefertigten Merkmale. Der Grund hierfür ist aber sehr wahrscheinlich der selbe wie bei den DNNs, und zwar der relativ kleine Datensatz. Eine kleine qualitative Analyse der in der Studie verwendeten Daten kann die Gründe für diese Beobachtungen begründen. CA-Merkmale (sowohl für weiche als auch für harte Zuweisungen) sind per Definition sehr empfindlich gegenüber Variationen der Formen der Originalsignale: Die Codewörter werden durch Clustering auf Sätzen von Segmenten bestimmt, die aus den Originalsignalen extrahiert wurden, und die histogrammbasierten Merkmale selbst basieren auf direkten Vergleichen zwischen den Codewörtern und dem Segment der zu klassifizierenden Daten. Daher kann jede Quelle von Rauschen oder Unregelmäßigkeiten in den Originaldaten die Effektivität der CA-Funktionen stark beeinträchtigen. Ein Blick auf die in unserer Studie verwendeten Signale ergab zwei Hauptprobleme: falsche Datenwerte, die durch Hardwareprobleme bei einigen Sensoren verursacht wurden (wie in Abbildung 43), und das Vorhandensein von Rauschen, das Unregelmäßigkeiten in den Signalformen verursacht (siehe Abbildung 44). Da der CA schon bei dem Probanden-abhängigen Datensatz keine vielversprechende Ergebnisse aufweiste, wurde darauf verzichtet den CA bei dem Probanden-unabhängigen Datensatz zu testen. Aus diesem Grund ist in Tabelle 10.4 an der entsprechenden Stelle nur ein “-“ eingefügt worden. Mögliche Lösungen zur Behebung dieses Problems könnten sein, zusätzliche Vorverarbeitungstechniken zur Rauschunterdrückung einzusetzen, wie z.B. Tiefpassfilterung.

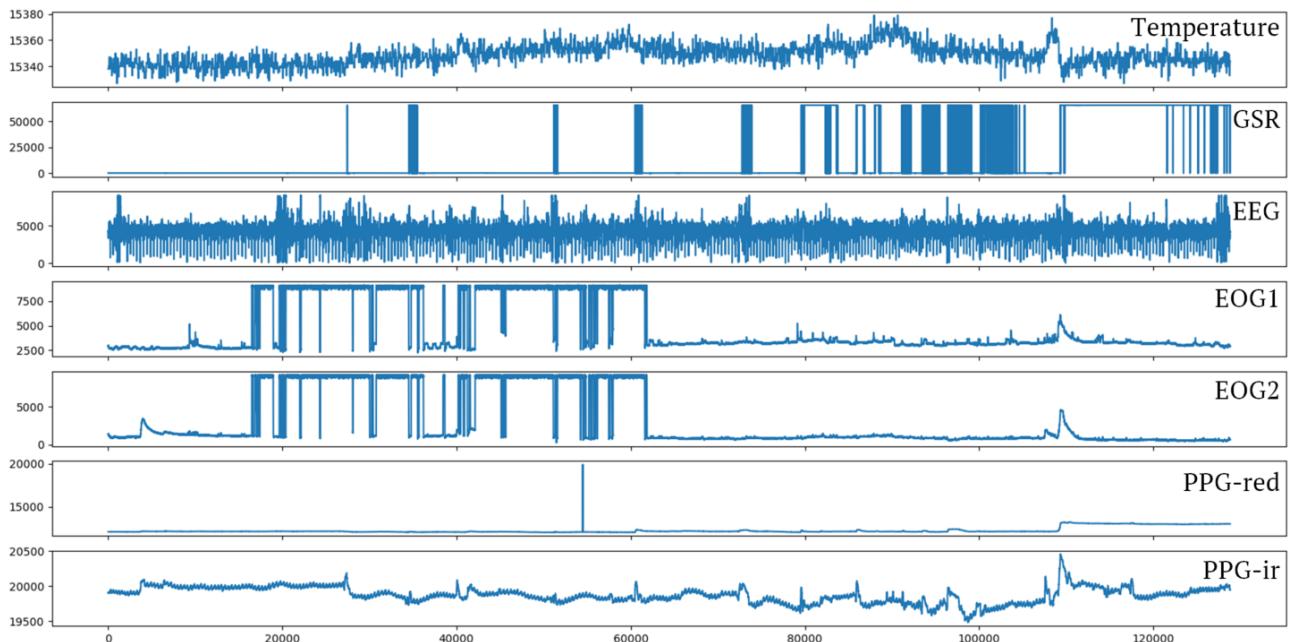


Abbildung 43: Sensoraufzeichnungen von Daten, die im Rahmen des ELISE-Projekts von einem der drei getesteten Probanden erfasst wurden. Die x-Achse repräsentiert die Zeit und die y-Achse die Sensorwerte. Die in den Daten von GSR und den beiden EOG-Kanälen sichtbaren Unregelmäßigkeiten deuten auf Probleme mit der Hardware hin.

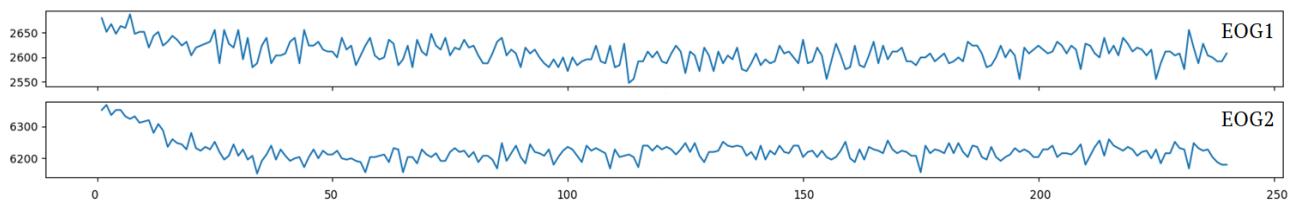


Abbildung 44: Nahaufnahme der im Rahmen des ELISE-Projekts erworbenen EOG-Kanäle von einem der drei getesteten Probanden. Das Vorhandensein von Rauschen in den Daten ist sichtbar, das zu Unregelmäßigkeiten in den Signalformen führt.

Der Hauptgrund, warum DNNs keine überzeugenden Ergebnisse lieferten liegt wahrscheinlich an der Erkennungsraten für die am wenigsten vertretenen Klassen (insbesondere “Frustration”). Wir gehen davon aus, dass dieses Phänomen durch die relativ geringe Größe unseres Datensatzes verursacht wird. Ähnlich wie bei den handgefertigten Merkmalen, wird bei den DNNs auch von einem Overfitting an die Probenaden ausgegangen. Das liegt daran, dass die Performance bei einem Probanden-unabhängigen Datensatz von 47,99% auf nur 30,91% sinkt. Mit einem deutlich größeren Datensatz erwarten wir eine bessere Performance der DNNs.

Allgemein deuten die Ergebnisse aber trotzdem darauf hin, dass unser biomedizinisches Datenerfassungssystem zur Emotionserkennung erfolgreich eingesetzt werden könnte, um ein intelligent adaptives Lernsystems zu verbessern. Zukünftige Arbeiten werden die Verfeinerung des Multisensor-Datenerfassungsgerätes, die Erfassung weiterer und größerer Datensätze für die weitere Mustererkennungsanalyse und die Analyse der Wirksamkeit des Emotionserkennungssystems in einem VR-affektiven Lernkontext beinhalten.

Part II**Zweiter Prototype****11 Systementwurf und Konzept**

Verantwortlich: Kevin, Jonas

Die Hardware besteht im wesentlichen aus zwei Komponenten. Zum einen der Messeinrichtung, mit den einzelnen Sensoren, welche am Kopf einer Probanden befestigt werden werden. Und zum anderen aus dem Messboard, auf dem die empfangenen Signale verarbeitet, und dann weiter gesendet werden. Vom Messboard aus sollten dann alle Daten an einen externen PC übertragen werden, wo diese dann entweder abgespeichert werden, oder aber direkt ausgewertet werden können, um die Gefühlslage des Probanden zu erkennen.

Ziel der Hardware Entwicklung war es letztendlich, ein System zu entwerfen, bei dem die gemessenen Daten möglichst genau (ohne Rauschen) und in Echtzeit (ohne Datenverlust) aufgenommen werden.

In den nachfolgenden Abschnitten werden zunächst die Einwickelten und auch tatsächlich Produzierten PCB's (engl. Printed Circuit Board) näher beschrieben. Und welche Denkprozesse und Erwägungen zu diesen Designs geführt haben.

Des weiteren sollen die zur Verwendung gekommen Sensorsysteme, und deren Veränderungen im Laufe der Zeit, erklärt werden. Ebenso soll die Entwicklung der Trägersysteme dieser Sensoren Erwähnung finden. Diese Trägersysteme sollten zum einen eine einfache Messungen ermöglichen, im Idealfall kann der Proband diese ohne Hilfe oder weitere Erklärungen einfach selber aufsetzen. Zum anderen soll natürlich auch auf einen gewissen Tragekomfort geachtet werden. Zu Beginn des Projektes wurde dafür noch ein einfaches Kopfband verwendet, in dem einige Sensoren bereits integriert waren. Gegen Ende des Projektes wurde eine flexible Maske entwickelt, in der alle Sensorsysteme integriert waren, und die relativ einfach aufgesetzt werden konnte.

11.1 Hardwareauswahl

Die verwendeten Auswahlkriterien wurden zuvor bereits erläutert, und sollen im weiteren nicht weiter behandelt werden. Zur Erinnerung siehe Kapitel 5. Im folgenden wird lediglich die Verwendete Hardware erläutert.

11.1.1 Festlegung der genutzten Hardware

Für den ersten Prototypen wurde, nach Vergleichen einer Vielzahl auf dem Markt erhältlichen Mikrocontroller unter Berücksichtigung der zuvor bereits erwähnten Kriterien, für das ELISE-Projekt letztendlich der Mikrocontroller nrf52832 ausgewählt.

Dieser Mikrocontroller verfügt über alle für das Projekt benötigten Schnittstellen, wie I2C,SPI,UART sowie ausreichende AD-Wandler. Zudem besitzt der nrf52832 einen integrierten 2,4 GHz Funk, mit dem eine drahtlose Kommunikation mit externen Geräten zur Datenauswertung möglich ist. Für unser Projekt wurde das Breakout-Board der Firma Sparkfun gewählt. Dort waren alle benötigten Funktionen sowie die zum Betrieb nötige Peripherie bereits vorhanden, was eine schnelle und unkomplizierte Verwendung ermöglichte.

11.2 Hardwarearchitektur

In den nächsten Abschnitten werden die verwendeten Sensoren, sowie die dazugehörigen Messschaltungen näher erläutert. Im Rahmen dieser Projektgruppe wurden insgesamt drei Prototypen gefertigt. In einigen Fällen ist der Sensor, und die dazugehörige Schaltung unverändert geblieben. Bei anderen Sensoren gab es Änderungen. In diesem Fall werden die Sensoren und Schaltungen für jeden Prototypen aufgeführt und erläutert.

Die Auswahl der zur Emotionsbestimmung nötigen Vitaldaten wurde im Rahmen der bereits erwähnten aufbauenden Masterarbeit von David Krönert bestimmt. Dies waren die Körpertemperatur, Sauerstoffsättigung im Blut, Blutvolumenpuls, Hautleitfähigkeit, Gehirnaktivität und die Augenbewegungen. Diese Auswahl von relevanten Vitaldaten wurde im Laufe der Projektgruppe nicht mehr geändert. Einzig die genaue Art der Messung hat sich mit den unterschiedlichen Varianten des Messboards geändert. Im folgenden soll deshalb noch eine kurze Erklärung der einzelnen Sensoren erfolgen, und wie sich diese für unterschiedliche Prototypen geändert haben.

11.2.1 GSR-Sensor

Der GSR-Sensor wurde für den zweiten Prototypen nicht verändert. Lediglich die Rohwerte der Elektroden wurden an einem anderen AD-Wandler (dem des ESP-32) digitalisiert. Da diese aber mit dem vorherigen AD-Wandler vergleichbar sind, soll hier keine erneute Beschreibung der Schaltung erfolgen. Details sind dem Kapitel 5.4.1 GSR-Sensor zu entnehmen.

11.2.2 Temperatur-Sensor

Die Wahl des Temperatursensors hatte sich im Laufe der Projektgruppe nicht mehr geändert. Da die Kommunikation zwischen Sensor und Mikrocontroller mittels I2C erfolgte haben sich Schaltungstechnisch keine signifikanten Änderungen ergeben. Demzufolge ist eine genaue Beschreibung des Sensors dem Kaptial 5.4.2 Temperatur-Sensor zu entnehmen.

11.2.3 Pulsoximeter

Die Auswahl des Verwendeten Pulsoximeters hatte sich im Laufe des Projektes nicht geändert, eine genaue Beschreibung ist dem Kapitel 5.4.3 Pulsoximeter zu entnehmen.

11.2.4 EEG

Für den zweiten Prototypen wurde die Schaltung zur Messung von EEG Signalen komplett überarbeitet. Durch die Verwendung eines eigens für EEG-Messungen entworfenen Chips fielen große Teile der zuvor verwendeten Schaltung zur Verstärkung und Filterung des Signales weg, dies war mit einer Signifikanten Platzersparnis verbunden. Bei dem verwendeten Chip handelt es sich um den ADS1299 von Texas Instruments.

Dieser speziell für EEG Anwendungen entworfene Chip verfügt über bis zu 8 Kanäle zur Signalmessung. Diese Kanäle stellen jeweils die beiden Eingänge eines Differenzverstärkers dar. Dadurch ist die Messung von EEG Signalen sowohl in Referentieller als auch Differentieller Schaltung möglich. Bei der Referentiellen Messung werden alle Messpunkte im Vergleich zu einer Referenzelektrode gemessen. In unserem Fall haben wir uns auf die differentielle Messung von EEG Signalen beschränkt, in diesem wird das EEG Signal zwischen zwei Messpunkten bestimmt.

Ein weiterer Vorteil des ADS1299 ist die Programmierbarkeit über die eingebaute SPI-Schnittstelle. So ist es möglich den Programmable-Gain-Aplifier (PGA) für verschiedene Auflösung der Messsignals einzustellen. Dies macht die Verwendung des ADS1299 auch für nicht EEG-Signale möglich. In unserem Fall wurde die größtmögliche Auflösung zur Messung des EEG gewählt, dies hatte zwar eine Einschränkung des Wertebereichs zur Folge, dies war bei der differentiellen Messung allerdings kein Problem.

Zusätzlich zur vom Hersteller vorgeschlagenen Beschaltung in Bezug auf Energieversorgung und SPI-Kommunikation mit dem verwendeten Mikrocontroller, wurde lediglich ein RC-Tiefpass zwischen den Signalelektroden und den Kanaleingängen des ADS1299 verwendet. Dies ermöglicht schon von vorneherein das Ausfiltern von zu Großen Signalfrequenzen (siehe dazu auch Kapitel 3.5.5 Elektroenzephalographie (EEG)). Das Signal wird aber auch nochmal zusätzlich Digital gefiltert, um ein möglichst präzises Ergebnis zu erzielen.

Zur Messung des EEG-Signals werden in unserem Fall zwei Kanäle benötigt, da wir hier nur die Hirnströme beidseitig zwischen Schläfe und knapp hinter dem Ohr messen.

11.2.5 EOG

Parallel zur Messung des EEG-Signales hat sich auch die Messung des EOG-Signals geändert. So wird auch hier jetzt anstelle der zuvor recht aufwändigen Schaltung

nur noch der ADS1299 mit vorgebautem Filter verwendet. Die Auflösung wurde im Vergleich zum EEG allerdings geringer gewählt, da die Spannungsdifferenzen bei Augenbewegung um mehrere Größenordnungen höher sind. So befinden sich die Differenzen beim EOG im Millivolt-Bereich. Um diesen Bereich abdecken zu können musste eine höhere Auflösung verwendet werden. Auch hier kommt wieder eine differentielle Messung zum Einsatz, wobei zwei Kanal des ADS1299 Verwendung finden. So ist jeweils ein Kanal für die Bewegungen oben/unten und links/rechts verantwortlich.

11.2.6 Datenübertragung

Im Gegensatz zum ersten Prototypen wurde hier eine USB-Schnittstelle zur Kommunikation benutzt. Verwendet wurde hier ein micro-USB Stecker, welcher mit einem FTDI-Chip vom Typ FT232RL mit der UART-Schnittstelle des ESP32 kommuniziert. Die USB-Schnittstelle dient hier zum einen der Programmierung des Mikrocontrollers, als auch der Ausgabe der Daten an einen externen Rechner. Die UART-Schnittstelle besteht lediglich aus zwei Datenleitungen (TXD und RXD). Dabei ist darauf zu achten, dass der in Datenblättern als RXD bezeichnete Pin an den TXD-Pin des jeweil anderen Chips angeschlossen wird. Der RXD-Pin des Mikrocontroller wird also an den TXD-Pin des FTDI-Chips angeschlossen, und der TXD-Pin des Mikrocontrollers an den RXD-Pin des FTDI-Chips. Zusätzlich muss noch eine 5 Volt Spannungsversorgung angeschlossen werden. Außerdem verfügt der FTDI-Chip noch über einen VCCIO-Pin, über den das Spannungsniveau der gesendeten UART-Pakete bestimmt wird. In unserem Fall findet die Übertragung mit 3,3 Volt statt. Dieser Spannungspegel kann direkt dem FT232RL entnommen werden, es muss nur noch ein Kondensator zur Stabilisastion zwischen dem Spannungspin und Masse mit dem Niveua-Pin Parallel geschaltet werden. Die Daten haben zu Beginn unterschiedliche Längen, so werden Temperatur, GSR und die Rohdaten des Pulsoximeters noch in 8-bit Datenpaketen an den Mikrocontroller übertragen. Die Daten für EEG und EOG werden jetzt aber durch den ADS1299 berechnet. Dieser gibt die Daten in mit einer Länge von jeweils 24-bit im 2er Komplement aus. Um einen Problemlosen Empfang mit SerialPlot zu gewährleisten wurden die Daten in ein int32-Format umgewandelt.

