Universitätsklinikum Ulm
Klinik für Psychosomatische Medizin und Psychotherapie
Ärztlicher Direktor: Prof. Dr. Harald Gündel

Sektion Medizinische Psychologie
Leitung: Prof. Dr. Harald C. Traue

Der Einfluss des Geschlechts und weiterer Nutzervariablen auf die Emotionsverarbeitung

- in einer simulierten Mensch-Computer Interaktion

Dissertation
zur Erlangung des Doktorgrades der Humanbiologie der
Medizinischen Fakultät der Universität Ulm

Stefanie Rukavina, Göppingen
Juli 2015

Amtierender Dekan: Prof. Dr. Thomas Wirth

1. Berichterstatter: Prof. Dr. Harald C. Traue

2. Berichterstatter: Prof. Dr. Carmen Uhlmann

Tag der Promotion: 29.1.2016

Für meine Schwestern

INHALTSVERZEICHNIS

Abkürzungsverzeichnis ..... **VII**

Abbildungsverzeichnis ..... **IX**

Tabellenverzeichnis ..... **X**

Kapitel I Einleitung **1**

1.1 Affective Computing und Mensch-Computer Interaktionen 4

1.2 Klassifikation von Objekten 6

1.3 Emotionen 8

1.4 Geschlecht und Emotionen 11

1.5 Menstruationszyklus 13

1.6 Einfluss der Sexualhormone auf das zentrale und autonome Nervensystem 14

1.7 Der Einfluss weiterer Nutzervariablen auf die Physiologie 16

1.8 Fragestellung und Hypothesen 18

Kapitel II Material und Methoden **23**

2.1 Experiment I: Standardisierte Emotionsinduktion 25

2.2 Experiment II: Mentaltrainer im Wizard of Oz Design 27

2.3 Praktische Durchführung 30

2.4 Fragebögen 31

2.4.1 BIS/BAS 31

2.4.2 NEO-FFI 32
2.4.3 Bem Sexual Role Inventory (BSRI) 32
2.5 Erfassung und Bestimmung der Menstruationsphase 33
2.6 Signalinformation und Informationsextraktion 33
2.7 Klassifikation von physiologischen Signalen mit einer Support Vector Machine ... 44

Kapitel III Ergebnisse 46
3.1 Feature-Berechnung und Signifikanzberechnung 46
3.2 Welchen Einfluss hat das Geschlecht auf die Psychophysiologie während der Emotionsinduktion? 48
3.2.1 HRV- und Reagibilität 48
3.2.2 Gesichtsmuskelaktivität 51
3.2.3 Hautleitwert 53
3.2.4 Zusammenfassung: Einfluss des Geschlechts auf die psychophysiologische Reagibilität 59
3.3 Welchen Einfluss haben weitere Nutzervariablen auf die psychobiologischen Muster? 61
3.3.1 Zusammenfassung : Einfluss weiterer Nutzervariablen 63
3.4 Welchen Einfluss haben das Geschlecht, das Alter und der Hormonstatus auf die Klassifikation? 64
3.4.1 Zusammenfassung : Einfluss weiterer Nutzervariablen 69
3.5 Wie verändert sich die Mimik des Nutzers nach sprachlichem Feedback des technischen Systems in einer Wizard of Oz Umgebung? 71
3.5.1 Zusammenfassung: Mimische Reaktionen nach technischem Feedback sowie der Einfluss des Geschlechts 76

Kapitel IV Diskussion 78
4.1 Emotionsinduktion zur Untersuchung des Einfluss des Geschlechts sowie weiterer Nutzervariablen auf die physiologischen Muster 79
4.2 Der Einfluss von Geschlecht und weiteren Nutzervariablen wie Alter und Hormonstatus auf die Klassifikationsrate 82
4.3 Die Mimik des Nutzers nach sprachlichem Feedback des technischen Systems? Unterscheiden sich Frauen von Männern? 84
4.4 Limitationen der Arbeit 87

Kapitel V Zusammenfassung..... 89

Kapitel VI Literaturverzeichnis..... 92

Anhang..... 106

Danksagung..... 124

Lebenslauf..... 126

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

Ag/AgCl	-	Silber-Silber Chlorid
ANS	-	Autonomes Nervensystem
AU	-	Action Units
BAS	-	Behaviorales Aktivierungssystem
BIS	-	Behaviorales Inhibierungssystem
BVP	-	Blutvolumenpuls
BSRI	-	Bem Sexual Role Inventory
EDA	-	Elektrodermale Aktivität
EEG	-	Elektroenzephalographie
EMG	-	Elektromyographie
ES	-	Experimentalsequenz
FACES	-	Facial Expression Coding System
FACS	-	Facial Action Coding System
FSH	-	Follikelstimulierendes Hormon
GnRH	-	Gonadtropin-Releasing Hormon
HCG	-	Human Chorionic Gonatropin
HR	-	Herzrate
HRV	-	Herzratenvariabilität
Hz	-	Hertz
IAPS	-	International Affective Picture System
ICC	-	Intraclass Correlation Coefficient

LH	-	Luteinisierendes Hormon
MCI	-	Mensch-Computer Interaktion
MMI	-	Mensch-Mensch Interaktion
RMSSD	-	Root Mean Square of Successive Differences
SCL	-	Skin Conductance Level
SCR	-	Skin Conductance Reaction
STD	-	Standardabweichung
SVM	-	Support Vector Machine
VAD	-	Valence, Arousal, Dominanz
VP	-	Versuchspersonen/Probanden
VS	-	Versus
WoZ	-	Wizard of Oz

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1: Erklärung der Lage der Hyperebene einer Support Vector Machine 7
Abbildung 2: VA(D)-Raum 10
Abbildung 3: Der Menstruationszyklus 13
Abbildung 4: Die Fragestellungen 19
Abbildung 5: Stichprobenaufteilung von EmoRec II 24
Abbildung 6: Ablauf des EmoRec II Experiments 26
Abbildung 7: Dimensionale Lokalisation der verwendeten Bilder 27
Abbildung 8: Setup des Experiments EmoRec II. 30
Abbildung 9: BVP-Sensor und EDA-Sensor mit Beispielaufnahmen 34
Abbildung 10: Halbautomatische NN-Identifikation 37
Abbildung 11: Platzierung der fEMG Elektroden 39
Abbildung 12: Klassifikationsergebnisse 66
Abbildung 13: Klassifikationsunterschiede der Neutral-Vergleiche 67
Abbildung 14: Klassifikationsunterschiede der Neutral-Vergleiche zwischen follikulären und lutealen Frauen sowie jungen Männern 68
Abbildung 15: Physiologisch zugeordnete Featureselektion der nach Geschlecht und Alter getrennten Stichproben 70
Abbildung 16: Beispiele von mimischen Expressionen 72
Abbildung 17: Mimische Expressionen nach artifiziellem Feedback 74
Abbildung 18: Einfluss des Geschlechts nach positivem Feedback auf negative mimische Expressionen 77

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 1: Strukturelle Darstellung der beteiligten Emotionskomponenten. 9
Tabelle 2: Vergleich der NEO-FFI Werte der EmoRec II Stichprobe mit Normwerten..... 25
Tabelle 3: SAM Rating der Experimentalsequenzen als Manipulationscheck..... 29
Tabelle 4: Signifikanzunterschiede der SAM Bewertungen der Experimentalsequenzen .. 29
Tabelle 5: Beschreibung der 5 Persönlichkeitsdimensionen des Neo-FFI..... 32
Tabelle 6: Etablierte Herzratenvariabilität-Parameter..... 35
Tabelle 7: Zeitliche Dauer der technischen Systemfeedbacks 42
Tabelle 8: Anzahl der kodierten Videos sortiert nach Feedback-Kategorie..... 43
Tabelle 9: Erklärung der mimischen Klassenzugehörigkeit nach Anzahl der Kodierer, Valenz und Expressionen..... 44
Tabelle 10: Einfluss des Geschlechts in der gesamten Stichprobe auf HRV Features..... 49
Tabelle 11: Einfluss des Geschlechts in der jungen Stichprobe auf HRV Features..... 50
Tabelle 12: Einfluss von hormonellen Unterschieden in der jungen Stichprobe auf HRV Features 51
Tabelle 13: Einfluss des Geschlechts in der gesamten Stichprobe auf fEMG Features..... 52
Tabelle 14: Einfluss des Geschlechts der jungen Stichprobe auf fEMG Features 52
Tabelle 15: Einfluss von hormonellen Unterschieden in der jungen Stichprobe auf fEMG Features 53
Tabelle 16: Einfluss des Geschlechts in der gesamten Stichprobe auf SCL Features..... 54
Tabelle 17: Einfluss des Geschlechts in der jungen Stichprobe auf SCL features..... 56

Tabelle 18: Hormonelle Unterschiede innerhalb des Hautleitwerts in der jungen Stichprobe 58
Tabelle 19: Post-hoc Tests der Untergruppen aus der jungen Stichprobe..... 59
Tabelle 20: Korrelationsergebnisse nach Pearson weiterer Nutzervariablen auf die Features 62
Tabelle 21: Anzahl der selektierten Features 69
Tabelle 22: Überblick der standardisierten mimischen Expressionen nach einem Feedback 73
Tabelle 23: Der Einfluss des Geschlechts auf die standardisierte Expressionen nach positivem Feedback. 75
Tabelle 24: Der Einfluss des Geschlechts auf die standardisierte Expressionen nach negativem Feedback..... 76

KAPITEL I
EINLEITUNG

Sobald Menschen mit technischen Systemen interagieren, sog. „Mensch-Computer Interaktionen“ (MCI), entwickeln sie soziale und emotionale Verhaltensweisen. Sie zeigen Höflichkeitsverhalten, das eigentlich nur zwischen Menschen üblich und regelkonform ist (Reeves and Nass, 1996). Selbst zu sehr einfachen technischen Systemen können Menschen emotionale Bindungen aufbauen (Donath, 2004; Peltu and Wilks, 2008). Es scheint, als ob Menschen oftmals keinen großen Unterschied zwischen Mensch und Maschine machen, selbst wenn sie wissen, dass sie „nur“ mit einem technischen System interagieren. Die Ähnlichkeit der emotionalen Erfahrungen im MCI-Kontext im Vergleich zu „Mensch-Mensch Interaktionen“ (MMI) wurde in einer Studie von Walter und Kollegen untersucht (Walter et al., 2014). Es zeigten sich nur sehr wenige Unterschiede, z.B. werden emotionale Erfahrungen wie „genervt sein“ oder „ungeduldig sein“ in der MCI signifikant häufiger berichtet als in der MMI, wohingegen die Intensität der berichteten Emotionen in der MMI größer zu sein scheinen.

Die Affective Computing-Forschung versucht die Brücke zwischen Emotionen eines Menschen und einem technischen System zu schlagen. So ist es ein Ziel, solche emotionalen und motivationalen Zustände detektieren zu können, um fortlaufende Interaktionen mit technischen Systemen positiv zu beeinflussen (Picard, 1995). Durch die Entwicklung einer sog. Companion-Technologie möchte der Sonderforschungsbereich Transregio 62 (SFB/TRR “Companion-Technologie für kognitiv technische Systeme“) einen Schritt weitergehen (Wendemuth and Biundo, 2012). Companion-Technologien sollen als

„digitale Begleiter“ sich zukünftig nicht nur durch ihre technische Funktionalität ausweisen, sondern auch durch ihre adaptiven kognitiven Fähigkeiten. Damit ist gemeint, dass sie in der Lage sein sollen, sich dem Verhalten des Nutzers und seinem emotionalen/motivationalen Zustand individuell anzupassen (Traue et al., 2013). Die Companion-Eigenschaften, zu denen Individualität, Anpassungsfähigkeit sowie Kooperativität gezählt werden, ermöglichen den Einsatz der kognitiven technischen Systeme in unterschiedlichen Anwendungsgebieten. Beispielsweise können sie zur Unterstützung älterer Menschen eingesetzt werden oder auch in der Medizin zur Überwachung von Patienten. Um jedoch adäquat auf den Nutzer und seine Erwartungen reagieren zu können, ist es notwendig die emotionalen Zustände richtig zu erkennen.

Die Emotionserkennung soll mit Hilfe von maschinellen Lernern, sog. „Klassifikatoren“, (mehr dazu in Kapitel 1.2.) realisiert werden. Dabei wird versucht aus während der Interaktion zur Verfügung stehenden Signalen, wie beispielsweise Sprache, Gestik, Mimik und Physiologie, die Informationen zu extrahieren, die Auskunft über den emotionalen Zustand des Nutzers geben und so eine Emotionserkennung ermöglichen. Bislang lag der Fokus im Affective Computing insbesondere auf der Identifikation und Vorverarbeitung von Merkmalen (sog. Features), sowie den daran anschließenden Klassifikationsprozesse. Die Optimierung dieser Verfahren ist auch notwendig, denn nur dann haben technische Systeme die Möglichkeit, emotionale und motivationale Reaktionen der Nutzer richtig zu erkennen.

Einem Punkt in Affective Computing Forschung wurde jedoch bislang wenig Aufmerksamkeit geschenkt: Geschlechtsunterschiede. Mit der Anmerkung in einem Interview „I spent most of my professional career being one of the only women in a room of mostly men, so I am used to ignoring gender differences that, consequently, I really don't know much about them” hat Rosalind Picard (Picard, 1998, Interview) schon vor Jahren indirekt auf diese Wissenslücke im Affective Computing hingewiesen. Der derzeitige Forschungsstand füllt diese Lücke nur unzureichend, obwohl aus psychophysiologischen Studien in der Emotions- und Stressforschung der Einfluss des Geschlechts bereits vereinzelt aufgezeigt werden konnte, z.B. scheinen Frauen physiologisch stärker auf negative Reize zu reagieren und Männer stärker auf positive Reize (Bradley et al., 2001).

Weitere Nutzervariablen wie z.B. das Alter sollten zusätzlich zum Geschlecht im Affective Computing berücksichtigt werden. Burriss und Kollegen (Burriss et al., 2007) wie auch Levenson et al. (Levenson et al., 1991) zeigten beispielsweise, dass im höheren Alter die

physiologische Reagibilität, gemessen mit dem Hautleitwert und der Herzrate, während emotionaler Ereignisse verringert ist. Das könnte in einer fortlaufenden Interaktion zwischen Mensch und technischem System bedeuten, dass bei älteren Personen der Klassifikator die physiologisch geringeren Reaktionen anders bewerten müsste als bei jüngeren Personen.

Neben dem Alter finden sich in der Literatur Hinweise bezüglich des Einflusses der Persönlichkeit auf die physiologische Reagibilität. Balconi und Kollegen zeigten zum Beispiel, dass Personen mit einer hohen Ausprägung einer bestimmten Persönlichkeitsdimension, die mit Vergnügungssuche und Belohnungssensitivität einhergeht (BAS-Dimension, mehr dazu in Kapitel 2.4.1.) auch verstärkt auf positive Stimuli physiologisch reagieren (Balconi et al., 2012).

Aus den bislang genannten Punkten kann abgeleitet werden, dass eine Untersuchung der genannten Nutzervariablen im Affective Computing Kontext wichtig ist. Das übergeordnete Ziel der vorliegenden Arbeit ist daher die Untersuchung von Geschlechtsunterschieden sowie der Einfluss weiterer Nutzervariablen, wie Alter und Persönlichkeit im Affective Computing anhand einer standardisierten Emotionsinduktionsmethode und einer simulierten MC-Interaktion.

Die vorliegende Arbeit ist wie folgt gegliedert:

Im Kapitel I der Theoretischen Grundlagen werden zu Beginn die Ziele de Affective Computing-Forschung und die Mensch-Computer Interaktion genauer betrachtet. Dabei wird auf die Problematik der Emotionserkennung eingegangen und welche Möglichkeiten zur Emotionserkennung vorliegen. Des Weiteren wird der Stand der Forschung bezüglich Geschlechtsunterschiede sowie der Einfluss weiterer Nutzervariablen dargestellt, bis hin zum Einfluss von Sexualhormonen auf das Nervensystem bzw. auf die physiologisch messbaren Parameter. Im Anschluss werden aus dem Stand der Forschung die Fragestellungen abgeleitet und mit den dazugehörigen Hypothesen vorgestellt.

Kapitel II befasst sich mit der Experimentalerhebung, den bearbeiteten Persönlichkeitsfragebögen und den verwendeten Analysemethoden. Dazu werden die psychophysiologische Auswertung und Merkmalsextraktion („Featureextraktion“) für den Klassifikator gezählt, wie auch die Erfassung mimischer Reaktionen als Antwort auf Systemfeedback in einer simulierten MCI.

Kapitel III beantwortet die in Kapitel I verfassten Fragestellungen und Hypothesen mit den jeweiligen physiologischen Parametern. Es werden die Ergebnisse der Klassifikationsunterschiede und aus Fragestellung 3 die mimische Reaktionen nach artifiziellem technischen Feedback dargestellt.
Kapitel IV beinhaltet die Diskussion der gewonnenen Ergebnisse und setzt diese wieder in Bezug zum Affective Computing. Daran schließt sich das Kapitel der Limitationen an, bis zum Kapitel V, in dem die vorliegende Arbeit zusammengefasst wird.