11.3 Programmierung

Die Programmierung des zweiten Prototypen basiert im wesentlichen auf durch die Hersteller schon zur Verfügung gestellten Bibliotheken. Wie auch bei vorherigen Prototypen erfolgte die Programmierung mit Hilfe der Arduino Plattform. Dabei mussten die bestehenden Bibliotheken noch für die Verwendung des ESP32 angepasst werden.

11.4 Aufnahme der übertragenen Daten

Obwohl mit diesem Prototypen keine Messungen mit Emotionsinduktionen an Probanden durchgeführt wurden, fanden zu Testzwecken natürlich auch hier Datenaufnahmen statt. Diese Daten wurden auch wieder mit SerialPlot erfasst, da hier durch die visuelle Darstellung eine relativ schnelle Beurteilung der Daten möglich war. Anders als im Vorhergehenden Prototypen wurde allerdings nicht mehr auf die Bluetooth-Schnittstelle zurückgegriffen. Hier wurden die Daten noch über die eingebaute USB-Schnittstelle übertragen, um mögliche Übertragungsfehler einer drahtlosen Verbindung auszuschließen. Das im ESP32 integrierte WLAN-Modul kam hier also noch nicht zum Einsatz.

12 Software

Verantwortlich: Jonas, Kevin

Zur Verarbeitung der Sensorsignale wurden mehrere Software Lösungen entwickelt.

Zum einen wurde eine Lösung zur Live Anzeige der Sensordaten und zum anderen zur Speicherung der Daten entwickelt. Die Software zur Speicherung kam in der durchgeführten Messreihe jedoch nicht zur Anwendung.

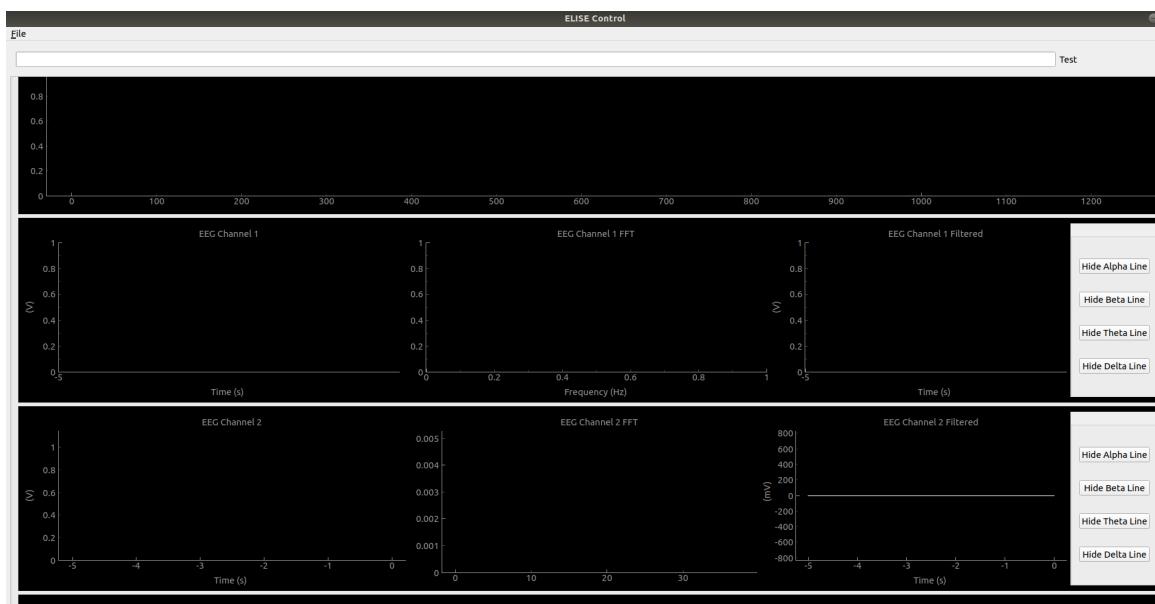


Abbildung 45: Software zur Anzeige der Sensordaten

Die Software zur Live Anzeige empfängt die per UDP ausgesandten Daten. Da diese immer in Blöcken von 75 Datenpunkten gesendet werden, werden die empfangenen Daten zunächst in einem Buffer zwischengespeichert. Dieser Buffer emittiert dann einen kontinuierlichen Datenstrom mit einer Samplerate von 250 Samples je Sekunde. Werden keine neuen Daten empfangen emittiert der Buffer Nullwerte, ebenfalls mit einer Samplerate von 250 Samples je Sekunde. Dieser kontinuierliche Datenstrom wird nun in den Viewbuffer eingelesen der die letzten 5 Sekunden an Daten vorhält (d.h. 1250 Datenwerte). Dieser Viewbuffer wird mit einer Framerate von 25 Frames pro Sekunde gerendert. Dies ermöglicht eine flüssige aber auch performante Anzeige der Datenwerte. Durch den Zwischenbuffer in dem die Daten eingelesen werden entsteht ein minimales Delay von ungefähr 100 ms zwischen dem Auftreten eines Ereignisses und der Anzeige am Display. Dies ist in der praktischen Anwendung vernachlässigbar.

Angezeigt werden neben den Rohdaten für jeden Kanal auch die Fouriertransformationen für die EEG und EOG Kanäle. Für die EEG Kanäle besteht weiterhin die

Möglichkeit nach den einzelnen Komponenten, also Alpha, Beta, Delta und Theta Wellen, zu filtern und nur diese jeweils anzuzeigen. Alle Werte werden von ihrem übermittelten Zahlenwert umgerechnet in den korrespondierenden Millivolt Wert beziehungsweise in Grad Celcsius bei der Temperatur. Ebenfalls erfolgt eine Filterung der Werte softwareseitig. So wird standardmäßig für GSR, EOG und EEG ein Bandpassfilter angewendet, der den Frequenzraum auf ein für das Biosignal sinnvolle Maß beschneidet.

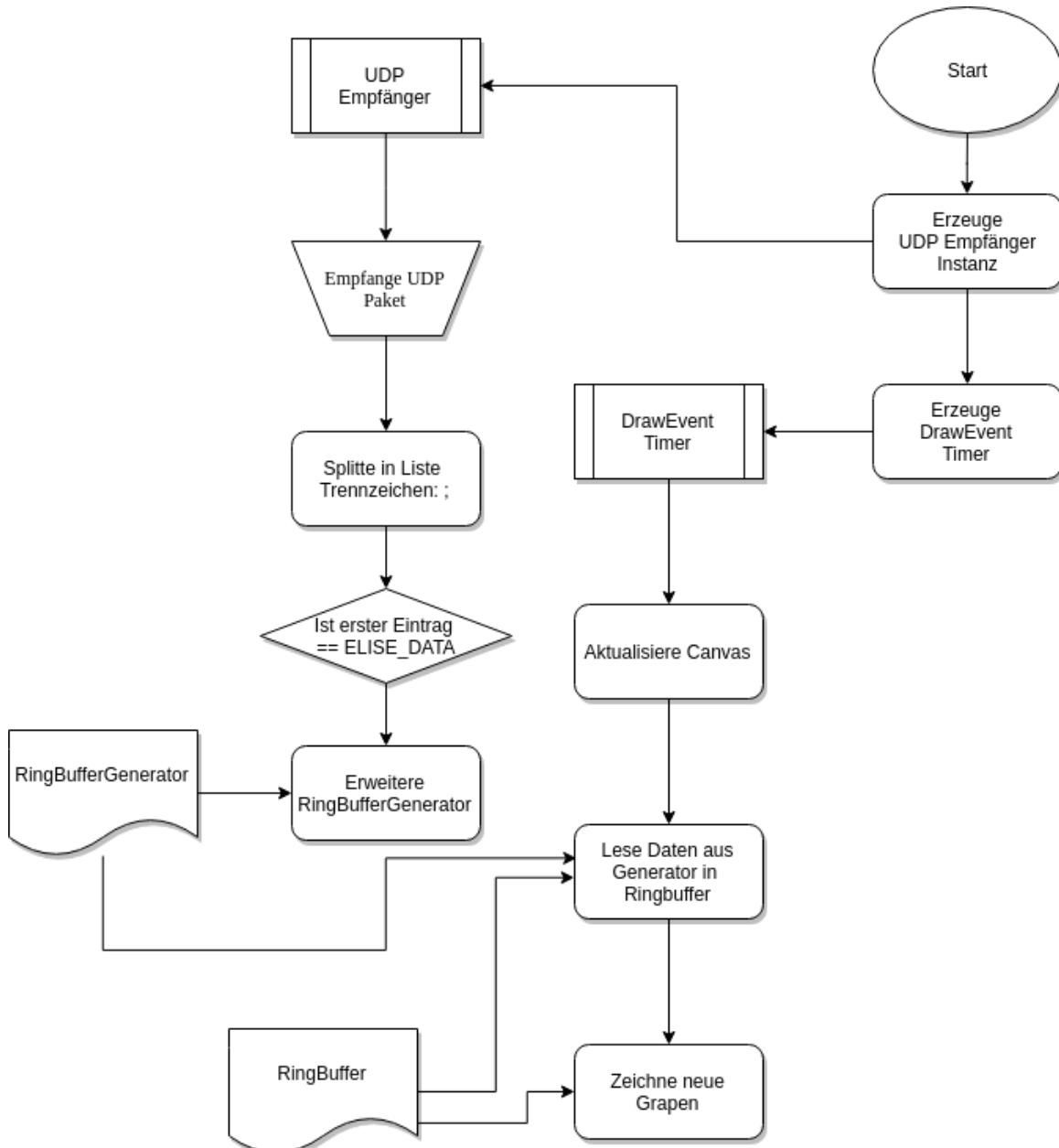


Abbildung 46: Schematischer Ablauf der Anzeige

Part III**Dritter Prototype****13 Systementwurf und Konzept**

Verantwortlich: Kevin, Jonas

Die Hardware besteht im wesentlichen aus zwei Komponenten. Zum einen der Messeinrichtung, mit den einzelnen Sensoren, welche am Kopf einer Probanden befestigt werden werden. Und zum anderen aus dem Messboard, auf dem die empfangenen Signale verarbeitet, und dann weiter gesendet werden. Vom Messboard aus sollten dann alle Daten an einen externen PC übertragen werden, wo diese dann entweder abgespeichert werden, oder aber direkt ausgewertet werden können, um die Gefühlslage des Probanden zu erkennen.

Ziel der Hardware Entwicklung war es letztendlich, ein System zu entwerfen, bei dem die gemessenen Daten möglichst genau (ohne Rauschen) und in Echtzeit (ohne Datenverlust) aufgenommen werden.

In den nachfolgenden Abschnitten werden zunächst die Einwickelten und auch tatsächlich Produzierten PCB's (engl. Printed Circuit Board) näher beschrieben. Und welche Denkprozesse und Erwägungen zu diesen Designs geführt haben.

Des weiteren sollen die zur Verwendung gekommen Sensorsysteme, und deren Veränderungen im Laufe der Zeit, erklärt werden. Ebenso soll die Entwicklung der Trägersysteme dieser Sensoren Erwähnung finden. Diese Trägersysteme sollten zum einen eine einfache Messungen ermöglichen, im Idealfall kann der Proband diese ohne Hilfe oder weitere Erklärungen einfach selber aufsetzen. Zum anderen soll natürlich auch auf einen gewissen Tragekomfort geachtet werden. Zu Beginn des Projektes wurde dafür noch ein einfaches Kopfband verwendet, in dem einige Sensoren bereits integriert waren. Gegen Ende des Projektes wurde eine flexible Maske entwickelt, in der alle Sensorsysteme integriert waren, und die relativ einfach aufgesetzt werden konnte.

13.1 Hardwareauswahl

Die verwendeten Auswahlkriterien wurden zuvor bereits erläutert, und sollen im weiteren nicht weiter behandelt werden. Zur Erinnerung siehe Kapitel 5. Im folgenden wird lediglich die Verwendete Hardware erläutert.

13.1.1 Festlegung der genutzten Hardware

Beim dritten Prototypen haben keine größeren Änderungen an der Hardware-Auswahl stattgefunden. Hauptziel bei diesem Prototypen war es eine weitere

Minimierung, und eine dadurch bedingte Verringerung an Störeinflüssen, zu erzielen. Nennenswert ist hier allerdings, dass das GSR-Signal nun ebenfalls über den ADS1299 gemessen wird. Zudem wurden alle externen Anschlüsse über einen SUBD-25 Stecker gebündelt, was das spätere Anschließen an eine Maske erheblich vereinfacht. Zusätzlich ist nur noch eine externe USB-Schnittstelle, zur erstmaligen Programmierung und der späteren Stromversorgung über eine Powerbank, enthalten.

13.2 Hardwarearchitektur

In den nächsten Abschnitten werden die verwendeten Sensoren, sowie die dazugehörigen Messschaltungen näher erläutert. Im Rahmen dieser Projektgruppe wurden insgesamt drei Prototypen gefertigt. In einigen Fällen ist der Sensor, und die dazugehörige Schaltung unverändert geblieben. Bei anderen Sensoren gab es Änderungen. In diesem Fall werden die Sensoren und Schaltungen für jeden Prototypen aufgeführt und erläutert.

Die Auswahl der zur Emotionsbestimmung nötigen Vitaldaten wurde im Rahmen der bereits erwähnten aufbauenden Masterarbeit von David Krönert bestimmt. Dies waren die Körpertemperatur, Sauerstoffsättigung im Blut, Blutvolumenpuls, Hautleitfähigkeit, Gehirnaktivität und die Augenbewegungen. Diese Auswahl von relevanten Vitaldaten wurde im Laufe der Projektgruppe nicht mehr geändert. Einzig die genaue Art der Messung hat sich mit den unterschiedlichen Varianten des Messboards geändert. Im folgenden soll deshalb noch eine kurze Erklärung der einzelnen Sensoren erfolgen, und wie sich diese für unterschiedliche Prototypen geändert haben.

13.2.1 GSR-Sensor

Für diesen Prototypen wurde anstelle der vorherigen GSR-Schaltung nun auch der ADS1299 verwendet. Dadurch wurde eine weitere kleinere Platzersparnis erzielt, zudem wurde die Genauigkeit der Messung noch weiter verbessert. Auch hier kam vor dem verwendeten Kanal ein RC-Tiefpassfilter zum Einsatz.

13.2.2 Temperatur-Sensor

Die Wahl des Temperatursensors hatte sich im Laufe der Projektgruppe nicht mehr geändert. Da die Kommunikation zwischen Sensor und Mikrocontroller mittels I2C erfolgte haben sich Schaltungstechnisch keine signifikanten Änderungen ergeben. Demzufolge ist eine genaue Beschreibung des Sensors dem Kapitel 5.4.2 Temperatur-Sensor zu entnehmen.

13.2.3 Pulsoximeter

Die Auswahl des Verwendeten Pulsoximeters hatte sich im Laufe des Projektes nicht geändert, eine genaue Beschreibung ist dem Kapitel 5.4.3 Pulsoximeter zu entnehmen.

13.2.4 EEG

Die EEG-Schaltung hat sich im vergleich zum zweiten Prototypen nicht mehr Grundlegend geändert, es wurde lediglich eine Minimierung der Schaltung erreicht. eine genauere Beschreibung befindet sich in Kapitel 11.2.4 EEG.

13.2.5 EOG

Wie auch die EEg-Schaltung hat sich die EOG-Schaltung der dritten Protoypen im Vergleich zum zweiten Prototypen nicht mehr geändert. Auch hier wurde nur eine Minimierung vorgenommen.