1.1 Affective Computing und Mensch-Computer Interaktionen

Wie eingangs schon erklärt, ist das Ziel im Forschungsfeld des Affective Computings, die Emotionen des Nutzers während der Mensch-Computer Interaktion (MCI) zu erkennen. Rosalind Picard beschreibt Affective Computing mit: “computing that relates to, arises from, or influences emotions” (Picard, 1995, S.1). Dabei sollen Klassifikatoren, sog. maschinelle Lerner, die Emotionserkennung durchführen. Ganz generell gehalten sind Klassifikatoren in der Lage, unbekannte Objekte anhand bestimmter Merkmale einer Klasse zuzuordnen (mehr dazu in Kapitel 2.7). Um dies in einer Interaktion zu realisieren, stehen mehrere Möglichkeiten an Informationsquellen zur Erfassung emotionaler und motivationaler Parameter zur Verfügung, die während der Interaktion wichtig sind. Zu Beginn soll der Fokus auf die Mensch-Mensch Interaktion (MMI) gerichtet werden.
In zwischenmenschlichen Interaktionen und Kommunikationen findet der Informationsaustausch parallel auf mehreren Ebenen statt. Das heißt, jeder Interaktionspartner erhält von seinem Gegenüber in einem Dialog sowohl Informationen auf der sprachlichen Ebene, wie auch auf der Ebene der Körperhaltung, Mimik und Gestik. Storch und Tschacher verwenden hierfür den Begriff der sog. Embodied Communication (Storch and Tschacher, 2014). Es entsteht eine gewisse, sich gegenseitig beeinflussende Interaktions-Dynamik, die laut Sandy Pentland (Pentland, 2008) sogar messbar ist und Auskunft darüber geben kann, wie erfolgreich die Interaktion war, z.B. im Kontext von Verhandlungen. Pentland spricht hier daher von sog. „honest signals“. Innerhalb von MMI fanden Pentland und Kollegen die folgenden messbaren Interaktionsparameter als erfolgsversprechend: Mimikry (das meist unbewusste mimische und gestikulierende Nachahmen des Interaktionspartners), Aktivität (Aktive, flüssige Interaktion, die Interesse indiziert), Einfluss (das Übernehmen des

Sprachmusters des Interaktionspartners) sowie die Konsistenz (allgemein empfundene Dynamik der Interaktion) (Pentland, 2010).

Versucht man nun die Befunde aus der MMI in den MCI-Kontext zu übertragen, so unterscheiden sich die beiden Formen vor allem darin, dass die MCI meist nicht in einer sog. closed-loop-Interaktion stattfindet. Das heißt, die Interaktion zwischen einem Mensch und einem technischen System verläuft zum derzeitigen Stand meist einseitig. Entweder gibt der Nutzer reine Anweisungen an den Computer oder der Computer unterstützt den Nutzer beispielsweise als Tutor, ohne jedoch adaptiv auf den Nutzer einzugehen. Dies hat zur Folge, dass die honest signals, sowie der Informationsaustausch auf mehreren Ebenen, gemäß der Embodied Communication, vom technischen System unberücksichtigt bleiben. Doch gerade diese Signale stellen eine Möglichkeit dar, die MCI zu verbessern bzw. konnte bereits gezeigt werden, dass deren Ausbleiben negative Konsequenzen zur Folge haben kann. Beispielsweise ist die Konsistenz (als honest signal) in Form des Timings der Interaktionspartner während der Interaktion wichtig (Pentland, 2008). Bleibt diese Konsistenz seitens des technischen Systems aus oder ist sie verzögert, z.B. als Systemverzögerungen, so konnten Hrabal und Kollegen zeigen, dass der Nutzer physiologisch stärker reagiert, gemessen anhand der elektrodermalen Aktivität (Hrabal et al., 2013). Zusammen mit den Nutzerbewertungen wurde diese stärkere physiologische Reaktion als negative Emotion bzw. als negative Erregung interpretiert. Ein weiteres Beispiel über den positiven Einfluss von honest signals im Affective Computing kann über die Mimikry berichtet werden. In MMI führt Mimikry laut Van Baaren und Kollegen zu einer Erhöhung des Prosozialen Verhaltens (Van Baaren et al., 2004). In mehreren Experimenten konnten sie durch Mimikry die Hilfsbereitschaft der Probanden erhöhen. Doch auch weitere Faktoren scheinen von der Mimikry beeinflusst zu werden: So zeigte sich im MCI Kontext beispielsweise, dass die wahrgenommene Freundlichkeit und Sympathie eines artifiziellen technischen Agenten deutlich größer war, wenn die Sprache dieses Agenten an das Sprachmuster des Nutzers (als Mimikry) angepasst wurde (Suzuki et al., 2000) oder wenn die Kopfbewegungen des Probanden von einem Avatar nachgeahmt wurden (Bailenson and Yee, 2005).

Neben der Sprache, Mimik, Gestik und der Körperhaltung, aus denen die Informationen über den emotionalen Zustand extrahiert werden können, stehen dem technischen System für die Emotionserkennung noch weitere Informationskanäle, wie z.B. die Physiologie, zur Verfügung. Die Physiologie kann kontinuierlich gemessen werden und unterliegt meist

nicht einer willentlichen Kontrolle des Nutzers (mehr dazu in Kapitel 1.3 und Kapitel 1.4), weshalb sie ein häufig eingesetzter Parameter der Affective Computing-Forschung darstellt.
Wie zu Beginn erklärt, sollen im Affective Computing maschinelle Lerner die Emotionserkennung übernehmen, deren Funktionsweise im nächsten Kapitel etwas genauer erklärt wird.

1.2 Klassifikation von Objekten

Im Affective Computing wird versucht, das Problem der Emotionserkennung mit Verfahren des maschinellen Lernens zu lösen. Sog. Klassifikatoren (maschinelle Lerner) können, allgemein gesprochen, nach einer Lernphase unbekannte Objekte anhand ihrer abgeleiteten Merkmale (Features) Klassen zuordnen. Idealerweise stehen Features für objektbeschreibende Informationen, die sich einer bestimmten Klasse zuordnen lassen. Ein solches Featureset wird auch als Featurevektor bezeichnet.
Es gibt eine große Anzahl an möglichen Klassifikationsmethoden, es zeigte sich jedoch, dass Neuronale Netze und Support Vector Machines (SVM) besser mit multidimensionalen Daten zurechtkommen als beispielsweise logic-based Klassifikatoren (Kotsiantis et al., 2007). Für die vorliegende Arbeit beschränkte man sich auf die SVM als Klassifikator.
Die SVM versucht mit Hilfe einer sog. Hyperebene Daten, anhand ihrer extrahierten Features, ihren Klassen zuzuordnen (Schölkopf and Smola, 2002). Um das zu erreichen, werden die Features als Vektoren in einem Vektorraum dargestellt, siehe Abb. 1. Aus diesen wählt die SVM mit Hilfe von Optimierungsalgorithmen genau die Vektoren, die den gewünschten maximalen Minimalabstand zur Hyperebene aufweisen und somit letztendlich die Lage der „optimalen Hyperebene“ bestimmen (Ertel, 2009). Es handelt sich um die sog. Support- Vektoren, daher auch der Name des Klassifikators.
Für die SVM und dem verwendeten RBF Kernel (der auch in der Lage ist nicht-lineare Abhängigkeiten zwischen Klassenlabels und Features zu verarbeiten) wurden im Laufe der Klassifikationen zwei Parameter (C und γ) mit erhoben, die in einer geeigneten Kombination vorliegen müssen, damit die SVM entscheidungsoptimal arbeitet. Diese Parameter sind in der Regel nicht im Vorhinein bekannt sondern werden systematisch in Form einer Rastersuche ermittelt. Nach Gruss regelt „C innerhalb einer SVM den Ausgleich zwischen

Missklassifikationen der Trainingsvektoren und der Maximierung der Hyperebene, während der Parameter γ die Einflußreichweite der Supportvektoren definiert“ (Gruss, 2015, S.11)

Üblicherweise wird die Performanz eines Klassifikators anhand seiner Erkennungsgenauigkeit gemessen. Sie gibt Auskunft darüber, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Klassifikator ein unbekanntes Objekt richtig erkannt hätte. Die Berechnung der Wahrscheinlichkeit kann dabei im Lauf einer Validierungsphase ermittelt werden, die in Abhängigkeit der verwendeten Validierungsmethode (z.B. Cross-Validierung, Leave-one subject out) aus mehreren Runden besteht. Dem Klassifikator werden pro Runde für ihn unbekannte Featurevektoren zur Klassifikation übergeben, deren Klassenzugehörigkeiten nach außen hin jedoch bekannt sind. Diese Vektoren werden auch Testvektoren genannt.