13.2.6 Datenübertragung

Beim dritten Prototypen wurde auf eine Kabelgebunde Datenübertragung verzichtet. Hier wird der verwendete micro-USB Stecker nur noch einmalig zur Programmierung des Mikrocontrollers verwendet, und dient danach nur der Spannungsversorgung des Systems mit 5 Volt. Die Datenübertragung erfolgt stattdessen drahtlos durch das im ESP32 integrierte WLAN-Modul. Die Form und Reihenfolge der übertragenen Daten hat sich im Vergleich zum zweiten Prototypen nicht geändert. Diese werden immer noch in der Reihenfolge Temperatur, GSR,EEG,EOG, IRRRAW,REDRAW mit einer Länge von 32-Bit übertragen (int32). Die Daten wurden nach dem in 3.6.4 beschriebenen UDP-Protokoll übertragen. Allerdings ergab sich bei der Übertragung der Daten in Echtzeit ein Problem, so wurde die Übertragung nach 2,5 Minuten aus unbekannten Gründen unterbrochen, was einen erneuten Verbindungsauflauf von ca. 30 Sekunden zur Folge hatte. Dadurch ging etwa ein sechstel der Daten verloren, was für unsere Zwecke natürlich inakzeptabel war. Durch mehrere Tests hatte sich schlussendlich ergeben, dass dieses Problem mit der Übertragungsgeschwindigkeit zusammenhängt. Werden also weniger Pakete pro Sekunde verschickt, lässt sich der Verbindungsverlust verzögern. Dieser Verbindungsverlust trat immer konstant auf, konnte also unter Berücksichtigung der Übertragungsgeschwindigkeit verlässlich vorhergesagt werden. Durch Reduktion der pro Sekunden geschickten Pakete, unabhängig von deren Größe, konnte das auftreten dieses Fehler zuverlässig verzögert werden. Als Lösung dieser Probleme wurden die gemessenen Datenwerte in Pakten von 75 Werten gebündelt und dann verschickt. Lediglich für die Temperatur wurde in dieser zeit nur ein einziger wert gemessen und übertragen. Dies war durch den limitierten Speicherplatz auf dem Mikrocontroller

bedingt. Dadurch ergab sich noch ein weiteres Problem, die maximal zulässige Größe eines UDP-Paketes wurde hierbei überschritten, wodurch eine automatische Aufteilung auf mehrere Packete stattfand, dadurch wurden einzelne Werte zum Teil auf zwei UDP-Pakete verteilt, was eine späteres Zusammensetzen natürlich erschwerte. Also wurden als Kompromiss zur Lösung der zuvor genannten Probleme vier UDP-Pakete definiert, die immer einheitlich die Sensordaten enthalten. Diese waren wie folgt definiert:

13.3 Programmierung

Die Programmierung des dritten Prototypen basiert im wesentlichen auf der des zweiten Prototypen, da sich in Bezug auf die Hardware nur die GSR-Schaltung geändert hat. Wie auch bei vorherigen Prototypen erfolgte die Programmierung mit Hilfe der Arduino Plattform und der durch die Hersteller schon zur Verfügung gestellten Bibliotheken.

13.4 Aufnahme der übertragenen Daten

Beim dritten Prototypen wurden die Daten wieder drahtlos übertragen. Im Gegensatz zum ersten Prototypen kam hier aber nicht mehr ein Bluetooth-Modul zum Einsatz, sondern das im ESP32 integrierte WLAN-Modul. In den mit diesem Prototypen durchgeföhrten Messungen wurden die Daten mittels Wireshark aufgenommen und abgespeichert. Diese Daten wurden später zur Datenanalyse in eine CSV-Datei umgewandelt. Zur Übertragung wurde das zuvor schon beschriebene UDP-Protokoll verwendet. An dieser Stelle sei noch einmal erwähnt, dass alle Daten mit einer Abtastrate von 250 Samples pro Sekunde gemessen wurden. Die einzige Ausnahme hier ist die Temperatur, die lediglich mit einer Rate von 3,3 Samples pro Sekunde gemessen wurde.

14 Software

Verantwortlich: Jonas, Kevin

15 Emotionsinduktion

Verantwortlich: Minas
- RfP

Das Kapitel beinhaltet einen Ablauf, die verwendeten Fragebögen und die genutzten Szenarien (Glück, Langeweile, Frustration) der Emotionsinduktion für den dritten und finalen Prototypen. Kapitel Ablauf beschreibt in welcher Reihenfolge die Szenarien und die Fragebögen aufgerufen wurden. In den Kapiteln Fragebogen, Glücks-, Langeweile- und Frustration- Szenario wird die genaue Entwicklung und Implementierung in einer VR-Umgebung erläutert. Die Emotionsinduktion wurden sowohl in Englisch als auch in Deutsch angeboten.

15.1 Ablauf

Verantwortlich: Minas
- RfP

Der Ablauf der Emotionsinduktion lief wie folgt ab:

1. Einführung
2. WarmUp
3. Glücks-Szenario → Kapitel 15.3.1
4. Langeweile-Szenario → Kapitel 15.3.2
5. Frustrations-Szenario → Kapitel 15.3.3
6. Schlussworte

Die Emotionsinduktion fing mit einer Einführung an, welche das Projekt vorstellt. Es sollte ein breites Spektrum von Probanden angesprochen werden. Viele von ihnen hatten jedoch noch keinen Kontakt zu einer VR-Anwendung oder zur VR-Hardware. Um die Emotionsinduktion dennoch erfolgreich abzuschließen, wurde ein WarmUp-Szenario erstellt. In diesem sollten die Probanden einen ersten Einblick in die VR-Anwendung bzw. VR-Hardware bekommen. Das WarmUp-Szenario bestand aus einem 360 Grad Bild, worauf ein kleiner Fragebogen erschien und aus einem Hot-Wire Level. Beide Szenarien wurden anhand von Hilfstexten und einer Bedienungsanleitung des VR-Controllers ausgiebig erklärt. Sobald das WarmUp-Szenario abgeschlossen wurde, folgte der Hauptteil. Dieser Bestand aus dem Glücks-Szenario, Langeweile-Szenario und dem Frustrations-Szenario. Vor jedem Szenario wurde erneut erklärt, was den Probanden bevorsteht und eine Bedienungsanleitung des VR-Controllers angezeigt. Nach jedem Szenario wurde ein Fragebogen angezeigt, welcher in Kapitel 15.2 erklärt wird. Nach dem alle Szenarien durchlaufen wurden, kam vor der Danksagung ein Fragebogen über die psychische und körperliche

Verfassung. In diesem wurde abgefragt, ob der Proband unter einer psychischen Störung leidet oder sich in einer speziellen medizinischen Behandlung befindet. Es wurde keine genaue Angabe gefordert, lediglich ein “ja” oder ein “nein” konnten angekreuzt werden.

15.2 Fragebogen

Verantwortlich: Boris
- RfP

Für dieses Prototyp wurden zwei Arten von Fragebögen benutzt. Der erste Typ ist sehr ähnlich mit dem von der zweiten Prototyp. Es enthält in dem informativen Teil einen Text, wo es beschrieben wird, wie der Fragebogen ausgefüllt werden soll. Der andere Teil besteht aus vier Dropdown-Boxen von dreizehn Optionen, die zwölf verschiedene Emotionen und einen als null oder neutral geltenden Zustand enthalten. Jede Dropdown-Box entspricht einer Viertelzeit des Szenarios. Es soll zwischen den Optionen jeder Dropdown-Box gewählt werden, welche Emotion es am stärksten empfindet wird, je nachdem, wann man es fühlte, d.h. ob es das erste, zweite, dritte oder letzte Quartal der Zeit des Videos war, um die Emotion zu bewältigen. Unten gibt es einen Button wo man drücken kann, wenn man fertig ist. Allerdings hat man auch die Möglichkeit seine Wahl zu ändern, auch wenn man sich schon im nächsten Schritt befindet, indem man in diesem nächsten Schritt auf den Zurück-Button drückt und die gewünschten Änderungen vornimmt. Hierfür wird ein Widget Blueprint erstellt, die vier Dropdown-Boxen mit dem gewünschten Anzahl an Optionen hinzugefügt und die Labels von den unterschiedlichen Optionen der Dropdown-Boxen definiert. Ein Button “next” wird auch erstellt um zum nächsten Fragebogen zu navigieren. Es wird auch eine Zwischen-Speicherungsfunktion in ein anderes Skript definiert, die hier aufgerufen wird, um die Änderung auch nach dem Drücken von dem “next” Button zu Speichern. Dabei wird vier Variablen definiert und die Werte von den gewählten Optionen werden ihnen zugewiesen.

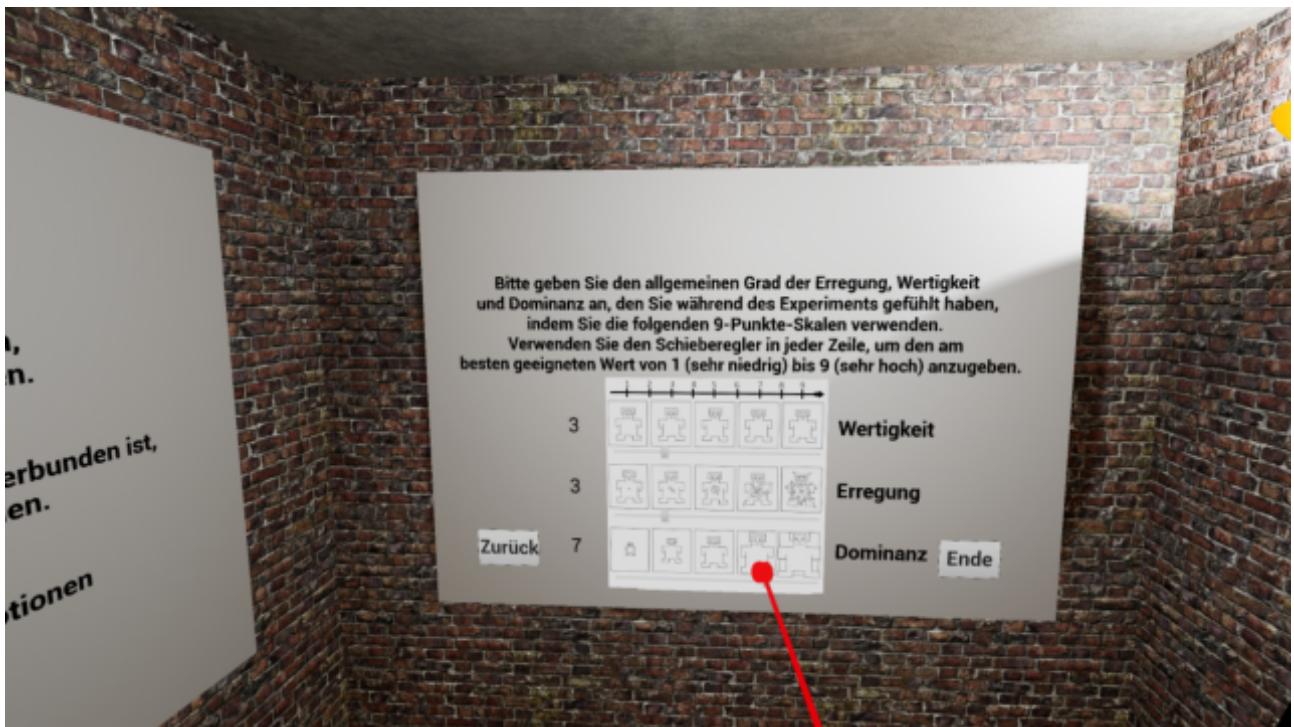


Abbildung 47: Bild des Fragebogen-Teils, entsprechend dem circumplex-Modell.

Der zweite Typ ähnelt dem berühmten Modell von James Russells “circumplex” [?]. Es ist ein klassisches Modell mit einer kreisförmigen Struktur, die auf zwei senkrechten Diagonalen ruht. Die vertikale Achse, die die Erregung darstellt, und die horizontale Achse, die die Valenz darstellt. Das Zentrum des Kreises stellt eine neutrale Valenz und ein mittleres Erregungsniveau dar. Andere Emotionen werden auf jeder Ebene des Kreises dargestellt. Hier wird ein weniger bekanntes Modell verwendet, das “Self Assessment Manikin” (SAM). Es besteht aus drei Reihen mit je fünf Piktogrammen. Diese Piktogramme stellen den Zustand eines Gesichts nach verschiedenen Arten von Emotionen dar. So repräsentiert der erste Bereich die Wertigkeit, der zweite die Erregung und der dritte die Dominanz. Eine Erklärung zu jedem dieser Begriffe ist ebenfalls neben dem Fragebogen enthalten, um die Testpersonen über diese Wörter aufzuklären. Bei jeder Avatar und in der Mitte jeder der beiden Avatar befindet sich eine Checkbox. So muss man für jede Zeile die Checkbox auswählen, die ihrem emotionalen Zustand am besten entspricht. Man kann nur eine Checkbox pro Zeile markieren und man hat auch die Möglichkeit wie bei dem ersten Modell seine Wahl zu ändern. Es kann einfach mit Branch-Bedingungen realisiert werden. Diese werden auch in eine Widget Blueprint wie für das erste Modell gemacht. Es gibt auch wieder die zwischen Speicherungsfunktion und das Button “next”. Was neues hier kommt ist das Button “back” um wieder zum ersten Fragebogen zu navigieren.

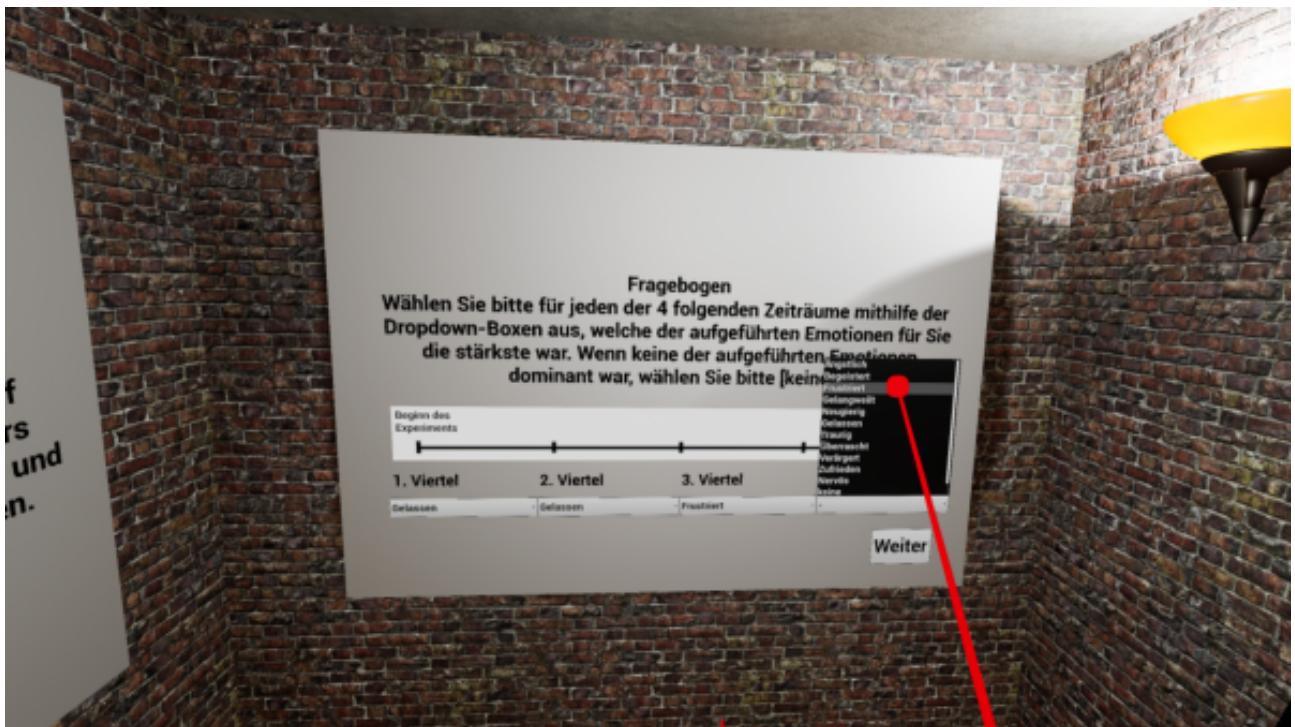


Abbildung 48: Bild des Fragebogen-Teils, wo die dominierenden Emotionen abgefragt werden.

15.3 Szenarien

Verantwortlich: Meryem
- RfP

Im Folgenden werden drei verschiedene Szenarien dargeboten. Wie bereits im Kapitel 7 sollen bei den Probanden die Emotionen Glück, Langweile und Frustration ausgelöst bzw angeregt werden. Die Emotionsinduktionen sollen dieses Mal jedoch innerhalb einer VR-Umgebung stattfinden.

15.3.1 Glück

Verantwortlich: Minas
- RfP

Um das Glück-Szenario in einer VR-Umgebung zu verwirklichen, wurden sich für HDR-Panorama-Bilder entschieden, die in Unreal eine Umgebung bilden sollen. Der Grund weswegen die Bilder HDR und Panorama sein müssen, werden im Laufe dieses Kapitels erklärt. Außerdem wird eine Audio-Datei im Hintergrund abgespielt und ein Text eingeblendet, welches thematisch zum Bild passt. Die Grundidee stammt vom ersten Prototypen (Kapitel 7.3.1), welches nicht in einer VR-Umgebung gelöst wurde. In Kapitel 7.3.1 wurde zudem erklärt, weshalb und welche Audio-Datei im Hintergrund abgespielt wird, weshalb die Texte eingeblendet werden und was sich unter Glück verstehen lässt.

Insgesamt besteht das Glück-Szenario aus acht HDR-Panorama-Bilder für das Hauptscenario und ein HDR-Panorama-Bild für das Warm-Up-Szenario. Abbildung 49 zeigt alle Bilder die genutzt werden und deren Texte (falls vorhanden).

WarmUp



Hauptteil



You spend a day in the mountains. The air is pure and clean, the day is sunny and you go swimming in a beautiful lake.



You wake up on a Saturday morning after a few cold and rainy days. The temperature is about 20 degrees now.



You leave school or work early. It is a wonderful day.



It is your birthday and your friends arrange a great surprise party.



You go with a friend or a pal to a nice restaurant. The food, the entertainment and the atmosphere are perfect.



A romantic evening with your girlfriend/boyfriend.



You have got a new job and it is much better than you have expected.



After a hard day, it is time to relax.

Abbildung 49: Im Glück-Szenario verwendete Bilder und deren Texte[?].

Die Bilder lassen sich jedoch nicht ohne weiteres in Unreal einbinden. Um dies zu realisieren wurde sich für eine CubeMap in DDS-Format entschieden. Hierfür müssen die Bilder zunächst durch verschiedene Tools (Blender, Photoshop) bearbeitet werden und dann mit bestimmten Konfigurationen in Unreal eingebunden werden.



Abbildung 50: Ein im Projekt verwendetes HDR-Panorama-Bild.

Anhand Abbildung 50 wird die Bearbeitung der Bilder erklärt. Nach Auswahl eines Panorama-HDR-Bildes, wird dieses in Blender bearbeitet. Blender wird benötigt, um aus dem gesamten Bild, sechs Einzelbilder mit der benötigten Rotation zu erzeugen. Das ist der erste Schritt um später eine CubeMap zu erzeugen. Im Internet existiert bereits eine Blender-File mit den benötigten Konfigurationen[?], um an diese Einzelbilder zu gelangen. Diese besteht aus einer Kamera, welche um das importierte Bild rotiert und dieses zurecht schneidet. Handelt es sich um kein Panorama Bild, werden die sechs Bilder falsch geschnitten und können dadurch die Kriterien einer CubeMap nicht erfüllen.

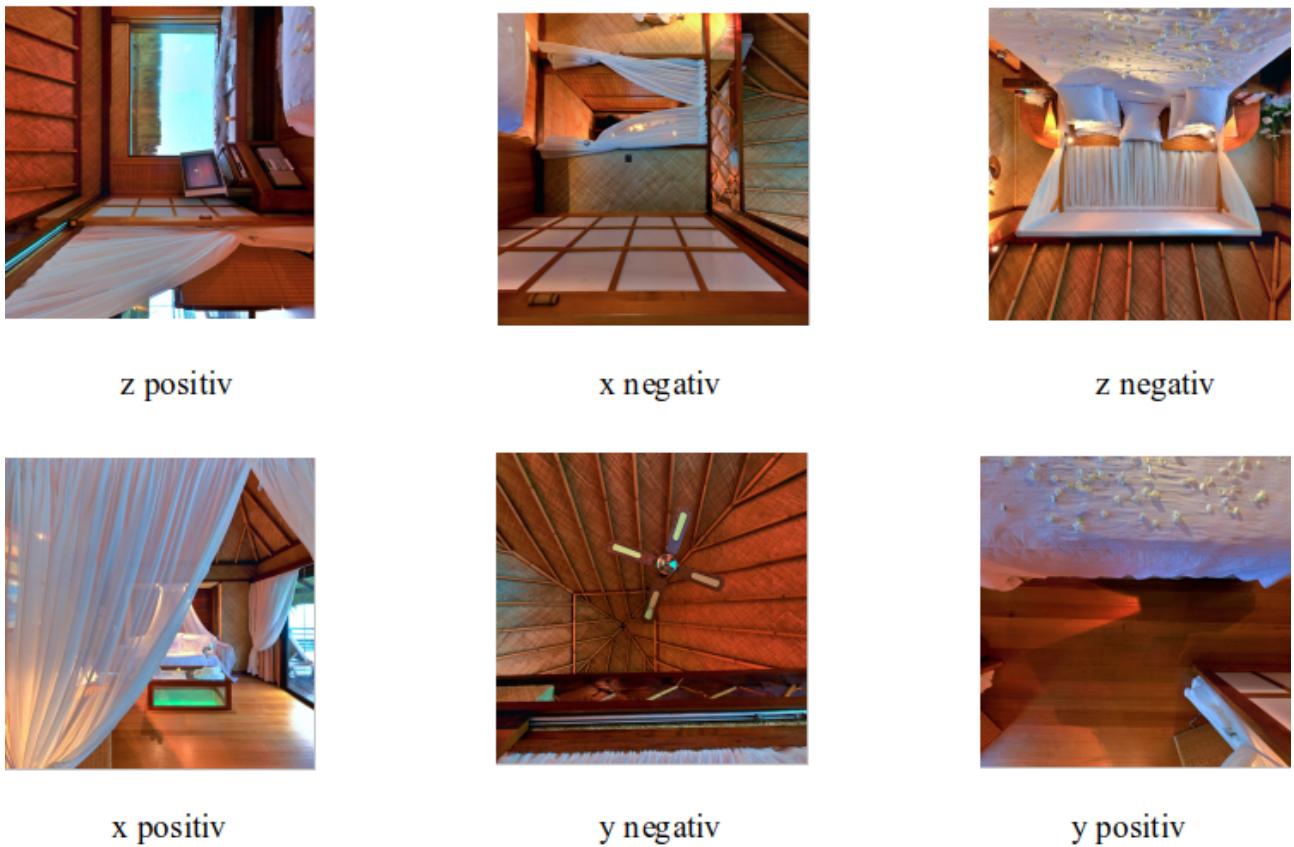


Abbildung 51: Ausgabe der Blender-File und deren Rotation.

Um eine CubeMap in Unreal einzubinden, wird jedoch nur ein Bild im DDS-Format benötigt und nicht sechs Einzelbilder. DDS steht für Direct Draw Surface und ist ein entwickeltes Format von Microsoft. Dieses Format wird hauptsächlich für die Speicherung von CubeMaps und Texturen verwendet und erhöht die Geschwindigkeiten in Spielen ohne Verlust von Details[?]. Nvidia bietet ein Plugin für einige Adobe Photoshop Versionen und GIMP, um CubeMaps in DDS-Format abzuspeichern. Der nächste Schritt eine CubeMap zu erstellen, wurde mit Adobe Photoshop CS2 und dem Nvidia Texture- Plugin realisiert. Hierfür müssen die Bilder in Abbildung 51 in richtiger Reihenfolge aneinander gereiht werden. Dies geschieht in Adobe Photoshop. Die benötigte Reihenfolge wird in Abbildung 52 gezeigt.



Abbildung 52: Rotation und Reihenfolge für eine CubeMap[?].

Somit ergibt sich für die Bearbeitung der Abbildung 51, Abbildung 53.



Abbildung 53: Rotation und Reihenfolge für die CubeMap der Abbildung 51.

Nach einer aneinander Reihung der einzelnen Bilder, lässt sich das dadurch entstandene Bild mit Hilfe des Nvidia Plugins in eine DDS-File exportieren. Somit wird die gewünschte Cubemap generiert. Abbildung 54 zeigt die aufgeklappte Form einer CubeMap. Jetzt kann die DDS-File in Unreal importiert bzw. konfiguriert werden.

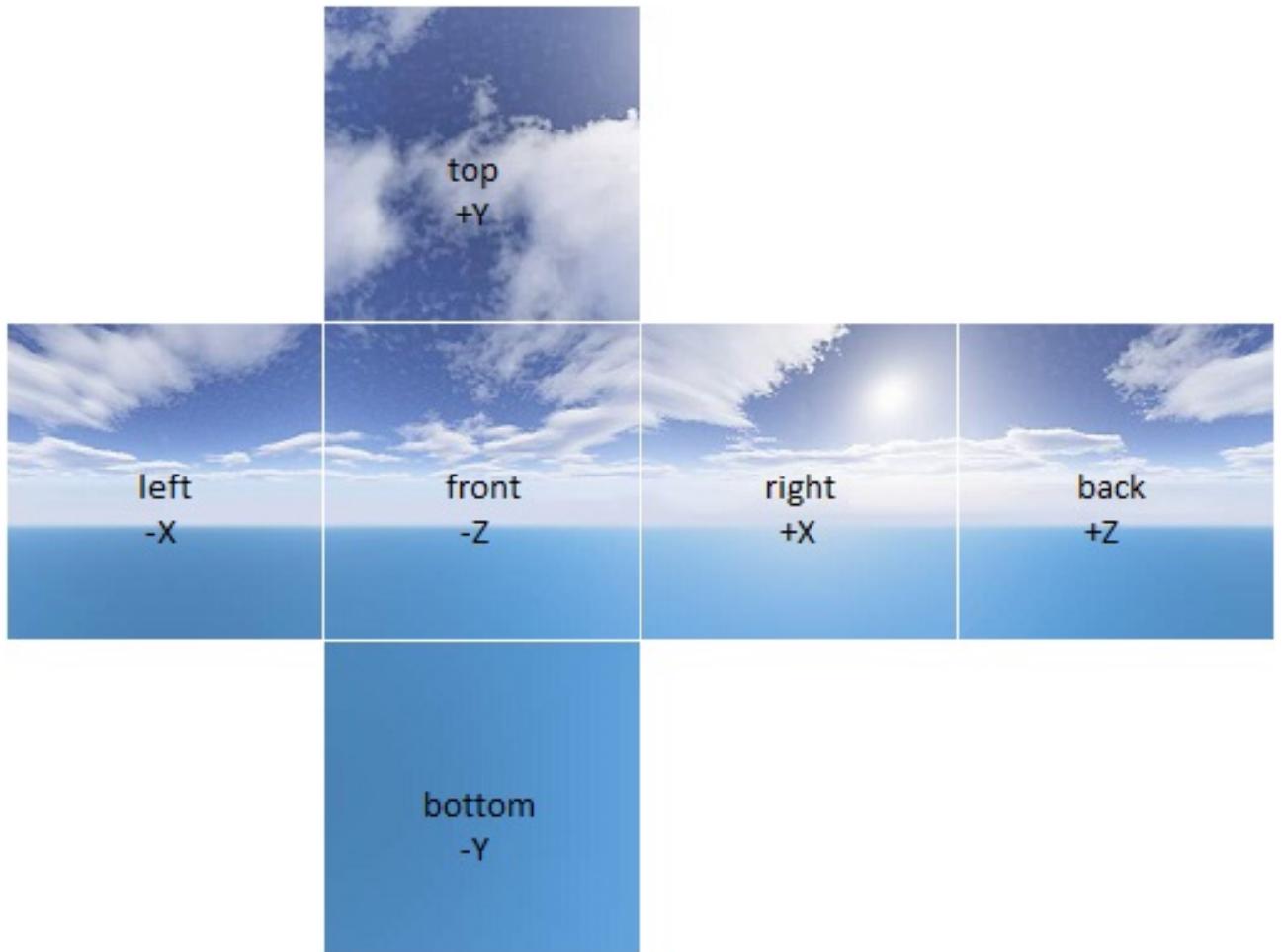


Abbildung 54: Aufgeklappte CubeMap[?].

Sobald die DDS-File im Unreal-Projekt importiert wurde, muss an der DDS-File selbst Einstellungen vorgenommen werden. Abbildung 55 beinhaltet die optimalen Einstellungen.

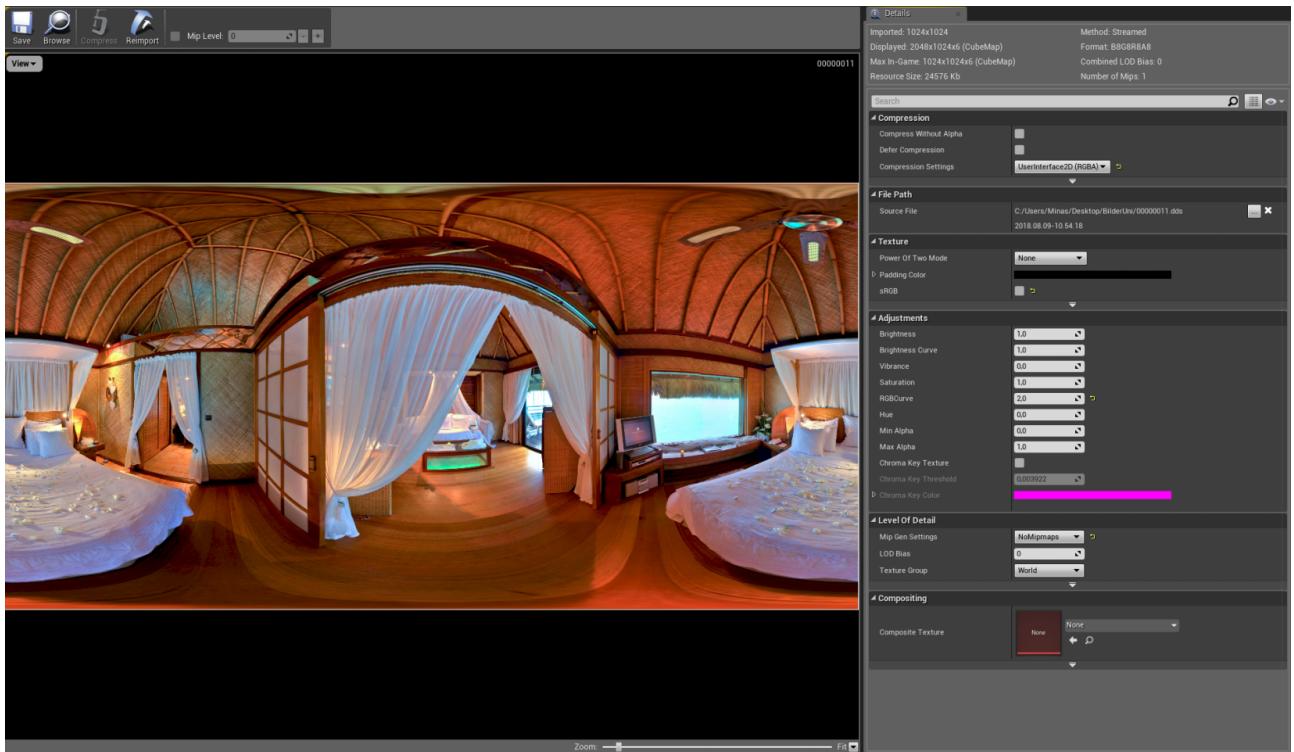


Abbildung 55: Optimale Einstellungen des Bildes in Unreal.

Diese Einstellungen lassen sich für alle Bilder übernehmen. Lediglich die Einstellung RGBCurve unter "Adjustments" muss von Bild zu Bild variiert werden. Desto höher der eingetragene Wert, umso kräftiger werden die Farben des Bildes. Wird der Standardwert von "1,0" gelassen, wirkt das Bild sehr blass und ist damit nicht anschaulich. Hier spielt auch die Qualität des Bildes eine große Rolle. Am Anfang des Kapitels wurde HDR erwähnt. HDR steht für High Dynamic Range und ermöglicht ein größeren Helligkeitsbreich als SDR (Standard Dynamic Range). Es lässt das Bild realistischer wirken, ohne Farbtöne im dunklen oder hellen Bereichen zu vernachlässigen[?]. Abbildung 56 zeigt den Qualitätsunterschied zwischen SDR und HDR. Es ist von Vorteil ein solches Format zu verwenden, um eine gute VR-Umgebung zu realisieren.

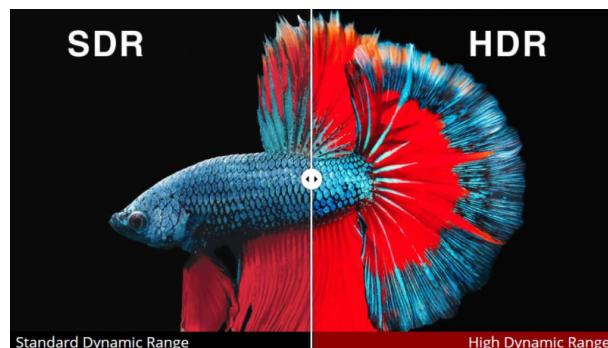


Abbildung 56: SDR vs. HDR[?].

Nach dem das Bild in Unreal fertig konfiguriert wurde, muss eine “Blueprint Class” angelegt werden. Diese wird in diesem Beispiel “SkySphere-BP” genannt. In diesem Blueprint wird eine Variable angelegt mit dem Namen “SkyMaterial”. Außerdem sollte das Construction Script wie in Abbildung 57 aufgebaut sein.

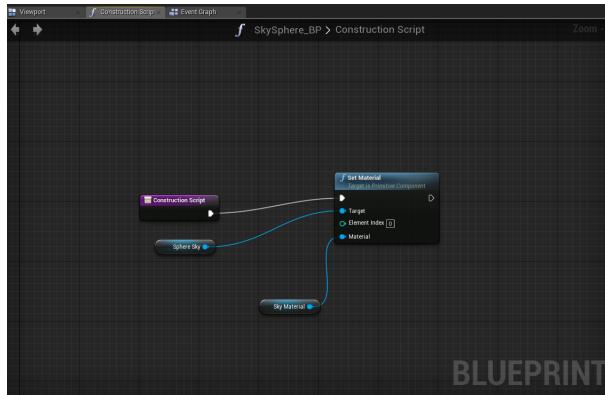


Abbildung 57: SkySphere-BP Construction Script.

Mit diesem Construction Script lassen sich CubeMaps in die SkySphere importieren und bei Bedarf auch austauschen.

Nun muss ein Material für die SkySphere erstellt werden. Abbildung 58 zeigt wie diese Konfiguriert werden sollte.