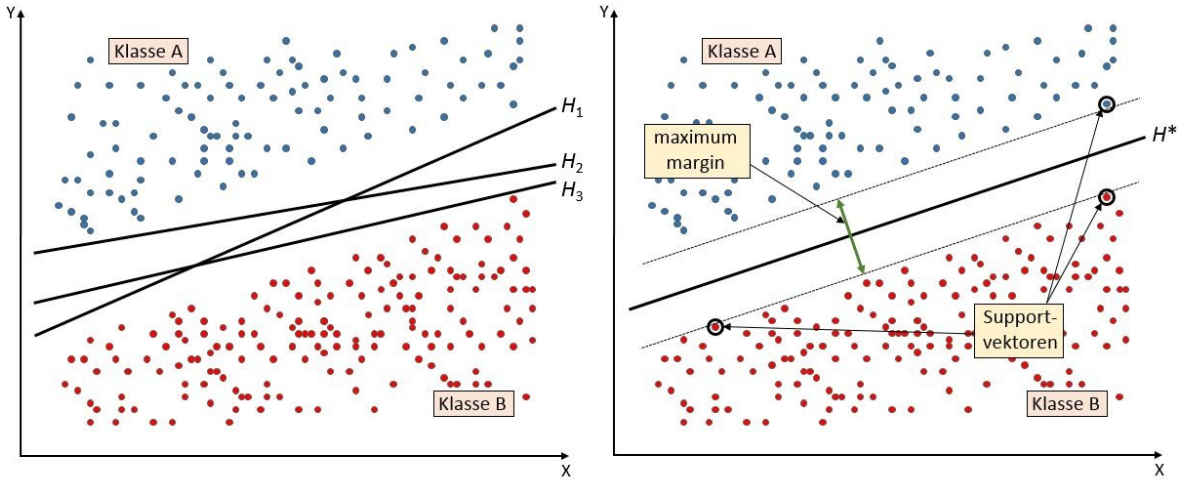

Abbildung 1: Erklärung der Lage der Hyperebene einer Support Vector Machine Links: Es gibt mehrere Möglichkeiten für die Hyperebene H, die zwischen den Objekten zweier Klassen A und B (als Punkte dargestellt) liegen könnte. Rechts: Die Lage der optimalen Hyperebene H wird durch die Stützvektoren definiert (mit freundlicher Genehmigung von Sascha Gruss (Gruss, 2015, S. 11)).

In einer parallel ablaufenden Korrekturrunde werden die vom Klassifikator zurückgelieferten Klassenzugehörigkeiten (der Testvektoren) mit den nach außen bekannten, tatsächlichen Klassenzugehörigkeiten verglichen. Die Erkennungsgenauigkeit ergibt sich schließlich aus dem Verhältnis der Anzahl von richtig zugeordneten Testvektoren zu der Gesamtanzahl aller Testvektoren.

In der hier vorliegenden Arbeit wurde als Validierungsmethode die sog. „leave one subject out“-Validierung verwendet - hier werden alle Featurevektoren einer Versuchsperson (VP) in der Trainingsphase ausgeschlossen und nur zur Validierung verwendet (Gruss, 2015).

Bezogen auf den Affective Computing Kontext wird nun versucht den Klassifikatoren diejenige Information zukommen zu lassen, die sie benötigen, um Emotionen erkennen zu können. Gewonnen werden diese Informationen oder Features aus bestimmten emotionalen Modalitäten wie z.B. Sprache und Mimik, siehe Kapitel 1.3. Bislang fokussierte sich die technisch orientierte Emotionsforschung auf die oben genannten Modalitäten. Allerdings unterliegt deren emotionaler Gehalt meist wirksamen Kontroll- und Hemmungsmechanismen (Cowie et al., 2001; Schuller et al., 2005). Eine weitere mögliche Informationsquelle stellen daher psychophysiologisch erfasste „emotion patterns“ (physiologische Muster) dar.
Auch wenn auf Basis physiologischer Signale bereits gute Klassifikationsraten erzielt werden, werden höhere Erkennungsraten durch sog. „multimodale Klassifikationen“ (durch Informationsfusion von beispielsweise Video-, Audio und Physiologie-Signalen) erwartet (Caridakis et al., 2007; Walter et al., 2011).

1.3 Emotionen

Die Schwierigkeit, Emotionen allgemeingültig zu beschreiben, ist ein schon lange bestehendes Problem. Beverly Fehr und James Russel spielen mit ihrer Aussage “Everyone knows what an emotion is until one is asked to give a definition“ auf diese Problematik an (Fehr and Russel, 1984, S.464). Lindquist und Kollegen sprechen sogar von einem „100-Jahre Emotions-Krieg“ (Lindquist et al., 2013). Das Hauptproblem dabei ist, dass der Begriff der Emotionen im Sprachgebrauch mehrdeutig verwendet und verstanden werden. Hinzu kommt die Komplexität bezüglich neurophysiologischer sowie behavioraler und kognitiver Aktivierungen (Traue, 1998). Wie Tabelle 1 zusammenfasst, zeigen sich Aktivierungen auf den unterschiedlichen Komponenten, aus denen sich eine Emotion zusammensetzt: Subjektives Erleben, Verhalten, Physiologie und Kognitive Bewertung (Traue and Kessler, 2003).

Tabelle 1: Strukturelle Darstellung der beteiligten Emotionskomponenten. (FACS = Facial Action Coding System; FACES = Facial Expression Coding System; ZNS = Zentrales Nervensystem; ANS = Autonomes Nervensystem).

Verarbeitungsebenen	Kognitive Bewertung	Subjektives Erleben	Verhalten	Physiologie
Reaktionsebene	Bewertung des Stimulus	Gefühl, Erleben	Expressivität	Reaktion des ZNS und ANS
Messung	Bericht	Bericht	FACS, FACES	Elektrophysiolog. Messungen

Während einer emotionalen Reaktion kommt es zu einer kognitiven Bewertung des Stimulus. Die Ebene des subjektiven Erlebens äußert sich, wie der Name schon sagt, als wahrnehmbares Gefühl, über das sich auch nur subjektiv berichten lässt. Die Verhaltensebene fasst zwei Unterbereiche der Expressivität zusammen: - Mimik und Gestik einschließlich der Körperhaltung. Genau diese beiden Kanäle tragen ebenso zu den honest signals von Pentland bei (Pentland, 2008), siehe Kapitel 1.1.

Die physiologische Komponente beinhaltet alle physiologischen Aktivierungen des autonomen Nervensystems sowie des zentralen Nervensystems, beispielsweise die Atmung, den Herzschlag oder Aktivitätsveränderungen bestimmter Gehirnareale. Die physiologischen Reaktionen des Körpers sind dabei zu unterschiedlichen Zeitpunkten messbar. Dies geschieht sehr früh innerhalb von wenigen Millisekunden (Lithari et al., 2010) auf kognitiver Ebene z.B. gemessen mit einem EEG (Elektroenzephalogramm) bis hin zu einer Latenz (Zeit zwischen Stimulus und Reaktion) von Sekunden in der Peripherie z.B. Hautleitwert mit einer Latenz von 1-3 Sek (Braithwaite et al., 2013).

Evolutionsbiologisch erklärt man sich die schnellen physiologischen Reaktionen mit der Vorstellung, dass Emotionen der Anpassung des Körpers an die Umweltveränderung in Form eines spezifischen Stimulus dienen. Das heißt, sie lösen ein geeignetes, im Sinne von Überleben sicherndes Verhalten aus, das basierend auf einer motivationalen Aktivierung mit einer Verhaltenstendenz einhergeht: man neigt sich entweder einem Reiz zu oder von ihm ab. Die emotionale Reaktion und Aktivierung darf man sich jedoch nicht als einen festgelegten Reflex vorstellen, der bei jedem Menschen gleichartig abläuft. Vielmehr zeigen sich individuelle Unterschiede in den jeweiligen Emotionskomponenten (siehe Tabelle 1), beginnend bei der Bewertung des Stimulus bis hin zur Planung der Verhaltenstendenz (Hamann and Canli, 2004). Unter Berücksichtigung der individuellen Unterschiede wird versucht, anhand von Personenmerkmalen wie z.B. Alter, Geschlecht oder Persönlichkeit, charakteristisches Verhalten zu finden, mit dem Emotionserkennungsraten von Klassifikatoren verbessert werden können. Denkbar wäre an dieser Stelle auch eine

Art der Präselektion von Merkmalen für Klassifikatoren aufgrund individueller Nutzervariablen.

Unabhängig der Emotionskomponenten sowie des motivationalen Charakters von Emotionen, unterscheidet die Emotionsforschung in der Gesamtbetrachtung zwei große Emotionstheorien, die eine wichtige Rolle für die Messbarkeit und Klassifikation von Emotionen im Affective Computing spielen: Die Theorie der diskreten Emotionen sowie das mehrdimensionale Konstrukt von Emotionen im sog. „VAD-Raum“ („Valenz“: positiv-negativ, „Arousal“ Erregung: erregend-entspannt und „Dominanz“ Kontrolle: kontrolliert-submissiv), siehe Abb.2. Der Unterschied liegt darin, dass in der Theorie der diskreten Zuständen von einzelnen, zueinander abgrenzbaren Emotionen ausgegangen wird. Meistens begrenzt man sich auf die Basisemotionen nach Ekman mit Freude, Angst, Ekel, Trauer, Überraschung und Ärger (Ekman and Cordaro, 2011), auch wenn es weitere Einteilungen gibt, wie z.B. von Robert Plutchik, der die Basisemotionen von Ekman um zwei zusätzliche Primäremotionen (Erwartung und Akzeptanz) erweitert, (LeDoux, 2010).

Bei der dimensionalen Einordnung emotionaler Zustände wird ein spezifischer emotionaler Zustand als Punkt in einem Koordinatensystem repräsentiert. Der Vorteil dieser Theorie liegt in der unbegrenzt möglichen Anzahl an emotionalen Zustände sowie deren Einordnung in den VAD-Raum.

Ursprünglich geht die dimensionale Beschreibung auf Wilhelm Wundt zurück (Wundt, 1896), der die Dimensionen damals jedoch mit Lust-Unlust sowie Spannung-Beruhigung bezeichnet hatte.

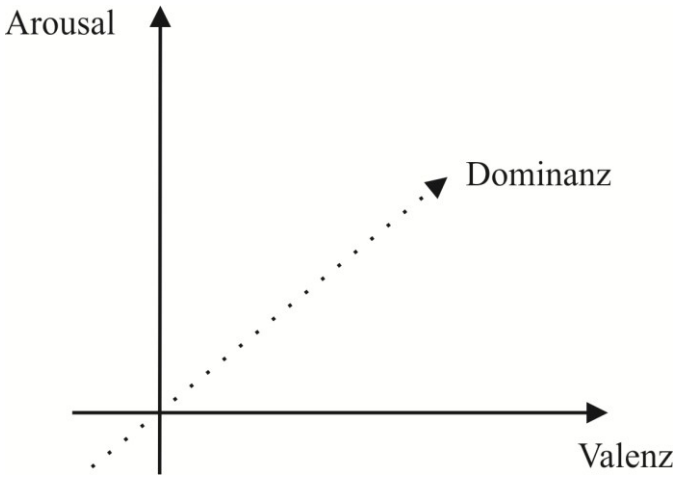

Abbildung 2: VA(D)-Raum: Mehrdimensionaler Emotionsraum aufgespannt durch Arousal, Valenz und Dominanz.

In der vorliegenden Arbeit wird das reduzierte zweidimensionale Konzept von Emotionen als Arbeitsdefinition verwendet. Die Emotionen werden hier nach Valenz und Arousal verwendet bzw. induziert und im Anschluss auch so ausgewertet. Die Theorie beruht auf dem Konzept von Russel und Mehrabian (Russel and Mehrabian, 1977). Die in dieser Arbeit induzierten Emotionen können also in folgende dimensionale Bereiche eingeordnet werden: HVLA (hohe Valenz, niedriges Arousal), LVLA (niedrige Valenz, niedriges Arousal), HVHA (hohe Valenz, hohes Arousal) und LVHA (niedrige Valenz, hohes Arousal).

1.4 Geschlecht und Emotionen

Im Sprachgebrauch finden sich häufig verwendete Redewendungen, wie „Mir blieb die Spucke weg“ oder „Mein Herz blieb stehen“, die in Erzählungen über emotionale Situationen auf den bereits bekannten Zusammenhang von emotionalen Ereignissen und physiologischen Begleitprozessen hindeuten. Da die Physiologie, wie beispielsweise die Atmung oder der Herzschlag, während einer Interaktion immer zur Verfügung steht, ist sie für das Affective Computing ein messbarer Parameter. Sie ermöglicht nicht nur eine kontinuierliche Messung von Emotionen und Motivation, sondern mit Hilfe von Klassifikatoren können physiologische Daten auch ausschlaggebend sein, wenn andere Emotionskomponenten wenig Informationen liefern. Denkbar wäre zum Beispiel, dass die Mimik bei schlechten Lichtverhältnissen wenig Informationen liefert.

Die Physiologie wäre aber auch dann von Vorteil, wenn der Nutzer aufgrund geringer Expressivität wenig mimische Veränderungen zeigen würde. Gemäß der Theorie von Buck (Buck, 1979) bezeichnet man diese Menschen als Internalizer, da sie dafür meist physiologisch stärker reagieren. Über eine verstärkte physiologische Reaktion bei Hemmung der Expression berichtet auch Harald Traue (Traue, 1998).

Mimisch expressive Menschen werden hingegen als Externalizer bezeichnet, da sie die Emotion nach außen transportieren und dafür meist geringere physiologische Änderungen aufweisen. In seiner Studie vermerkte Buck auch einen Geschlechtsunterschied; so gehören Frauen meist zu den Externalizern und Männer hingegen häufiger zur Gruppe der Internalizer.

Einige weitere Studien untermauern diesen Geschlechtsunterschied, beispielsweise dass Frauen mimisch expressiver sind als Männer (Brody and Hall, 1993; Hall, 1984) und Männer höhere Hautleitwertsreaktionen zeigen (Prokasy and Raskin, 1973), was der Internalizer/Externalizer-Theorie entspricht.

Auf psychophysiologischer Ebene, gemessen während emotionaler Ereignisse, zeigen sich weitere Geschlechtsunterschiede. Bradley und Kollegen (2001) berichten beispielsweise von eine stärkeren Reaktion von Männern nach positiven hoch erregenden Stimuli, gemäß der „Appetitiven Motivation". Frauen hingegen reagieren physiologisch stärker auf negative hoch erregende Stimuli gemäß der „Defensiven Motivation" (Bradley et al., 2001) (Die beiden Motivationssysteme repräsentieren die in Kapitel 1.3 beschriebenen Verhaltenstendenzen; Reizzuwendung oder Reizabwendung). Derselbe Zusammenhang zwischen motivationaler Aktivierung und physiologischer Reagibilität wurde bereits durch weitere Studien belegt, z.B. mit musikalischen Stimuli (Nater et al., 2006) oder auch auf zentralnervöser Ebene gemessen mit Bildmaterial (Lithari et al., 2010; Sabatinelli et al., 2004).

Die experimentellen Befunde sind jedoch widersprüchlich, denn es liegen auch Studien vor, die basierend auf psychophysiologischen Signalen keine Geschlechtsunterschiede finden konnten (Codispoti et al., 2008). So zeigen Codispoti und Kollegen zwar Geschlechtsunterschiede in der emotionalen Bewertung der Stimuli, ähnlich wie Bradley und Kollegen (2001), in der Herzrate, Hautleitwert oder fEMG (facial-EMG: Elektromyographie eines sich im Gesicht befindlichen Muskels (mehr zur Methode in Kapitel 3.6.), konnten sie während der Emotionsinduktion mit Filmstimuli jedoch keine physiologischen Unterschiede finden.

Ein Grund für inkonsistente Ergebnisse könnte im Einfluss von Sexualhormonen wie z.B. Östrogen und Progesteron auf das Zentral -und autonome Nervensystem liegen (Farage et al., 2009; Ter Horst, 2010). Gerade diese Hormone zeigen bei Frauen, sofern sie nicht hormonell verhüten, monatliche Schwankungen in Form des Menstruationszyklus (siehe 1.5). Weitere Faktoren, die mit dem Geschlecht kombiniert unterschiedliche physiologische Auswirkungen haben können, sind zudem die in dieser Arbeit untersuchten Nutzervariablen wie Alter, Persönlichkeit und die sog. Gender Role (siehe Kapitel 2.4.3).

Somit kann ungeachtet anderer methodischer Fehlermöglichkeiten (Stichprobenanzahl, etc.) die Auswahl der weiblichen Stichprobe der Grund für inkonsistente Geschlechtsunterschiede sein. Das erklärt, weshalb in Abhängigkeit weiblicher hormoneller Parameter

Geschlechtsunterschiede in vereinzelten Studien zu finden sind und in anderen wiederum nicht.

1.5 Menstruationszyklus

Zwischen der Menarche (1. Regelblutung bei jungen Frauen in der Pubertät) bis zur Menopause (Zeitpunkt der letzten natürlichen Regelblutung) bezeichnet man das zyklische Auftreten der Regelblutung als Menstruationszyklus.
Die Durchschnittslänge eines Zyklus (gemessen am ersten Tag der Blutung bis zum letzten Tag vor der nächsten Blutung) beträgt 28 Tage, siehe Abb. 3.
Allerdings treten interindividuell unterschiedlich lange Zyklen auf, meist zwischen 25-32 Tage (Silberstein and Merriam, 2000). Unabhängig von der Zykluslänge kann davon ausgegangen werden, dass 14 Tage vor der nächsten Blutung die Ovulation stattgefunden hat (Johnston and Wang, 1991). Demnach entstehen die meisten interindividuellen Unterschiede in der Zykluslänge durch eine unterschiedlich lange Reifung des Follikels, also meist in der follikulären Phase.