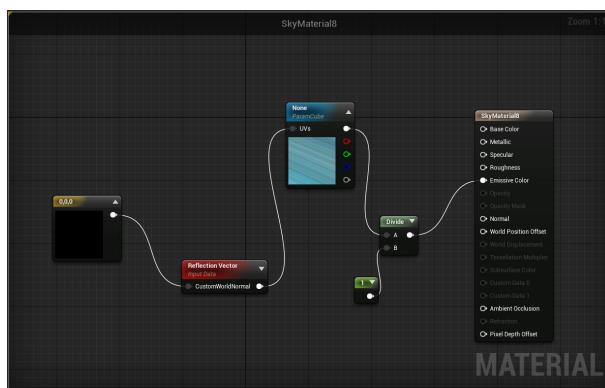


Abbildung 58: Konfigurationen von Material.

Im Knoten “ParamCube” muss die Textur ausgesucht werden. In diesem Fall handelt es sich um die erstellte CubeMap. Als letztes muss das erzeugte Material der SkySphere zugewiesen werden. Nun lässt sich die Umgebung in Unreal anzeigen. Der Text im Bild lässt sich mit einem Blueprint-Pawn erzeugen. Die Position des Textes wird manuell vorgenommen, in dem der Text im Bild verschoben wird. Damit der Übergang zwischen den Bildern angenehm für die Probanden wirken soll, wird ein “fade in” und ein “fade out” für jedes einzelne Bild erzeugt. Hierfür muss in Unreal unter Cinematics eine Matinee hinzugefügt werden. In dieser Matinee wird das Fade erzeugt, in dem die Anzeigedauer angegeben wird und vier Keys

hinzugefügt werden. Der erste Key sagt dem Fade bei welcher Sekunde das Bild anfängt, der zweite Key bis wann das Bild seine maximale Helligkeit erreichen soll, der dritte Key ab wann das Bild wieder dunkler werden soll und der vierte Key bis wann das Bild komplett verschwunden sein soll. Abbildung 59 zeigt das Konfigurationsfenster der Matinee.

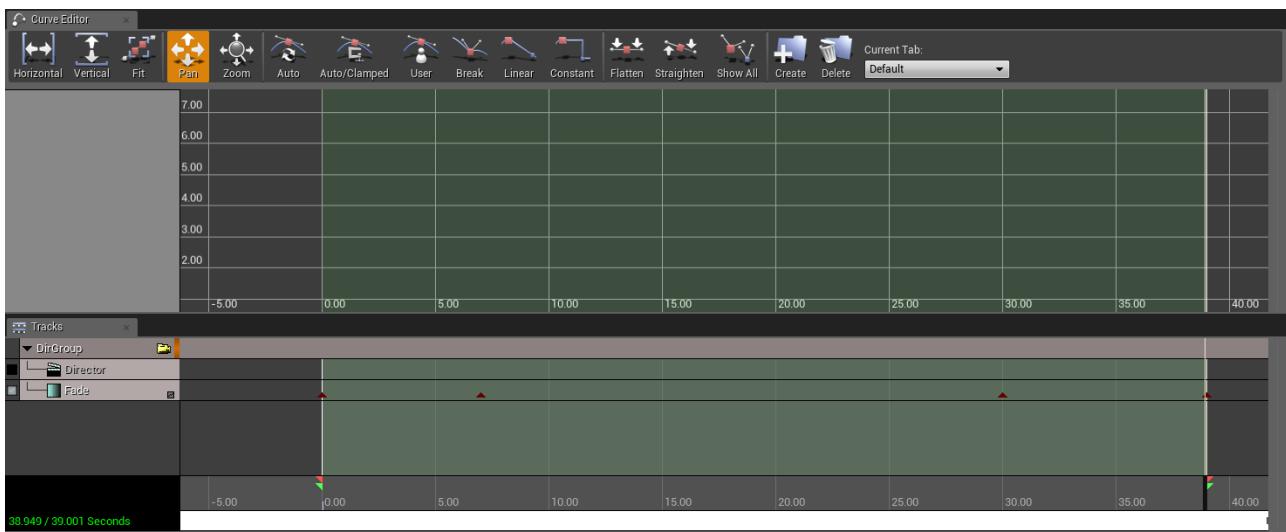


Abbildung 59: Konfiguration der Matinee; rote Dreiecke = Keys; grüner Bereich = Anzeigedauer.

Somit ist das erste Bild für das Szenario fertig konfiguriert. Dieser Ablauf wurde für acht weitere Bilder durchgeführt.

Der Wechsel zwischen den Bildern für das Hauptszenario wurde anhand der Level-Option von Unreal vorgenommen. Diese Option besteht aus einem anhaltenden Level und beliebig viele Level, die hinzugefügt werden können. In diesem Fall acht Level für die verwendeten Bilder. Das anhaltende Level beinhaltet die Audio-Datei und verwaltet den Wechsel der Bilder, welches alle 39 Sekunden durchgeführt wird. Die 39 Sekunden kamen zustande, in dem die Länge der Audio-Datei durch die Anzahl der Bilder geteilt wurde. Damit wurde vermieden das die Audio-Datei von Anfang an abgespielt wird. Ein großer Vorteil der Level-Option ist, dass die Audio-Datei fortläuft, auch während dem Level-Wechsel und somit keine Unterbrechungen entstehen. Da das WarmUp für das Glücks-Szenario nur aus einem Bild besteht, musste hier keine Level-Option konfiguriert werden.

15.3.2 Langeweile

Verantwortlich: Boris
- RfP

In diesem Prototyp wird nur das “Pec-Turning” Spiel als Szenario benutzt, da die

Zeit des Experiments reduziert werden sollte. Allerdings gib es ein kleines Unterschied mit dem Spiel von dem ersten Prototyp. Hier wird die grüne kreisförmige Scheibe nicht mehr durch ein Mausklick, sondern durch den Controller von der VR in Bewegung gebracht. Nach jeder Bewegung des Kreis muss man mindesten fünften Sekunde warten bis die nächste Bewegung möglich ist. Um dies Szenario in Unreal Engine zu verwirklichen wurde erst mal ein Widget Blueprint erstellt. Dann wurde vier mal das Bild von dem Spiel genau an der gleiche Stelle und in der gleiche Größe in der Widget hinzugefügt. Das erste Bild sollte in der Ausgangsposition sein. Dann sollte jedes der nächsten Bilder eine Drehung des vorherigen Bildes um neunzig Grad sein. Es sollte von Anfang an das Ausgangsbild auf sichtbar gesetzt und die anderen auf unsichtbar. Danach wurde einen transparenten Button immer auf die Bilder der Scheiben eingefügt, um das Wechsel von Bilder zu steuern. Zur Programmierung wurde eine Funktion mit Timeout und Branch-Bedingung erstellt und der Algorithmus wurde so rekursiv definiert: Wenn das Button gedrückt ist, wird das nächste Bild auf sichtbar ("visible") gesetzt und die anderen Bilder auf unsichtbar ("invisible"), dann wird ein Timeout gesetzt und eine Branch-Bedingung soll Prüfen ob das Timeout durch ist. Sollte vor dem Ende des Timeouts der Button gedrückt werden, so sollte nichts passieren. Wenn das Timeout fertig ist, soll das Szenario sich wiederholen. Es wird auch jede zeit durch einen Text in einem Textfeld gezeigt, wenn man die Scheibe drehen kann und wenn man warten muss. Ein letztes Timeout wurde hinzugefügt, um zu prüfen, dass das Szenario ein gewünschtes Zeit dauert.

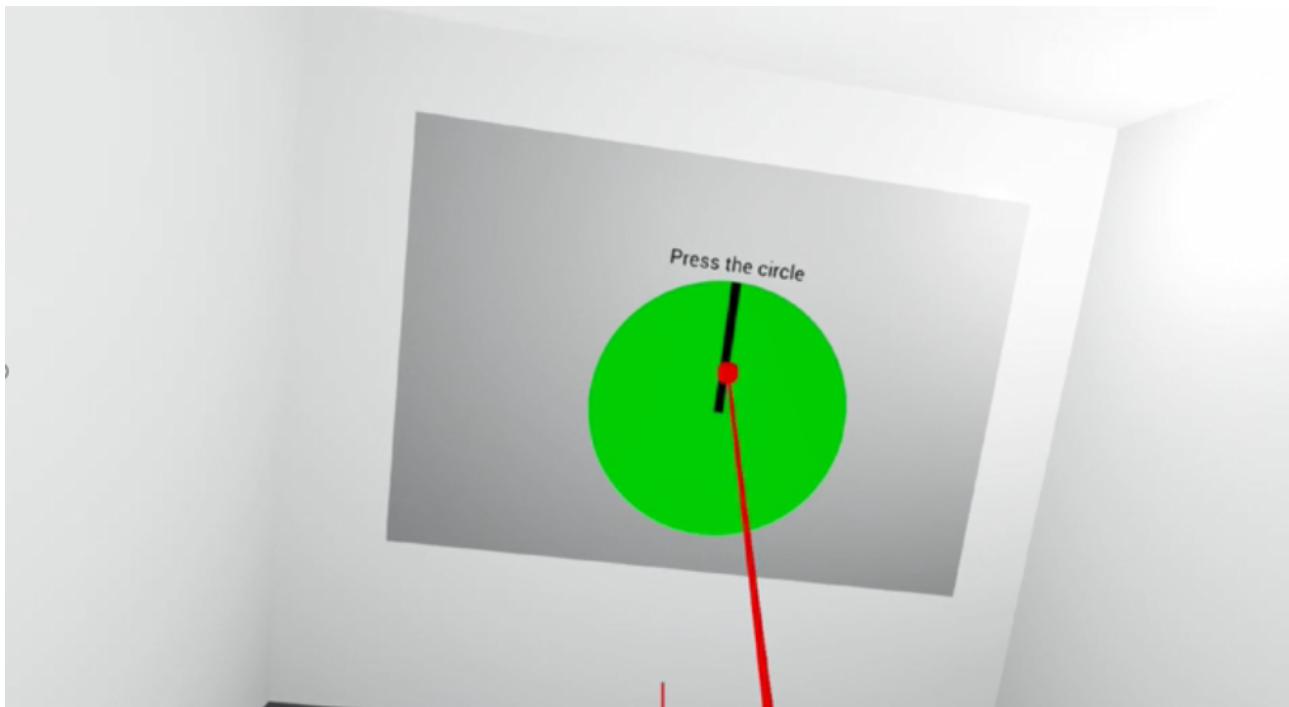


Abbildung 60: Bild des Langeweile-Szenarios in VR.

15.3.3 Frustration

Verantwortlich: Meryem
- add technical aspects? Jonas?

Wie bereits in Abschnitt 7.3.3 dargeboten, stellt die Frustration einen negativen Zustand des Menschen dar, welcher durch Misserfolgserlebnisse sowie durch Versagungs- und Enttäuschungserlebnisse einhergehen kann. Die Frustration stellt einen negativen Zustand des Menschen dar, welcher mehrere Indikatoren haben kann. Dieser Zustand kann sowohl eine Gefühlslage als auch eine Folge vorhergehender Emotionen sein.

Für das Frustrationsexperiment der Studie soll erneut auf das Auslösen der Misserfolgserlebnisse sowie eine empfundene Ungerechtigkeit zurückgegriffen werden.

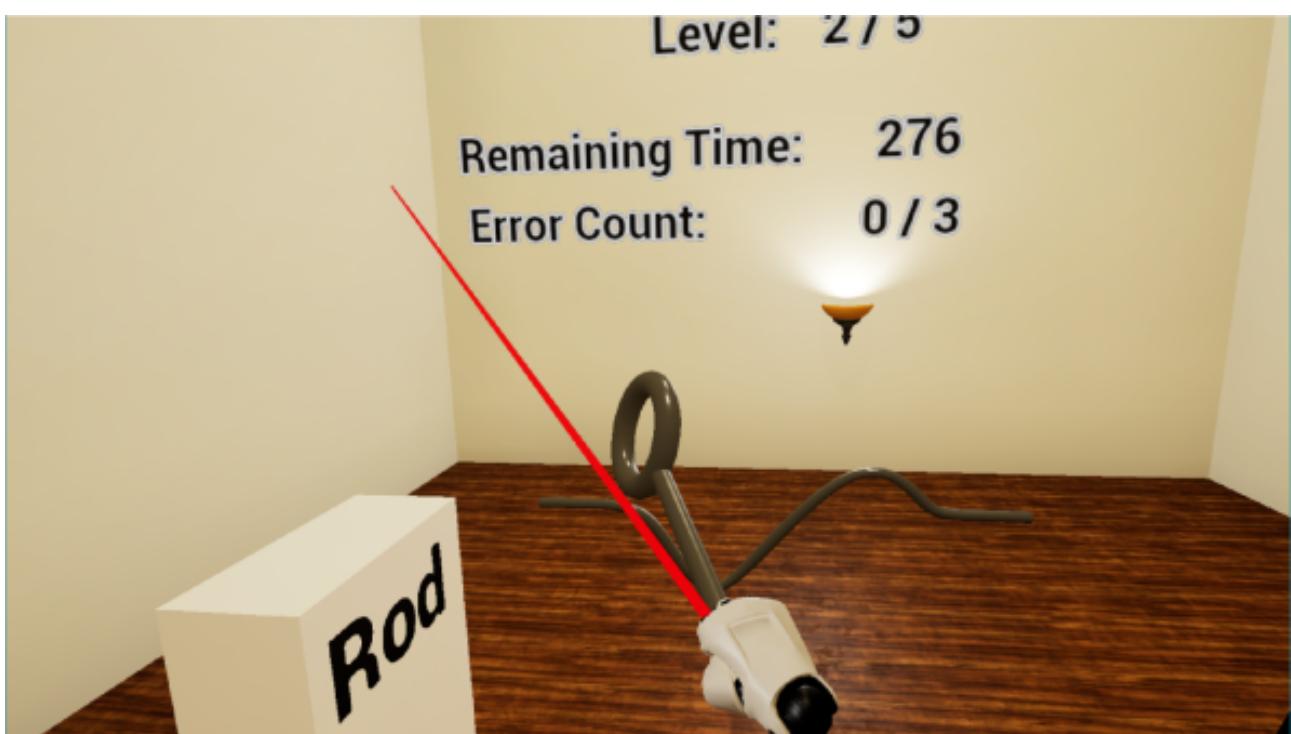


Abbildung 61: Bild des Frustrations-Szenarios in VR.

Dem Probanden wird die Aufgabe gestellt, in eine VR-Umgebung das Spiel "heißer Draht" zu spielen. In diesem Spiel besteht die Aufgabe darin, den Ring, welcher sich in der Hand des Spieler befindet, von dem Startpunkt zum Endpunkt eines Drahts zu befördern. Der Ring darf währenddessen den Draht nicht berühren. Dieses Spiel ist durch die geschwungene Form des Drahts schwierig und fordert daher viel Ruhe und Geschick. Dem Probanden wird eine Zeit vorgegeben, in welcher dieser von dem Startpunkt zum Endpunkt gelangen muss. Der Faktor des Zeitdrucks kann eine Stressreaktion auslösen. Da das Spiel jedoch den Ehrgeiz erwecken kann, kann es dazu führen, dass es nicht zu der erhofften Frustration kommt. Um diese Emotion

trotzdem einleiten zu können, wird das Spiel an einigen Stellen so vorbereitet, dass der Proband durch Spielfehler den Draht berührt und erneut von dem Startpunkt aus starten muss. Die empfundene Ungerechtigkeit und Ohnmächtigkeit des Probanden soll als Indikator der Frustration dienen.

16 Messreihe

Verantwortlich: Kevin, Artur

Die zweite Messreihe fand in zwei Räumen des Forschungskolleg Siegens (FoKoS) statt. Die Messreihe wurde in den beiden Wochen vom 14.01.19 bis 25.01.19 statt. Insgesamt wurden Daten von 97 Personen erhalten. Diese deutliche Steigerung der Teilnehmerzahl im Vergleich zur ersten Messreihe (hier waren es 22 Teilnehmer) wurde durch eine Auszahlung von 10 Euro erreicht. Bei der vorherigen Messreihe wurde an die Teilnehmer keine Aufwandsentschädigung für die Teilnahme geleistet. Eine genaue Auswertung der Daten folgt in späteren Kapiteln. Von der reinen Durchführung her lässt sich aber sagen, dass es mit nur einer Ausnahme keine Probleme bezüglich VR gab (Schwindel). Die Messungen wurden mit der an vorheriger Stelle schon beschriebenen dritten Prototypen gemacht Abb.1 . Das Messsystem bestand aus dem dritten Prototypen, der in einem extra hierfür gefertigten Gehäuse verbaut wurde. Zusätzlich wurde die in Realisierung beschriebene Maske verwendet.

17 Mustererkennung

Verantwortlich: Artur
- RfP

Da an dem ersten Tag der Messreihe noch Probleme bei der Datenversendung bestanden, wurden von den insgesamt 97 getesteten Probenden nur die Daten von nur 88 Personen analysiert. Mit dem relativ großen Datensatz von 88 Testpersonen, wurde sich entschieden die Mustererkennung vor allem auf DNN-Ansätze mit Verwendung von den Circumplex-Labels zu fokussieren. Die Gründe dafür waren, dass sich durch dieses Vorgehen die besten Ergebnisse erhofft wurden und ein gewisser Zeitdruck durch das anstehende Projektende. Die getesteten DNN-Ansätze wurden bereits ausführlich in Kapitel 9.4.3 erklärt. Weitere Informationen zu den verwendeten Circumplex-Lables können in Kapitel 15.2 nachgeschlagen werden.

18 Ergebnisse

Verantwortlich: Artur

Wegen anderer Studien, wurden jeweils DNNs für ein zwei-Klassen- und ein drei-Klassen-Mustererkennungsproblem getestet. Zudem wurde zum einem Probanden-abhängige und zum anderen Probanden-unabhängige Datensätze verwendet, um z.B. Overfitting feststellen zu können. Im Folgendem sind die F1-Scores für Erregung und Wertigkeit (entsprechend dem Circumplex-Modell) vorgestellt, wobei MLP die besten Ergebnisse erzielten.

Erregung F1-Score (%)	Probanden-abhängig	Probanden-unabhängig
2 Klassen	90,57%	58,35%
3 Klassen	83,08%	42,65%

Tabelle 7: F1-Score der DNNs für Erregung.

Wertigkeit F1-Score (%)	Probanden-abhängig	Probanden-unabhängig
2 Klassen	88,21%	44,07%
3 Klassen	84,72%	21,86%

Tabelle 8: F1-Score der DNNs für Wertigkeit.

Es ist klar zu erkennen, dass die Probanden-anhängige Ergebnisse relativ gut sind und die Probanden-unanhängige immer sanken, d.h. relativ schlecht sind. Wie bei dem ersten Datensatz, findet hier wahrscheinlich auch Overfitting bei den Probanden-anhängigen Datensatz statt. Auch hier wurden ähnliche t-SNE Plots wie in Kapitel 10.4 erstellt, die diese Vermutung bestätigen. Bei dem Probanden-unanhängigen Datensatz liefern DNNs keine gute Ergebnisse, wobei die Performance für Erregung klar besser ist als für Wertigkeit.

19 Alternative Lösungen

Verantwortlich: Artur

Da davon ausgegangen wird, dass weder Codebook Approach noch die handgefertigten Merkmale die ernüchternden Ergebnisse der DNN übertreffen können, wurde stattdessen nach alternativen Lösungsmöglichkeiten gesucht. Im folgenden werden die beiden vielversprechendsten Optionen vorgestellt.

19.1 Kalibrierung

Verantwortlich: Jonas

Um die Präzision der vorhergesagten Emotionen weiter zu verbessern, wurde statt eines generellen Modells für alle Subjekte, der Ansatz eines personalisierten Modells geprüft. Dabei werden in einer kurzen Trainingsphase die Daten und Labels der Versuchsperson genutzt um das ML Modell zu trainieren, der Unterschied zum generalisierten Ansatz besteht hierbei, dass die charakteristischen Eigenschaften der Biosignale des Subjektes nicht über Vermischung mit denen der anderen Subjekte gemittelt werden, sondern zur Bestimmung des emotionalen Zustandes herangezogen werden können. Die Gültigkeit des Modells beschränkt sich dabei auf die Testperson, für die das Modell gebildet wurde. Zur Validierung des Erfolges der Kalibrierung erfolgt nach der Trainingsphase eine Validierungsphase in der die Gültigkeit und die Präzision gemessen wird.

Zur Umsetzung wurde ein weiteres VR Emotionsinduktionsszenario erstellt. Hierbei werden in VR der Testperson auf einer virtuellen Leinwand 60 sekündige Videoausschnitte gezeigt und danach nach der Einschätzung des emotionalen Zustandes nach dem Circumplex Modell gefragt. Hierbei werden die gleichen Fragebögen wieder verwendet, die auch in der Hauptinduktion Verwendung finden (siehe Abbildung 62). Die Auswahl der Videos erfolgt dabei vor allem aus dem DEAP Datensatz (vgl. []). Dieser wurde insbesondere für die Validierungsphase mit weiteren Videosequenzen angereichert, deren Auswahl den gleichen Kriterien unterlag wie für den DEAP Datensatz.

Ausgewählt wurden für die beiden Kategorien Arousal und Valence jeweils drei Videos mit einem hohen und drei Videos mit einem niedrigen Wert. Insgesamt ergibt das für die Trainingsphase 12 Videos (3 Arousal hoch, 3 Arousal niedrig, 3 Valence hoch, 3 Valence niedrig). Diese Videos werden randomisiert hintereinander gezeigt. Damit ergibt sich eine Gesamtaufzeit für ein Kalibrierungstraining von 15 bis 20 Minuten. Nach dieser Zeit wartet der Proband, bis das ML Modell vollständig trainiert wurde, direkt in Anschluss daran werden ihm dann die 4 Va-

lidierungsvideos wieder randomisiert zwischen den vier Ausprägungen von Arousal und Valence gezeigt. Hierbei wird der emotionale Zustand des Probanden auch wieder nach jedem Video mit einem Fragebogen evaluiert. Anschließend erfolgt eine Auswertung mittels der Berechnung von Präzision und Recall des ML Modells. Diese Daten werden auch wieder innerhalb des Netzwerkes mittels UDP Paketen publiziert.

19.2 Plan B

Verantwortlich: Arnaud

19.2.1 Lösungsbeschreibung

Die Analyse der gesammelten Daten ist eine ziemlich mühsame Aufgabe, die nicht nur spezifische Fähigkeiten erfordert, sondern vor allem viel Zeit in Anspruch nimmt. Aufgrund der hohen Teilnehmerzahl an unserer Studie haben wir eine ebenso hohe Datenmenge erhoben. Wir haben uns daher entschlossen, einen anderen Ansatz zu entwickeln, so dass auch eine zusammenfassende Verwendung der erhobenen Daten möglich ist. Die Idee war, nach anderen Arbeiten über die Erkennung von Emotionen zu suchen(und finden); zuerst diese Arbeiten mit unseren zu vergleichen, um unsere ersten Beobachtungen zu bestätigen oder zu annullieren, dann einfache Regeln festzulegen, die eine schnelle Verwendung der Daten ermöglichen könnten; zum Beispiel, um eine klare Beziehung zwischen der Veränderung der Werte eines biophysiologicalen Signals und der Veränderung der Intensität einer Emotion herzustellen. Ziel dieser "Plan B" ist uns zu ermöglichen eine abgeschwächte Emotionserkennung ohne Mustererkennung vor, die alleine auf den Rohdaten unser Sensoren arbeitet. Die Aufgabe besteht nun darin, für alle Sensorwerte die wir haben (Puls, Hautleitfähigkeit (GSR), EOG, EEG, Temperatur), solche verleichsweise einfachen Beziehungen (also KEIN Deep-learning etc.) in der Literatur oder Forschungsarbeiten zu finden, damit wir uns auf diese berufen können. Dieser Ansatz wird sich jedoch nicht so einfach wie erwartet gestalten und auch seinen Teil der Schwierigkeiten mit sich bringen.

19.2.2 Schwierigkeiten

Die erste Schwierigkeit war die hohe Anzahl von gefundenen Artikeln, die sich mit dem Thema beschäftigten. Die Frage nach der Relevanz der gefundenen Artikel für unser Projekt stellte sich. Es war interessant festzustellen, dass die Ansätze unterschiedlich waren (z. B. Anzahl der kombinierten Sensoren, Positionen der Sensoren am Körper, Auswahl und Anzahl der Emotionen...), obwohl dieser Unterschied in

der Arbeitsmethodik eine zusätzliche Schwierigkeit war, war es auch ein Gewinn, da die Ziele die gleichen waren: biophysiologische Signale und Emotionen zu verbinden.

19.2.3 Lösungsvorschlag: Entscheidungsmatrix

Um aus den vorliegenden Artikeln den geeignetsten ermitteln zu können, wurde eine Entscheidungsmatrix verwendet. Diese besondere Form der Matrix ist eine Methode, den Nutzwert eines Objekts, hier der Artikel hervorheben zu können. Für diese Matrix müssen zunächst Entscheidungskriterien gesammelt werden. Diese werden "rules" genannt. Diesen Kriterien werden Gewichtungen "weights" zugeordnet. Gewichtungen liegen auf einer Skala von "1 niedrige Wichtigkeit" bis "7 hohe Wichtigkeit". Alle zu vergleichenden Objekte bekommen pro Kriterium eine Bewertung von eins bis sieben. Pro Kriterium werden alle zu bewertenden Objekte betrachtet und dann mit einer Zahl versehen, wobei das Objekt bei dem das Kriterium am zutreffendsten ist, die höchste Zahl bekommt und das Objekt mit der niedrigsten Übereinstimmung die niedrigste Zahl. Die Summe dieser Bewertungen ergibt am Ende die Gewichtung des einzelnen Objekts, indem die zuvor vergebene Zahl mit der Gewichtung (weight) multipliziert und alle resultierenden Zahlen dann pro Spalte addiert werden.

19.2.4 Auswahlkriterien für die Entwicklung der Entscheidungsmatrix

Für die Entwicklung unserer Entscheidungsmatrix haben wir sieben Auswahlkriterien ("Rule") definiert, die wir Ihnen hier erläutern, indem wir deren Bedeutung (und Wichtigkeit) für die Auswahl der Artikel angeben. Wir möchten darauf hinweisen, dass jedes Kriterium entsprechend seiner Bedeutung eine der folgenden Gewichte erhält: 1 für niedrigwichtig, 3 für mittelwichtig, 5 für wichtig und 7 für sehr wichtig.

Rule 1: The journal or conference in which the paper was published

Die Zeitschrift oder Konferenz, in der ein Artikel veröffentlicht wird, liefert wichtige Hinweise auf die Zuverlässigkeit des Inhalts eines Artikels, aber es ist oft der Fall, dass ein Artikel mit einem mehr oder weniger inkonsistenten Inhalt aufgenommen wird. Und dass andererseits mehr als überzeugende Arbeit in einer hochrangigen Zeitschrift oder Konferenz nicht akzeptiert wird. Deshalb ist dieses Kriterium, obwohl es ein so geringes Gewicht (Gewicht von 1) erhält, eines der grundlegenden Entscheidungskriterien.

Rule 2: The date of publication

In dem Wissen, dass wir uns in einer sich ständig verändernden Gesellschaft befinden, insbesondere im digitalen und technischen Bereich, ist die Idee, das Veröffentlichungsdatum als Kriterium zu wählen, durch die Zuverlässigkeit der

Rule	Weight	1	2	3	4
1) Journal or conference impact	1	IEEE ICWIBSN (h5=17)	SPR journal (IF=3.118)	Biosensors (no provided IF)	IEEE ICCNT (h5=6)
2) Date of publication	1	Jun. 2016	Sep. 2017	Mar. 2018	May 2014
3) Number of test subjects	3	6	24	10	25
4) Similarity in sensors	3	HR and GSR on finger	PulsOx on finger; ECG on wrists	PPG, EDA, SKT on hand; EMG on triceps; use of VR	GSR on finger; BVP on fore-arm
5) Clarity of rule formulation	7	Good: <ul style="list-style-type: none">• No change → normal• GSR- and HR+ → anger• GSR and HR +/- → happiness• GSR- and HR- → sadness• GSR+ and HR+ → fear	Not really clear. HR- when seeing a "neutral picture" compared to an "emotional one"	Good: when switching from positive to extreme negative valence → EDA+, HR+, Temperature-, SC-	Good, but no rule formulated: GSR+ when doing exercise, but no correlation to stress levels
6) Contradiction with other findings	5	None	None	None	None, same conclusions as 7
7) Number of citations per year	1	1.33	2	4	4.6

Tabelle 9: Decisionmatrix (Teil 1 von 2).

Rule	Weight	Research papers				
		5	6	7	8	
1) Journal or conference impact	1	Scientific Reports (IF=4.122)	IEEE Sensors (IF=2.475)	IEEE ICDMW (h5=6)	Proc. of NASUSA (IF=9.5)	
2) Date of publication	1	Apr. 2017	Oct. 2011	Nov. 2011	Dec. 2013	
3) Number of test subjects	3	42	20	5	701	
4) Similarity in sensors	3	SC on fingers; EMG on face; BVP not specified	EDA and BVP on fingers; EMG on face; ECG and respiration on chest	GSR on wrist	None (self-assessment)	
5) Clarity of rule formulation	7					<p>Good:</p> <ul style="list-style-type: none"> BVP → (=) for amusement, (-) for anger and disgust EDA → (-) for fear and sadness, (+) for surprise, anger and disgust EMG → (+) for happiness <p>Not really clear: the intensity of "awe" and SC increase when watching specific videos</p>
6) Contradiction with other findings	5	None	None	None, same conclusions as 4	None	
7) Number of citations per year	1	11	4	18.88	63.83	

Tabelle 10: Decisionmatrix (Teil 2 von 2).

Rule	Weight	Research papers							
		1	2	3	4	5	6	7	8
1) Journal or conference impact	1	2	4	2	1	4	3	1	5
2) Date of publication	1	3	4	5	4	4	1	1	3
3) Number of test subjects	3	1	3	2	3	4	3	1	5
4) Similarity in sensors	3	2	1	3	2	1	3	1	0
5) Clarity of rule formulation	7	5	2	3	2	2	4	2	1
6) Contradiction with other findings	5	4	4	4	5	4	4	5	4
7) Number of citations per year	1	1	1	2	2	3	2	4	5
Total Score		70	55	65	61	60	72	51	55

Tabelle 11: Bewertung der Decisionmatrix. Die zwei besten Lösungen sind grün hervorgehoben.

verwendeten technologischen Werkzeuge gerechtfertigt. Darüber hinaus geht man bei der Verwendung sehr alter Artikel das Risiko ein, dass seine Schlussfolgerungen durch andere Arbeiten widerlegt oder erweitert werden. Allerdings bleiben mit einem korrekten wissenschaftlichen Ansatz und einem zuverlässigen Versuchsgerät die Analysen und Ergebnisse einer Arbeit, aber nach vielen Jahren, solange sie nicht widersprochen werden, zuverlässig. Aus diesem Grund genießt dieses Kriterium zwar weiterhin Relevanz, aber eine geringe Bedeutung (Gewicht von 1).

Rule 3: The number of test subjects

Jeder theoretische Prozess kann nur in seiner praktischen (experimentellen) Anwendung validiert werden. Was die Geräte zur Erkennung von Emotionen betrifft, so kann die Zuverlässigkeit des Systems erst nach abschließenden Tests an Probanden gewährleistet werden. Je mehr Probanden ein Gerät erfolgreich eingesetzt haben, desto besser kann ihre Zuverlässigkeit abgeschätzt werden, und desto wahrscheinlicher ist es, dass sie Ergebnisse an anderen Probanden mit ähnlichen Eigenschaften liefern. Allerdings ist es oft schwierig zu definieren, aus wie vielen Probanden ein Gerät als zuverlässig eingestuft werden kann. Obwohl die Anzahl der Themen von Erfahrung zu Erfahrung variiert, ist es schwierig, ihren Grad zu definieren, es ist ein Element, das die Autoren aller Artikel zu Fragen berücksichtigen. Es ist per Design kein Element, das es ermöglicht, einen Artikel voneinander zu unterscheiden, aber es bleibt wichtig, einen Artikel zu beurteilen: Wir haben ihn als mäßig wichtig

eingestuft, d.h. mit einem Gewicht von 3.

Rule 4: Sensor position

Die Position ist eines der am schwierigsten zu berücksichtigenden Kriterien. Zunächst einmal sind alle Studien, die unsere eigenen Theorien bestätigen, wie man Emotionen aus biophysiologischen Signalen bestimmen kann, willkommen. Eine noch andere Positionierung als unsere würde es uns also ermöglichen, unsere Arbeit zu unterstützen. Um unseren Ansatz besser zu validieren, bleibt die Ähnlichkeit der Positionen jedoch ein positiver Aspekt. Hinzu kommt, dass unsere Forschungsentscheidungen auf Sensoren basierten, die mehr oder weniger identisch mit unseren waren, was bedeutet, dass wir als wichtiges Kriterium nicht wirklich in der Lage sein werden, die Artikel voneinander zu unterscheiden, daher ihre durchschnittliche Bedeutung und ein Gewicht von 3.

Rule 5: The findings rule of the paper were clearly formulated

Wie wir schon erwähnt haben, Ziel dieser Ansatz "Plan B" ist uns zu ermöglichen eine abgeschwächte Emotionserkennung ohne Mustererkennung vor, die alleine auf den Rohdaten unser Sensoren arbeitet. Damit ist dieses Kriterium das grundlegendste. Auf der Grundlage der formulierten Regeln hätten wir nämlich festgestellt, dass wir die Schlussfolgerungen der vorläufigen Analysen(ohne Mustererkennung), die wir aus den Daten vornehmen werden, rechtfertigen könnten. Daher ist es wichtig, dass diese Regeln explizit und gut formuliert sind. Diese Regel hat daher das Gewicht von 7.