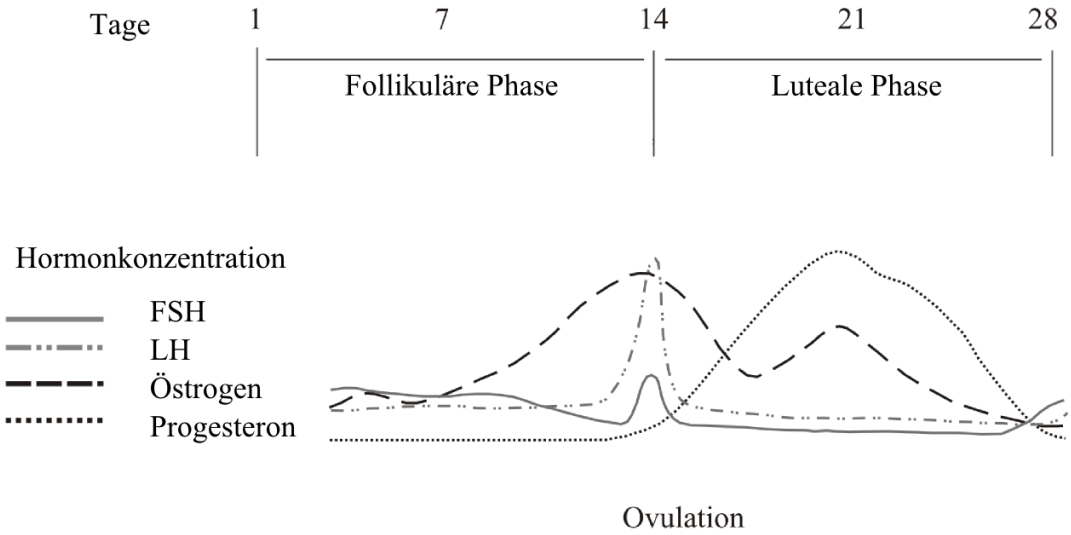

Abbildung 3: Der Menstruationszyklus besteht aus fluktuierenden Hormonen der Hirnanhangsdrüse (LH=Luteinisierendes Hormon und FSH=Follikel stimulierendes Hormon) und der Eierstöcke (Östrogen und Progesteron).

Die physiologischen Vorgänge des Menstruationszyklus unterliegen einem komplexen zentralnervösen Regelkreis, bei dem der Hypothalamus als Taktgeber gilt. Hierbei wird das Hormon Gonatropin-Releasing-Hormon (GnRH) vom Hypothalamus sezerniert, welches

wiederum die Sezernierung von FSH (Follikel stimulierendes Hormon) und LH (luteinisierendes Hormon) durch die Hypophyse triggert.

Beide Hormone haben eine direkte Einwirkung auf die Eierstöcke der Frau. Vereinfacht betrachtet sorgt das FSH für die Follikelreifung und das LH unterstützt diesen Vorgang. Während der Follikel-Reifung produziert der sog. „Graaf-Follikel" selbst Östrogen in immer größeren Mengen. Begleitend steigt auch die LH-Konzentration im Körper. Die Östrogen- und LH-Konzentration steigt somit rapide an, bis zu einer gewissen Konzentrationsschwelle, ab der es zum Eisprung kommt. Das heißt die Eizelle verlässt den Follikel und wird vom Eierstock aufgenommen. Der Eisprung findet 24h-36h Stunden nach dem LH-Anstieg statt. Dieser LH-Anstieg ist über einen geeigneten Test sog. Ovulationstest über den Urin messbar und deutet daher einen bevorstehenden Eisprung an.

Nach dem Eisprung wird die Ausschüttung von FSH und LH unterdrückt, damit keine weiteren Eier reifen können. Der Follikel selbst entwickelt sich zum Gelbköper „*Corpus luteum*" (daher die Bezeichnung luteale Phase). Der Gelbkörper produziert weiterhin kleinere Mengen von Östrogen und zunehmend Progesteron. Das Progesteron sorgt zum einen dafür, dass im Hypothalamus kein GnRH mehr sezerniert wird und zum anderen sorgt es für die Aufrechterhaltung der zuvor gebildeten Gebärmutterschleimhaut. Wird die Eizelle nicht befruchtet, so schrumpft der Gelbkörper und die Progesteronkonzentration nimmt wieder ab. Dadurch kommt es zur monatlichen Regelblutung.

Bei einer hormonellen Verhütung unterbindet die sog. Anti-Baby-Pille durch die ständige Zugabe von künstlichen Östrogenen sowie unterschiedlichen Gestagenen einen Eisprung. Der Körper wird fälschlicherweise „schwanger" gehalten, wodurch keine weiteren Eier heranreifen können. Durch die Gestagene wird der Zervixschleim sehr zähflüssig und die Gebärmutterschleimhaut verändert sich. Man erschwert dadurch das Eindringen der Spermien sowie das Einnisten der Eizelle. In der Pillenpause tritt hier die Menstruation als Durchbruchblutung auf.

1.6 Einfluss der Sexualhormone auf das zentrale und autonome Nervensystem

Zu den wichtigsten und bestuntersuchten Sexualhormonen gehören die Östrogene und Gestagene, die für den Ablauf des Menstruationszyklus hauptverantwortlich sind (siehe

Kapitel 1.5). Es gibt drei natürlich auftretende Östrogen-Typen - die am häufigsten vorkommende Form ist jedoch das 17β-Östradiol. (In der vorliegenden Arbeit wird zur Vereinfachung der Lesbarkeit ab Kapitel 2 nur der Begriff Östrogen verwendet). Zu den wichtigsten Gestagenen gehört das Progesteron. Dies wird auch als Gelbkörperhormon bezeichnet und wird vor allem in der lutealen Phase sezerniert (siehe Kapitel 1.5).

Seit einigen Jahren weiß man, dass nicht nur das weibliche Reproduktionssystem einer östrogenabhängigen Regulierung unterliegt, sondern auch das kardiovaskuläre System (Mendelsohn, 2002), das endokrine sowie immunologische System (Ahmed, 2000) und zuletzt auch das zentrale Nervensystem (Sherwin, 2003). Die höchste Konzentration an Östrogenrezeptoren findet man in der Amygdala (Ter Horst, 2010), im Hypothalamus sowie im Hippocampus (Shughrue and Merchenthaler, 2000), also in den Hirnregionen, die zum sog. limbischen System gehören und an der Verarbeitung von Emotionen beteiligt sind.

Der Hypothalamus ist aber nicht nur Teil des limbischen Systems, vielmehr kann er auf die unbewusst ablaufenden Homöostase-Prozesse des autonomen Nervensystems regulierend eingreifen. Dazu gehört nicht nur die Innervation der glatten Muskulatur der inneren Organe, sondern auch die Atmung, Kreislauf, Herzfunktion, Verdauung sowie Temperaturregulation und Sexualfunktion. Der Sympathikus sowie der Parasympathikus sind zwei wichtige Komponenten des autonomen Nervensystems, welche antagonistisch zueinander wirken. Bei einer Aktivitätssteigerung des Sympathikus spricht man von einem „autonomen arousal“, welches sich unter anderem in einer Erhöhung der Herzrate, des Blutdrucks sowie der Transpiration äußert, auch verantwortlich für die Stressreaktion „fight or flight“. Der Parasympathikus ist dagegen der „Ruhe-Nerv“, welcher für die Entspannung des Körpers sorgt und mit der Phrase „rest and digest“ beschrieben wird bzw. dafür verantwortlich ist.

Einige Studien belegen anhand von Untersuchungen kardialer Aktivität, unterschiedlich dominierende autonome Komponenten in den weiblichen und männlichen Stichproben: es findet sich eine größere Parasympathikusaktivität während der follikulären Phase, gemessen an einer signifikant niedrigeren Herzrate (McKinley et al., 2009; Weissman et al., 2009) wohingegen der Sympathikus in der lutealen Phase von Frauen (McKinley et al., 2009; Srujana and Chandala, 2015) und auch bei Männern einen stärkeren Erregungszustand aufweist (Sato and Miyake, 2004).

Die Verarbeitung von positiven Stimuli findet in Gehirnbereichen statt, die auch für die Verarbeitung von Belohnungsinduzierenden Stimuli zuständig sind (Phan et al., 2002). In der Literatur gibt es bereits Hinweise auf eine verstärkte Reaktion auf Belohnungsinduzierende Stimuli für Frauen in der follikulären Phasen (Dreher et al., 2007), so dass eine dementsprechend verstärkte Reaktion auf positive Stimuli in dieser Menstruationsphase erwartet werden kann (Sakaki and Mather, 2012). Für die luteale Phase, in der Progesteron erhöht vorliegt, finden sich bereits Studien, die stärkere psychophysiologische Reaktionen auf Stimuli mit negativer Valenz belegen (Andreano and Cahill, 2010). Auch für Stresssituationen, die mit negativer Valenz bewertet werden, fanden Childs und Kollegen signifikante Unterschiede zwischen beiden Menstruationsphasen (Childs et al., 2010): In der lutealen Phase reagierten Frauen mit einer signifikant höheren Herzratenzunahme und einer signifikant höheren negativen Stimmung in Form von Ärger (über einen Fragebogen erhoben). Fasst man die o.g. Studien zusammen lässt sich die Tendenz erkennen, dass im Vergleich zu Männern Frauen stärker auf negative Stimuli reagieren. Diese Reaktion scheint jedoch zyklusabhängig bzw. hormonell bedingt unterschiedlich auszufallen. Einen ähnlichen kontext-und zyklusabhängigen Zusammenhang gibt es für Verarbeitung positiver Stimuli. Hier zeigen Frauen in der follikulären Phase verstärkte physiologische Reaktionen.