Rule 6: Contradiction

Es ist wichtig, dass die vollständige Analyse des Artikels uns nicht in mehrdeutige oder gar widersprüchliche Situationen führt. Analysen und Schlussfolgerungen müssen in Phase sein und der Prozess muss zuverlässig bleiben. Dies würde die Qualität des Artikels und der Arbeit gefährden. Darüber hinaus muss es auch mit anderen ähnlichen Studien übereinstimmen, die in dieser Hinsicht durchgeführt wurden. Deshalb hat diese Regel ein Gewicht von 5, was diese Regel zu einer wichtigen Regel macht.

Rule 7: The paper was cited many times

Dieses Kriterium sollte auch die Qualität und Relevanz des Artikels verdeutlichen. In der Tat können wir denken, dass, je mehr ein Artikel in einem anderen zitiert wird, desto mehr können wir davon ausgehen, dass es sich um eine zuverlässige und qualitativ hochwertige Arbeit handelt. Obwohl es interessant klingt, behält es dennoch einen eher subjektiven Aspekt, da ein Artikel möglicherweise nicht zitiert wird, nur weil er nicht gut genug bekannt ist oder weil er besser gefunden wurde. Aus diesem Grund geben wir dieser Regel eine Gewichtung von 1.

19.2.5 Liste der Artikel

Aufgrund der großen Anzahl gefundener Artikel ist es nicht sehr interessant, hier alle betroffenen Artikel aufzulisten oder zu präsentieren. Wir werden jedoch sehr kurz darauf hinweisen, wie die Suche durchgeführt wurde und auch die ausgewählten Artikel kurz vorstellen. Tatsächlich haben wir für die Suche in unseren Artikeln eine bestimmte Anzahl von Schlüsselwörtern identifiziert, versucht, mit ihnen Sätze zu bilden und haben deshalb die Suche über diese Sätze gestartet: im Wesentlichen: "Erkennung von Emotionen", "Emotionen und biophysiologische Signale", "Sensorische Sensoren und Emotionen" ... Wir können leicht erkennen, dass die Schlüsselwörter sind: Emotionserkennung, sensorische Sensorik. Wir sind zu einer ersten Sortierung übergegangen, indem wir nach verschiedenen grundlegenden Kriterien wie zum Beispiel dem Inhalt des Dokuments, der Relevanz der Publikationsstelle, unter anderem, eliminiert haben. Neun Artikel haben unsere Aufmerksamkeit erregt, da wir sie hier nicht vollständig und ausführlich präsentieren können, wir werden nur den Titel und das Thema, auf dem sich die Studie konzentriert hat, nämlich welche Emotionen und biophysiologischen Signale betroffen sind, angeben.

Paper 1: Bio-signal based emotion detection device

In diesem Artikel wird eine Echtzeit-Emotionserkennung Vorrichtung, die Herzfrequenz- und Hautleitfähigkeit Sensoren verwendet vorgestellt. Die Leistung des Geräts wird anhand von Experimenten bewertet, die es den Probanden ermöglichen, audiovisuelle Clips in verschiedenen emotionalen Kategorien anzusehen. Um die Machbarkeit der Verwendung von Biosignalen zur Vorhersage von Emotionen zu überprüfen, werden außerdem die von einer Webcam aufgenommenen Gesichtsausdrücke parallel zum Vergleich und Kontrast verarbeitet. Die experimentelle Studie wurde mit sechs Probanden durchgeführt und der Artikel wurde 2016 veröffentlicht.

Paper 2: Noncontact measurement of emotional and physiological changes in heart rate from a webcam

In diesem Dokument wird eine Emotionserkennung Vorrichtung zum Erkennen subtiler Abweichungen der Gesichtsfarbe (mit bloßem Auge nicht erkennbar, aber mit einer Webcam) aufgrund der Änderung der Herzfrequenz. Die Herzfrequenz, gemessen in Schlägen pro Minute, kann als Indikator für den physiologischen Zustand einer Person verwendet werden. Jedes Mal, wenn das Herz schlägt, wird Blut ausgeschieden und zirkuliert im Körper. Dieser Blutfluss kann im Gesicht mit einer Standard-Webcam erfasst werden, die in der Lage ist, subtile Farbveränderungen

zu erfassen, die mit bloßem Auge nicht sichtbar sind. Aufgrund des Absorptionsspektrums des Blutlichts sind wir in der Lage, Unterschiede in der Lichtmenge zu erkennen, die von dem sich direkt unter der Haut bewegenden Blut aufgenommen wird (z. B. Photoplethysmographie). Durch die Modulation von emotionalem und physiologischem Stress, d.h. das Betrachten von spannenden Bildern und das Sitzen bzw. Stehen, um Veränderungen der Herzfrequenz zu bewirken, haben wir die Machbarkeit der Verwendung einer Webcam zur psychophysiologischen Messung der autonomen Aktivität untersucht. Wir fanden ein hohes Maß an Übereinstimmung zwischen den etablierten physiologischen Messungen, dem Elektrokardiogramm, der Blutpulsoximetrie und den Webcam-Pulsschätzungen. Wir empfehlen daher, dass Webcams als nicht-invasive und leicht verfügbare Methode zur Messung psychophysiologischer Veränderungen verwendet werden können, die leicht in bestehende Software- und Hardwarekonfigurationen zur Präsentation von Reizen integriert werden kann. Das Experiment wurde mit 24 Teilnehmern durchgeführt und der Artikel wurde 2017 veröffentlicht.

Paper 3: Coverage of emotion recognition for common wearable biosensors

Diese Forschung schlägt einen neuen Emotionserkennungsrahmen für die computergestützte Vorhersage menschlicher Emotionen mit Hilfe von Biosensoren vor. Die emotionale Wahrnehmung fördert spezifische Muster biologischer Reaktionen im menschlichen Körper, und dies kann gespürt und genutzt werden, um Emotionen nur mit biomedizinischen Methoden vorherzusagen. Basierend auf theoretischer und empirischer psychophysiologischer Forschung ermöglicht die Grundlage der autonomen Spezifität die Schaffung einer soliden Grundlage für die Erkennung menschlicher Emotionen durch maschinelles Lernen an physiologischen Modellen. Eine systematische Auswahl physiologischer Daten über die emotionalen Reaktionen, die zur Erkennung von Zielemotionen ausgelöst werden, ist jedoch nicht offensichtlich. Diese Studie zeigt durch experimentelle Messungen die Abdeckung der Emotionserkennung mit gängigen tragbaren Biosensoren, basierend auf der Synchronisation zwischen audiovisuellen Reizen und entsprechenden physiologischen Reaktionen. Die Arbeit bildet die Grundlage für die Validierung der Hypothese der emotionalen Zustandserkennung in der Literatur und stellt die Abdeckung der Verwendung von gängigen tragbaren Biosensoren in Verbindung mit einem neuen Vorbehandlungsalgorithmus zur Demonstration der praktischen Vorhersage der emotionalen Zustände von Trägern dar. Das Experiment wurde mit 10 Teilnehmern durchgeführt und der Artikel wurde 2018 veröffentlicht.

Paper 4: Intelligent data analysis algorithms on biofeedback signals for estimating emotions

Das übergeordnete Ziel dieser Arbeit ist es, ein energiesparendes, tragbares und kostengünstiges eingebettetes System zu entwerfen und zu entwickeln, mit

dem wir verschiedene Parameter des autonomen Nervensystems einer Person (GSR/Temperatur/Temperatur/Temperatur/Herzfrequenz/EEG) messen und auf jedem der Ausgabegeräte anzeigen können, wobei ein effektiver Algorithmus zur Stresserkennung mit Lernsystemen verwendet wird. Dieses tragbare On-Board-System wird den Texas Instruments MSP430F2013 Mikrocontroller verwenden. Dieses System wird es ermöglichen, verschiedene Parameter wie GSR und BVP zu messen. In diesem Artikel wird auch ein Experiment diskutiert, das die Reize identifiziert, die den emotionalen Zustand der Person als Folge von Schwankungen der Biosignale auslösen. Diese Arbeit wurde 2014 veröffentlicht und 10 Probanden haben an das Experiment teilgenommen.

Paper 5: Determination of stress using blood pressure and galvanic skin response

Dieses Papier stellt eine Vorrichtung zur Erkennung von Stress mittels galvanischer Hautreaktion (GSR) und Blutdruck (BP) vor. Stress ist eine Antwort auf die psychischen, emotionalen oder physischen Aspekte des täglichen Lebens. Um Stress zu bewältigen, ist es notwendig, das Stressniveau kontinuierlich zu überwachen. Individuelle physiologische Parameter wie galvanische Hautreaktion (GSR), Herzfrequenz (HR), Blutdruck (BP), EKG (Elektrokardiographie) und Atmungsaktivität können als Maß zur Stressbestimmung herangezogen werden. Die Genauigkeit der Bestimmung ist jedoch durch die Verwendung einzelner Parameter eingeschränkt. Die Verwendung mehrerer Parameter hilft, Stress besser zu bestimmen. Eine Kombination von Parametern wie GSR und Blutdruck erhöht die Genauigkeit weiter. Ziel ist es, eine bessere Stresserkennung mit GSR und BP zu erreichen. Diese Arbeit wurde mit Hilfe von 25 Teilnehmern durchgeführt und 2014 veröffentlicht.

Paper 6: Effectiveness of immersive videos in inducing awe: an experimental study

Die Furcht, eine komplexe Emotion, die sich aus den Bewertungskomponenten Weite und Bedürfnis nach Unterkunft zusammensetzt, ist eine tiefe und oft sinnvolle Erfahrung. Trotz ihrer Bedeutung haben Psychologen erst vor kurzem mit der empirischen Untersuchung von Furcht begonnen. Auf der experimentellen Ebene geht es vor allem darum, wie man hochintensive Awe-Erfahrungen im Labor hervorrufen kann. Um dieses Problem anzugehen, wurde Virtual Reality (VR) als mögliche Lösung vorgeschlagen. Hier haben wir die höchste realistische Form von VR betrachtet: immersive Videos. 42 Teilnehmer sahen sich immersive und normale 2D-Videos an, die eine Furcht oder einen neutralen Inhalt zeigten. Nach der Erfahrung bewerteten sie ihre Furcht und ihr Gefühl der Präsenz. Die psychophysiologischen Reaktionen der Teilnehmer (BVP, SC, sEMG) wurden während der gesamten Videoaufnahme aufgezeichnet. Wir haben angenommen, dass die immersive Videobedingung die Intensität der Furcht im Vergleich zu 2D-

Bildschirmvideos erhöhen würde. Die Ergebnisse zeigten, dass immersive Videos die selbstberichtete Intensität der Ehrfurcht und das Gefühl der Präsenz deutlich erhöhten. Immersive Videos mit beeindruckendem Inhalt führten auch zu einer höheren parasympathischen Aktivierung. Diese Ergebnisse zeigen die Vorteile der Verwendung von VR in der experimentellen Studie von Furcht, mit methodischen Implikationen für die Untersuchung anderer Emotionen.

Paper 7: Multimodal biosignal sensor data handling for emotion recognition

Wir präsentieren einen Versuchsaufbau, eine Sensordatenverarbeitung und einen Bewertungsrahmen für die Emotionserkennung, basierend auf multimodalen Daten von biologischen Signalgebern. Für die markierte Datenerfassung haben wir einen Emotionsauslöserblock entwickelt, mit einem Datenbank mit beschrifteten Videos, die verschiedene auslösende Reize enthalten. Eine Biosignal-Erfassungsvorrichtung wurde verwendet, um multimodale Daten zu erfassen, und zwar: Elektromyographie (EMG); Elektrokardiographie (EKG); Elektrodermale Aktivität (EDA); Blutvolumenpuls (BVP); Peripherietemperatur (SKT); und Atmung (RESP). Eine automatisierte Biosignalverarbeitung und Merkmalsextraktionswerkzeugkasten wurde entwickelt, um Rohdaten in aussagekräftige Parameter umzuwandeln. Experimentelle Ergebnisse zeigten Trends, die mit auslösenden Ereignissen verbunden sind, und bildeten eine Grundlage für die Emotionserkennung. Durch LOOCV mit einem k-NN-Klassifikator erhielten wir Erkennungsraten von 81%, um zwischen positiven und negativen Emotionen zu unterscheiden, und von 70%, um zwischen positiven, neutralen und negativen Emotionen zu unterscheiden.

Paper 8: What's your current stress level? Detection of stress patterns from GSR sensor data

Das Problem des Stress am Arbeitsplatz wird allgemein als einer der Hauptfaktoren anerkannt, der zu einem Spektrum von Gesundheitsproblemen führt. Menschen mit bestimmten Berufen, wie Intensivpfleger oder Call-Center-Betreiber, und Menschen in bestimmten Lebensphasen, wie berufstätige Eltern mit kleinen Kindern, sind einem erhöhten Risiko ausgesetzt, überfordert zu werden. Stressmanagement sollte weit vor dem Stressbeginn beginnen, der Krankheiten verursacht. Der aktuelle Stand der Sensorik ermöglicht es, Systeme zu entwickeln, die körperliche Symptome messen und das Stressniveau widerspiegeln. In diesem Papier formulieren wir das Problem der Stressidentifikation und -kategorisierung aus der Sicht des Sensor Data Stream Mining, betrachten einen reduktionistischen Ansatz zur Erregungsidentifikation als Driftdetektionsaufgabe, heben die Hauptprobleme des Umgangs mit GSR-Daten hervor, die von einem Uhren-Stressmessgerät in normalen (d.h. nicht-laborellen) Umgebungen gesammelt wurden, und schlagen einfache Ansätze vor, wie damit umzugehen ist, und diskutieren die Erfahrungen aus der

experimentellen Studie mit realen GSR-Daten, die während der aktuellen Feldstudie gesammelt wurden.

Paper 9: Bodily maps of emotions

Emotionen werden oft im Körper gespürt, und somatosensorisches Feedback wurde vorgeschlagen, um bewusste emotionale Erfahrungen auszulösen. Hier zeigen wir Karten von Körperempfindungen, die mit verschiedenen Emotionen verbunden sind, mit einer einzigartigen topographischen Selbstberichtsmethode. In fünf Experimenten wurden den Teilnehmern ($n = 701$) zwei Silhouetten von Körpern neben emotionalen Worten, Geschichten, Filmen oder Gesichtsausdrücken gezeigt. Sie wurden gebeten, die Körperregionen zu färben, deren Aktivität sie sich beim Betrachten der einzelnen Reize erhöht oder verringert haben. Verschiedene Emotionen wurden konsequent mit statistisch trennbaren Körperempfindlichkeitskarten experimentell verknüpft. Diese Karten waren übereinstimmend mit westeuropäischen und ostasiatischen Stichproben. Statistische Klassifikatoren unterschieden emotionsspezifische Aktivierungskarten genau und bestätigten die Unabhängigkeit von Topographien über Emotionen hinweg. Wir schlagen vor, dass Emotionen im somatosensorischen System als kulturell universelle kategorische somatotopische Karten dargestellt werden. Die Wahrnehmung dieser durch Emotionen ausgelösten körperlichen Veränderungen kann eine Schlüsselrolle bei der Erzeugung bewusst empfundener Emotionen spielen.

19.2.6 Vorstellung unsere Ergebnisse

Die Entwicklung unserer Entscheidungsmatrix hat uns zwei Tabellen gegeben (siehe Anhang). Die erste Tabelle mit dem Namen Justizmatrix, in der die in den Artikeln gefundenen Elemente zur Ungültigkeit oder Bestätigung der Regeln (Kriterien) notiert werden, und eine zweite Tabelle mit dem Namen Score-Matrix, in der die verschiedenen Bewertungen, die den Elementen der ersten Tabelle entsprechen, aufgezeichnet werden. Diese Trennung ermöglicht einen besseren Überblick und ein besseres Verständnis der geleisteten Arbeit. Dieser Prozess ("Plan B") hat es ermöglicht, bestimmte Grundregeln für eine kurze Interpretation unserer Daten zu entwickeln, wie z.B.:

- Die galvanische Leitfähigkeit der Haut (GSC) und Herzfrequenz steigen mit Angst und sinken mit Traurigkeit (aus Paper 1);
- Oder dass es einen Temperaturanstieg im Falle von Glück oder Gefahr und einen Rückgang im Falle von Traurigkeit gibt (siehe Papier 9).

Alle so erhaltenen Elemente sind in der Tabelle entsprechend der Begründungsmatrix lesbar (siehe Anhang). Darüber hinaus ermöglicht uns die Score-Matrix nach den oben erläuterten Kriterien, die verschiedenen ausgewählten Artikel zu klassifizieren

und beispielsweise zu dem Schluss zu kommen, dass die Elemente des Artikels mit dem Titel: "Multimodal biosignal sensor data handling for emotion recognition" (Paper 7) für unseren Ansatz (Plan B) am zuverlässigsten sind, während der Artikel "Intelligent data analysis algorithms on biofeedback signals for estimating emotions" am zuverlässigsten ist. (Paper 4) hat eine Reihe von Mängel.

20 Zusammenfassung und Ausblick

Verantwortlich: Meryem

In diesem Kapitel wird die Zusammenfassung der Arbeit sowie das resultierende Fazit und schließlich ein Ausblick dargeboten.

20.1 Zusammenfassung

Verantwortlich: Arnaud

Ziel dieses Projekts war es, ein kompaktes mikrocontroller gestütztes System zur Emotionserkennung in einer Virtual-Reality-Umgebung zu entwickeln. Die Grundidee war, ein Modul zu entwerfen, das aus sensorischen Sensoren und Mikrocontrollern besteht, um physiologische Daten zu erfassen; dann Szenarien zu entwerfen, die auf Bildern, Videos und/oder Spielen basieren, um bestimmte Emotionen hervorzurufen; und schließlich diese Daten zu analysieren, um eine Korrelation zwischen physiologischen Daten und Emotionen herzustellen. Um dieses Ziel zu erreichen, wählten wir die physiologischen Signale, die wir messen wollten, genauso wie die Sensoren, die für die Erfassung dieser Daten geeignet wäre, nämlich:

- Körpertemperatur (siehe Abschnitt 3.5.1)
- Blood Volume Pulse (siehe Abschnitt 3.5.2)
- Sauerstoffsättigung(siehe Abschnitt 3.5.3)
- Galvanic Skin Response (siehe Abschnitt 3.5.4)
- Elektroenzephalografie (siehe Abschnitt 3.5.5)
- Elektrookulografie (siehe Abschnitt 3.5.6)

Dann wählten wir die Emotionen aus, die wir studieren wollten: Langeweile, Freude und Verwirrung. Wir haben verschiedene Szenarien entworfen und entwickelt, um diese Emotionen zu induzieren(siehe Abschnitt 7 & 15): Dann galt es, all diese Szenarien sowie Fragebögen zu diesen emotionalen Erfahrungen in eine virtuelle Umgebung zu integrieren. Danach mussten die von den verschiedenen Sensoren gesammelten Daten digitalisiert werden um Ihre Speicherung und spätere Analysierung für eine Mustererkennung zu ermöglichen. Während des gesamten Projekts haben wir drei Prototypen nach dem gleichen Prinzip entwickelt, nämlich: eine Hardware, die aus zwei Komponenten besteht: zum einen der Messeinrichtung, mit den einzelnen Sensoren, welche am Kopf einer Probanden befestigt werden und zum anderen aus dem Messboard, auf dem die empfangenen Signale verarbeitet, und dann weiter gesendet werden. Jeder neue Prototyp ist eine Verbesserung des vorherigen.

Der erste Prototyp(siehe Abschnitt 5) bestand aus drei unterschiedlichen Teilsystemen:

- Teilsystem 1: Mikrocontroller zur Aufnahme und Verarbeitung der Sensorik GSR, BVP und Körpertemperatur mit Anbindung an die anderen beiden Teilsysteme.
- Teilsystem 2 : Aufnahme und Verarbeitung von Hirnströmen (EEG). Anbindung an das Teilsystem 1 zur Übermittlung der analogen Signale.
- Teilsystem 3: Aufnahme und Verarbeitung von Strömen bei Augenbewegungen (EOG). Anbindung an das Teilsystem 1 zur Übermittlung der analogen Signale.

Die Sensoren aus Teilsystem 1 und die Elektroden aus Teilsystem 2 werden mit ein einfaches Kopfband getragen, die Elektroden von Teilsystem 3 werden separat am Kopf gebunden und sind Klebeelektrode(nur einmal verwendbar). Die verschiedenen Szenarien zur Induktion von Emotionen, nämlich Spiele für Langeweile und Verwirrung sowie Bildfolge und Musik für Freude, werden über einen Computerbildschirm übertragen. Die Daten werden nach Wandlung per Bluetooth übertragen. Die erste Messreihen(siehe Abschnitt 8) werden mit diesem Modul durchgeführt, und damit werden wir Daten erfassen und bearbeiten (siehe Abschnitt 9 & 10).

Der zweite Prototyp(siehe Abschnitt 11) bietet schon einige Verbesserungen:

- Das Kopfband wird durch ein Mask ersetzt, wo alle Sensoren(und elektroden) eingebaut werden sollte.
- Die alte Elektroden(EEG und EOG) werden durch trockene(goldene) Elektroden ersetzt.
- Beginn der Entwicklung der verschiedenen Szenarien zur Induktion von Emotionen in Virtual-Reality-Umgebung.
- Die verschiedenen Teilsysteme des ersten Prototyps werden durch ein einziges System mit Hilfe dem FTDI-Chip (siehe Abschnitt 11.2.6) ersetzt und so Probleme im Zusammenhang mit dem Vorhandensein mehrerer Verstärker sowie Kalibrierung der Stromversorgung des Systems lösen.

Leider würde da keine Messreihe durchgeführt, sonder weiter weitergearbeitet an das verbesserung des Prototyps.

Der dritte Prototyp unterscheidet sich nicht wesentlich vom zweiten Prototyp. Wir haben weiter an der Optimierung der Position der verschiedenen Sensoren gearbeitet. Die Szenarien zur Emotionsinduktion und die Fragebogen werden mit Hilfe von Unreal Engine in ein VR-Umgebung entwickelt. Das Spielt "Frustra Bit" (siehe Abschnitt 7.3.3) wird durch das "heißer Draht" (siehe Abschnitt 15.3.3) ersetzt. und die Datenübertragung wird per Wlan stattfinden.

Eine zweite Messreihe (siehe Abschnitt 16) wird nach Entwicklung diese dritte Prototyp stattfinden und die Daten werden erfasst und weiter gearbeitet(siehe

abschnitt 17 & 18).

Schließlich haben wir andere Wege erforscht, um unsere Arbeit mit anderen zu vergleichen und dann eine Reihe einfacher Regeln festzulegen, die es ermöglichen könnten, eine Verbindung herzustellen zwischen z.B. der Variation biophysiologischer Signale und der Intensität der wahrgenommenen Emotionen.

20.2 Ausblick

Verantwortlich: Boris
- RfP

Insgesamt wird diese Arbeit im Rahmen von ELISE "umgesetzt". Im Rahmen der Hardware sollte erst mal weitere Minimierung von der Leiterplatte gemacht werden, was dazu beitragen würde, das Rauschen der analogen Sensoren (EEG/EOG/GSR) zu minimieren. Da dieser Punkt wahrscheinlich auch die Verwendung kleinerer Komponenten erfordern würde, wenn möglich (Widerstände etc.), was wiederum sehr schwierig von Hand zu sodern wäre, müsste also Komponenten vom Leiterplattenhersteller montieren werden. Danach sollte das 6-Kanal-ADS1299-6 durch das 8-Kanal-ADS1299, wegen der Einbeziehung der GSR-Messungen in den TI-Chip die derzeit keine freien Kanäle mehr ermöglicht, ersetzt werden. Dann sollte es der automatische Reset für den μ C (und das gesamte System) aktiviert werden und es sollte auch einen besseren Platz für den Reset-Knopf zu finden oder ihn durch einen abgewinkelten Schalter (wie den Programmierschalter) zu ersetzen, da die aktuelle Stelle diesen Knopf schlecht ist. Zudem konnte die Kommunikation zwischen PCB und Software überarbeitet werden. Es könnte zum Beispiel anderes Protokoll, Bluetooth etc verwendet werden. Diese könnte zu einer Erhöhung der Sampling-Rate führen, die im Moment bei 250 Samples/Sekunde liegt. Letztendlich könnte auch eine gute Idee sein, die Gesamtgröße unserer Maske zu verkleinern, da sie für einige Probanden etwas zu groß war (z.B. um unter dem Auge manchmal die Nase zu berühren usw.), sowie das Loch für den Temperatursensor, die vergrößert werden sollte, damit man sich dort nicht durchschmelzen muss. Als Erweiterung bei der Software, könnte die VR-Emotionsinduktionen verbessert werden. Es könnte auch andere Arten von Induktionswerkzeugen wie zum Beispiel ein Gerät die mehr Mobilität erlaubt verwendet werden, damit man bessere Ergebnis bei der Messungen bekommt. Die allgemeine Gestaltung von dem ganzen Prozess sollte auch noch mal bearbeitet werden. Bei der Mustererkennung sollte andere Modelle getestet werden. Diese könnte das Endergebnis verstärken. Auch andere Klassifikatoren oder Lernsätze (halbüberwachte und verstärkte Lernsätze) konnte auch für die nächste Arbeiten verwendet werden. Bei Plan B konnte es versucht werden, die Top-Methode zu implementieren und zu testen, um mehr Gewicht an diese Alternativlösung zu

geben.

Abbildungsverzeichnis

1	Große Übersicht des Gesamtprojekts[?].	5
2	Einordnung von Emotion nach Plutchik.	13
3	Einordnung von emotionale Erfahrungsprozess nach Wundt.	14
4	Einordnung von emotional Erfahrung nach Russell.	15
5	HTC VIVE mit VR-Brille, Controllern und Base.	16
6	VR-Brille	17
7	VR-Basisstation	17
8	VR-Controller	17
9	Beispiel eines Blueprintcodes.	19
10	Abb. 1.3 Absorptionsverlauf HbO ₂ und Hb im ellenlängen Bereich von 700 nm bis 900 nm.	21
11	SPI-Kommunikation zwischen einem einzelnen Master und Slave.	25
12	Datenübertragung für verschieden CPOL und CPHA.	26
13	I2C-Master mit 2 Slaves.	27
14	Format eines UDP-Datagramm Headers.	29
15	Vollständiges zu übertragendes Paket.	30
16	Emotion Recognition Chain	31
17	Aufteilen eines Datensets in ein Trainings- und Testset	33
18	Beispiel eines SVM-Klassifikators im 2D Merkmalsraum	34
19	Beispiel für die Verwendung des Kernel-Tricks	35
20	Beispiele für einen hard- und soft-margin SVM	36
21	Abb. Verbindung des Temperatursensors nach Datenblatt.	43
22	Abb. Temperatur-Sensor MLX90614 mit Plastikgehäuse	44
23	Abb. MAX30102-Sensorboard. Vollständig vom Hersteller bestückt und bereit zur Verwendung	45
24	Abb. Systemdiagramm des MAX30102.	46
25	Screenshot der Supervisor Ansicht	51
26	Bild des verwendeten Fragebogens.	53
27	Vignetten für das Glücks-Szenario.	54
28	Bild des Langeweile-Szenarios.	55
29	Bild des Frustabit Spieles für das Frustration-Szenario.	56
30	Schiebefenster-Segmentierung	59
31	Merkmalsextraktion aus frequenzbezogener Domain	61
32	Spitzenzähler-Merkmal	63
33	Codebuchkonstruktion	64
34	Codewortzuweisung	65
35	Architektur eines MLP Network.	67
36	Architektur eines CNN Network.	67

37	Eigene Architektur eines Multimodal-MLP-Network.	68
38	Architektur eines LSTM-Networks.	68
39	Architektur eines CNN/LSTM-Hybriden.	69
40	Leave-One-Subjekt-Out-Cross-Validation (LOSOCV)	71
41	Gitter-Suche	72
42	t-SNE Plots der handgefertigten Merkmale.	75
43	Sensoraufzeichnungen von Daten	76
44	Nahaufnahme von Rauschen in Daten	77
45	Software zur Anzeige der Sensordaten	83
46	Schematischer Ablauf der Anzeige	84
47	Bild des Fragebogen-Teils, entsprechend dem circumplex-Modell.	92
48	Bild des Fragebogen-Teils, wo die dominierenden Emotionen abgefragt werden.	93
49	Im Glück-Szenario verwendete Bilder und deren Texte	94
50	Ein im Projekt verwendetes HDR-Panorama-Bild.	95
51	Ausgabe der Blender-File und deren Rotation.	96
52	Rotation und Reihenfolge für eine CubeMap	96
53	Rotation und Reihenfolge für die CubeMap der Abbildung 51.	97
54	Aufgeklappte CubeMap	97
55	Optimale Einstellungen des Bildes in Unreal.	98
56	SDR vs. HDR	98
57	SkySphere-BP Construction Script.	99
58	Konfigurationen von Material.	99
59	Konfiguration der Matinee	100
60	Bild des Langeweile-Szenarios in VR.	101
61	Bild des Frustrations-Szenarios in VR.	102
62	Schematischer Ablauf der Kalibrierung	127

Tabellenverzeichnis

1	Vergleich einige Basisemotions-Theorien	12
2	Einige Basisemotionen jeweils mit Verhalten und Funktion	13
3	Statistische Merkmale	60
4	Durchschnittlicher F1-Wert	73
5	Confusion Matrix	73
6	Vergleich der Ergebnisse der unterschiedlichen Merkmalsextraktionen.	74
7	F1-Score der DNNs für Erregung.	105
8	F1-Score der DNNs für Wertigkeit.	105
9	Decisionmatrix (Teil 1 von 2).	109
10	Decisionmatrix (Teil 2 von 2).	110
11	Bewertung der Decisionmatrix	111

Abkürzungen

ADADELTA An Adaptive Learning Rate Method

ANN Artificial Neural Networks

BMBF Bundesministerium für Bildung und Forschung

BVP Blood Volume Pulse

CA Codebook Approach

CNN Convolutional Neural Network

CRID Center for Responsible Innovation & Design

C-SVM Soft-margin Support-Vector-Machine

CSV Comma-Separated-Values

DDS Direct Draw Surface

DNN Deep Neural Networks

EEG Electroencephalography

EOG Electrooculography

ERC Emotion Recognition Chain

GSR Galvanic Skin Response

HR Heart Rate

LOSOCV Leave-One-Subject-Out-Cross-Validation

LSTM Long Short-Term Memory Network

MLP Multilayer Preceptron

PG Projektgruppe

PPG-ir Photoplethysmography Infrared

PPG-red Photoplethysmography Red

RBF Radial Basis Function

SpO₂ Pulse Oximetry

SVM Support-Vector-Machine

VR Virtual Reality

Anhang

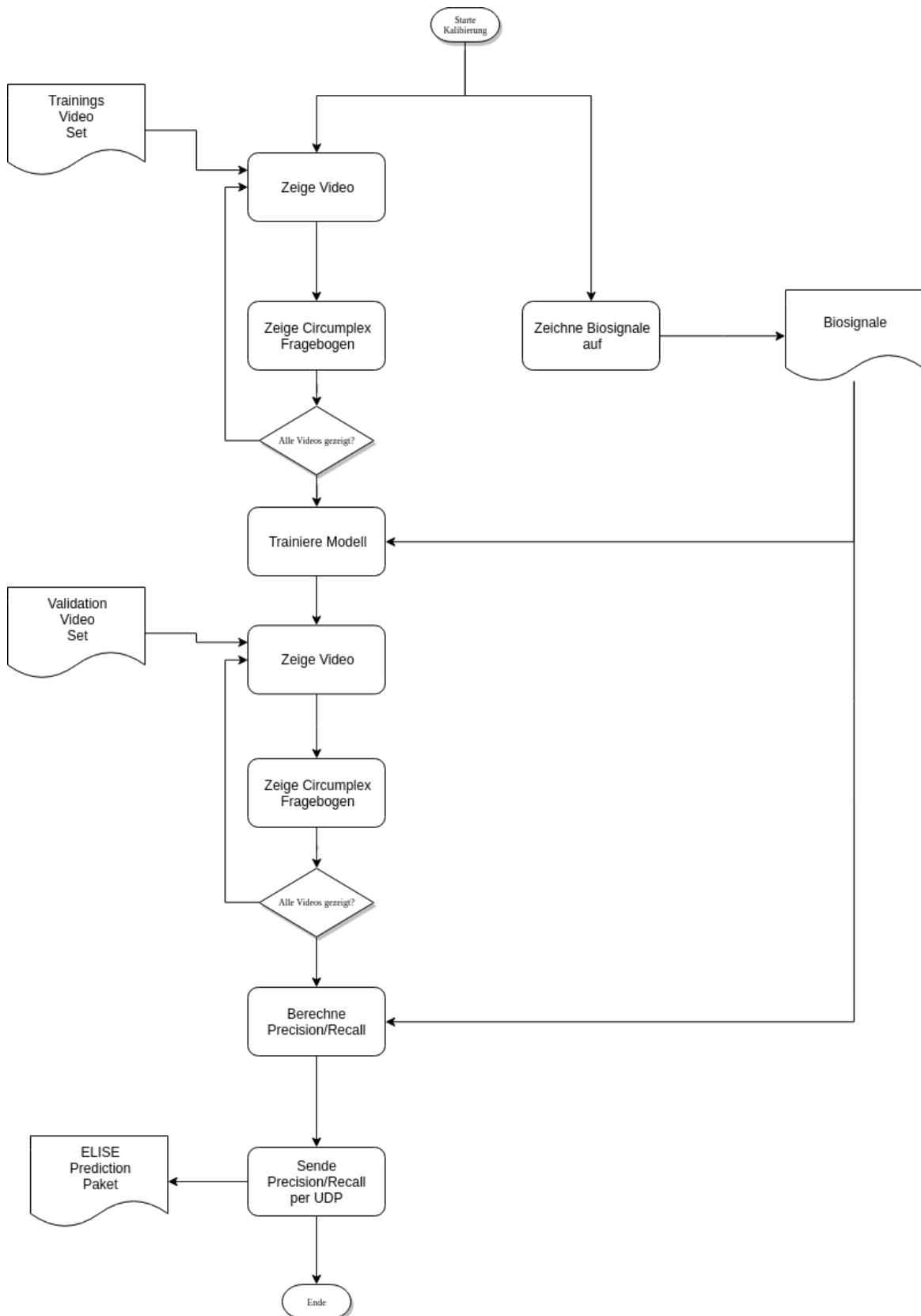


Abbildung 62: Schematischer Ablauf der Kalibrierung