1.7 Der Einfluss weiterer Nutzervariablen auf die Physiologie

Neben dem Geschlecht scheinen auch weitere Nutzervariablen einen Einfluss auf die Physiologie während emotionaler Ereignisse zu haben. Die Untersuchung weiterer Nutzervariablen im Affective Computing sowie die dazugehörenden Klassifikationen der emotionalen Zustände wurde bislang jedoch kaum berücksichtigt. Beispielsweise konnte nur für die Verwendung von Audiosignalen die Berücksichtigung des Geschlechts in der Literatur gefunden werden, nicht jedoch für andere Modalitäten (Vogt and André, 2006).

Wie auch im Kapitel 1.3 beschrieben, zeichnen sich emotionale Reaktionen auf unterschiedlichen Komponenten ab, wie z.B. in der Mimik und/oder kognitive Bewertung. Die Reaktionen auf den einzelnen Komponenten können jedoch weiteren Einflüssen unterliegen, wie sich am Beispiel der Mimik zeigen lässt. Auch wenn von einem kulturell unabhängigen ähnlichen Verständnis der sog. Basisemotionen nach Ekman (Ekman and

Cordaro, 2011) ausgegangen werden kann, so zeigt sich ein gewisser kultureller Einfluss bezüglich sog. display rules. Ekman und Kollegen definieren display rules wie folgt: "[…] [display rules] are learned, usually early in life, for each facial behavior which specify what management technique should be applied by whom in what circumstances" (Ekman et al., 2013, S.23). Das heißt, es gibt gewisse Erwartungen darüber, wann Emotionen gezeigt werden dürfen und wann nicht. Diese Erwartungen sind aber nicht nur situationsabhängig, sondern sie sind auch beispielsweise an ein Geschlecht gebunden. So ist es als Frau in der westlichen Kultur angemessener Trauer und Angst zu zeigen als für Männer (Hess et al., 2000).

Die Persönlichkeit als Nutzervariable scheint neben dem Geschlecht ebenfalls einen Einfluss auf die physiologische Reagibilität zu haben (Balconi et al., 2012; Brouwer et al., 2013; Koelsch et al., 2012; Koelsch et al., 2007). So fanden Balconi und Kollegen beispielsweise einen positiven Zusammenhang zwischen der Persönlichkeitsdimension BAS (Behaviorales Aktivierungs-System, mehr dazu in Kapitel 2.4.1) und einer höheren physiologischen Reagibilität als Reaktion auf positive Stimuli (Balconi et al., 2012). Bei einer hohen Persönlichkeitsdimension BIS (Behaviorales Inhibitions-System, mehr dazu in Kapitel 2.4.1) hingegen, fanden sie physiologisch stärkere Reaktionen nach negativen Stimuli. Da BIS mit Neurotizismus und BAS mit Extraversion korrelieren (Jorm et al., 1999), ist es wenig überraschend ähnliche Zusammenhänge für diese Persönlichkeitsdimensionen und der motivational bedingten physiologischen Reaktionen zu finden. Norris und Kollegen zeigten beispielsweise, dass Personen mit hohen Neurotizismus-Werten nach negativen Stimuli, ebenfalls stärkere elektrodermale (mehr dazu in Kapitel 2.6.2) Reaktionen zeigen (Norris et al., 2007).

Berücksichtigt man nun zur Persönlichkeit auch den Einfluss des Geschlechts sowie den Einfluss von Sexualhormonen auf die Persönlichkeit, können sich daraus interessante Fragestellungen ergeben, zumal bereits Geschlechtsunterschiede für die Persönlichkeit in der Literatur zu finden sind. Jorm und Kollegen zeigten höhere BIS-Werte in der weiblichen Stichprobe (Jorm et al., 1999) und Costa und Kollegen höhere Werte für Frauen in der Neurotizismus-Dimension (Costa et al., 2001). Einige wenige Studie belegten ebenso Geschlechtsunterschiede in Kombination mit der Erfassung der Menstruationszyklusinformation. Vermeersch und Kollegen fanden beispielsweise einen positiven Zusammenhang zwischen der Östrogenkonzentration und der BAS-Dimension, welcher in einer

Studie von Rukavina und Kollegen repliziert wurde (Rukavina et al., 2013; Vermeersch et al., 2009).

Als weitere Nutzervariable soll in der vorliegenden Arbeit auch das Alter untersucht werden. Für diese Variable sind ebenfalls Unterschiede in der psychophysiologischen Verarbeitung von emotionalen Zuständen bekannt. Beispielsweise zeigt sich relativ konsistent, dass ältere Menschen weniger negative Emotionen empfinden und auf negative Stimuli, vermutlich durch Emotionsregulation, anders bzw. weniger stark reagieren (Levenson et al., 1991; Mather et al., 2004; Mather and Carstensen, 2005; Uchino et al., 2010).

Auch die Gender Role, also das sozial gelebte Geschlecht, das ein Mensch in einer Gesellschaft inne hat, scheint einen Einfluss auf die emotionale Verarbeitung bzw. Expressivität zu haben, wie z.B. auf die Mimik (Brody, 1997; Grossmann and Wood, 1993). Interessanterweise scheinen insbesondere dann Geschlechtsunterschiede zu finden zu sein, wenn die traditionelle soziale Geschlechterrolle in einer Kultur auch stark ausgeprägt ist, es also typisch weibliche und typisch männliche Stereotype gibt (Fischer and Manstead, 2000).

Es kann also festgehalten werden, dass Emotionen und ihr Erleben sowie die physiologischen Reaktionen, nicht nur vom Geschlecht abhängig sind, sondern dass weitere Nutzervariablen wie das Alter, die Persönlichkeit sowie die Gender Role ebenfalls wichtig in der Vorhersage bzw. Klassifikation von Emotionen sein können und im Bereich des Affective Computings untersucht werden sollten.

1.8 Fragestellung und Hypothesen

Ausgehend vom bisherigen Kenntnisstand und aus den interdisziplinären Fachrichtungen der Biologie und Psychologie, in denen bereits seit vielen Jahren sowohl im Bereich der Persönlichkeit, wie auch im Bereich der Emotionen, Geschlechtsunterschiede gemessen wurden, sollte dieser Einfluss auch im Affective Computing Kontext untersucht werden.

Für die Untersuchung der Fragestellungen wurde der Datensatz EmoRec II aufgenommen, welcher aus zwei Teilen bestand, siehe Abb. 4: In einem ersten Teil wurden Emotionen mit standardisiertem Bildmaterial induziert. Dieselben Emotionsbereiche wurden in einem zweiten Experimentalteil, während einer simulierten Mensch-Computer Interaktion,

erzeugt. Implementiert wurde der zweite Part in einem sog. Wizard of Oz Design (WoZ), das heißt der Nutzer war im Glauben, völlig frei mit dem technischen System zu agieren, obwohl im Hintergrund der Experimentalleiter das technische System sowie die Interaktion manipulieren konnte. Während der Interaktion wurden unter anderem Videosequenzen zur Erfassung der Mimik aufgenommen, die wiederum post-hoc von 30 VPs ausgewertet wurden.

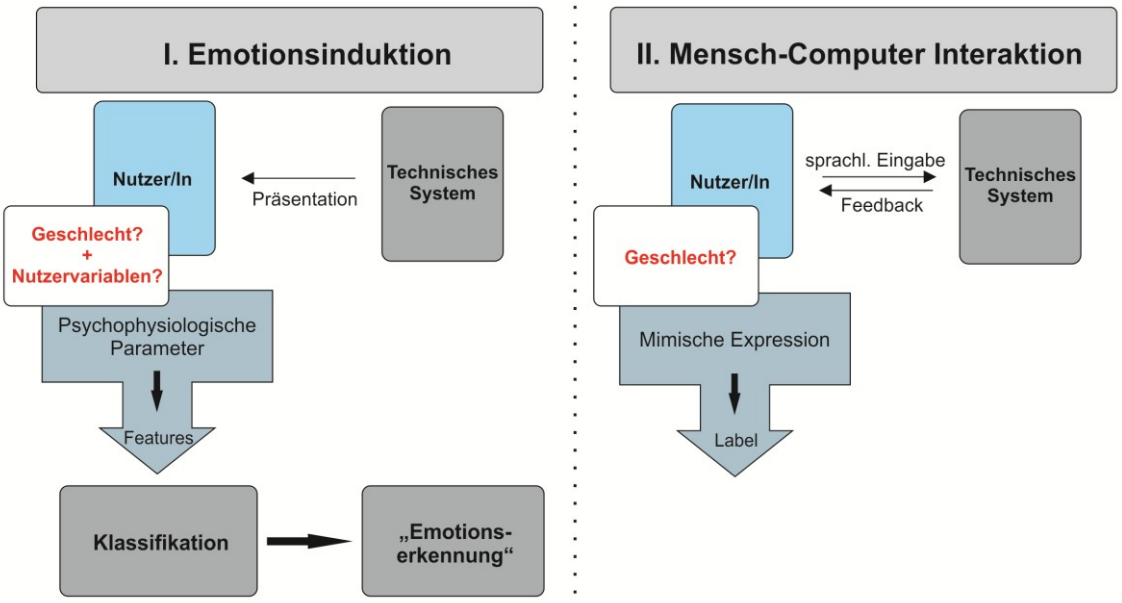

Abbildung 4: Die Fragestellungen I) Während der Emotionsinduktion in Teil I sollen zwei Fragestellungen untersucht werden: 1. Der Einfluss der Nutzervariablen auf die Psychophysiologie während der Emotionsinduktion 2: Der Einfluss dieser Nutzervariablen auf die Klassifikation. In Teil II) sollen mimische Expressionen als Reaktion auf technisches Feedback während der simulierten MCI untersucht werden.

Insgesamt ergeben sich für die vorliegende Arbeit drei Fragestellungen, die in Kapitel III beantwortet werden:

a) Welchen Einfluss haben das Geschlecht sowie weitere Nutzervariablen auf die physiologische Reaktion während der Emotionsinduktion?

b) Sollte es einflussreiche Nutzervariablen geben, wie wirkt sich dann deren Einfluss auf die Klassifikationsrate von emotionalen Zuständen aus?

c) Wie verändert sich die Mimik des Nutzers geschlechtsspezifisch nach sprachlichem Feedback des technischen Systems in einer Wizard of Oz Umgebung?

Für jede der Fragestellungen standen, abgeleitet aus dem bisherigen Stand der Forschung, unterschiedliche Hypothesen als Grundlage zur Verfügung:

1. Fragestellung: Welchen Einfluss hat das Geschlecht sowie weitere Nutzervariablen auf die physiologische Reaktion während der Emotionsinduktion?

Wie auch im Kapitel 1.3 über Emotionen beschrieben, werden Emotionen motivationale Verhaltenstendenzen zugeschrieben, wie z.B. das Annähern an einen Reiz oder das Zurückweichen von einem Reiz. Beide Tendenzen werden durch das Appetitiv- und Defensiv- System vermittelt, das letztendlich einen Einfluss auf die physiologisch gemessene Reagibilität hat und für die bereits Geschlechtsunterschiede berichtet wurden z.B. (Bradley et al., 2001).
Demnach werden:

1a) Männer durch Aktivierung des Appetitiv-Systems auf positive Stimuli stärker reagieren als Frauen.

1b) Frauen hingegen werden aufgrund des Defensiv-Systems stärker auf negative Stimuli reagieren als Männer.

Auf der Ebene des expressiven Verhaltens, während emotionaler Ereignisse, wurde im Kapitel 1.3 berichtet, dass Frauen mimisch expressiver sind und daher, gemäß Buck (Buck, 1979), zu der Gruppe der Externalizer gezählt werden. Im Vergleich dazu gibt es Hinweise in der Literatur, dass das Unterdrücken von expressivem Verhalten physiologisch stärkere Reaktionen zur Folge hat (Traue, 1998).

2a) Gemäß der Theorie nach Buck (1979) wird erwartet, dass Frauen generell als Externalizer mimisch expressiver sind als Männer.

2b) Gemäß Buck (1979) und Traue (1998) wird jedoch erwartet, dass Männer als Internalizer physiologisch stärkere Reaktionen als Frauen zeigen.

In den Kapitel 1.5 und 1.6. wurde über den Stand der Forschung hinsichtlich hormoneller Einflüsse auf die Physiologie während emotionaler Ereignisse berichtet. Es zeigt sich die Tendenz, dass eine hohe Östrogenkonzentration mit einer geringeren physiologischen Reaktion auf negative Stimuli einhergeht (Andreano and Cahill, 2010; Sakaki and Mather, 2012).
Demnach wird davon ausgegangen, dass

3a) Follikuläre Frauen stärker auf Stimuli mit hoher Valenz, insbesondere HVHA reagieren. Luteale Frauen reagieren stärker auf Stimuli mit niedriger Valenz, insbesondere LVHA.

3b) Aufgrund der dominierenden Sympathikus-Aktivität in der lutealen Phase, werden luteale Frauen stärkere Hautleitwertreaktionen haben als Frauen in der follikulären Phase.

3c) Männer hingegen werden generell größere Hautleitwertreaktionen haben als Frauen aufgrund des dominierenden Sympathikotonus (Sato and Miyake, 2004).

Für den Einfluss der Nutzervariablen auf die psychophysiologische Reaktion während der Emotionsinduktion wurde im Kapitel 1.7. beschrieben, dass nicht nur das Geschlecht einen moderierenden Einfluss hat, sondern es wurden auch für weitere Variablen wie Alter, Persönlichkeit und Gender Role bereits Literaturhinweise gefunden.
Für Persönlichkeit konnten z.B. Zusammenhänge zu einem Teil des Motivationssystems gefunden werden (Balconi et al., 2012). Daher werden:

4a) Menschen mit hohen BAS-Scores (Score=Ausprägung) mit dem Appetitiv-System und somit stärker auf positive Stimuli reagieren.

4b) Menschen mit hohen BIS-Scores werden stärker mit dem Defensiv-System und somit stärker auf negative Stimuli reagieren.

4c) Aufgrund der Korrelation von BIS zu Neurotizismus und BAS zu Extraversion, werden diese Skalen äquivalent verwendet und die gleichen Zusammenhänge zur motivational bedingten physiologischen Reaktion erwartet.

Für das steigende Alter zeigen Literaturhinweise die Tendenz der geringeren physiologischen Reagibilität (Levenson et al., 1991).
Demnach werden:

5) Personen in der älteren Stichprobe (siehe Kapitel 2) eine generelle geringere physiologische Reagibilität aufweisen.

Das soziale Geschlecht, gemessen mit der Gender Role, wird damit in Verbindung gebracht, dass das dominierende soziale Geschlecht (eher maskulin oder eher feminin) mit dem biologischen Geschlecht korrelierende identische Motivationsaktivierungen aufzeigt.

6) Die weibliche Gender Role wird zur Aktivierung des Defensiv-Systems führen, wohingegen die männliche Gender Role mit der Aktivierung des Appetitiv-Systems einhergeht.

2) Sollte es einflussreiche Nutzervariablen auf die physiologische Reagibilität geben, wie wirkt sich dann deren Einfluss auf die Klassifikationsrate aus?

Ausgehend von den Ergebnissen der ersten Fragestellung wird hier untersucht, ob und in welche Richtung die Berücksichtigung der einflussreichen Nutzervariablen die Klassifikation von Emotionen verbessern kann.

7a) Es wird erwartet, dass eine nach Geschlecht getrennte Klassifikation von physiologischen Daten zu Verbesserungen der Klassifikationsgenauigkeiten führt.

7b) Außerdem wird erwartet, dass eine Präselektion der Nutzer, durch Typisierung (anhand der in 1) gefundenen Nutzervariablen, einen positiven Effekt auf die Klassifikation von physiologischen Daten hat.

3) Wie verändert sich die Mimik des Nutzers nach sprachlichem Feedback des technischen Systems in einer Wizard of Oz Umgebung? Unterscheiden sich Frauen von Männern?

Explorativ soll in der zweiten Experimentalhälfte die Mimik der Probanden nach technischem Feedback untersucht werden.

8a) Wir erwarten, unabhängig des Geschlechts, mehr positive Gesichtsausdrücke nach positiven Feedback und negative Expressionen nach negativem Feedback des technischen Systems.

8b) Da Frauen als mimisch expressiver eingestuft werden und auf negative Stimuli verstärkt reagieren sollen, werden sie während der Interaktion mimisch stärker auf negatives Feedback reagieren.

KAPITEL II
MATERIAL UND METHODEN

Das Experiment (EmoRec II) wurde innerhalb einer Kooperation zwischen der Universität Ulm, des Leibniz Institut für Neurobiologie (LIN) sowie der Otto-von-Guericke-Universität in Magdeburg durchgeführt. Insgesamt wurden 127 rechtshändige VPs über Aushänge an der Universität Ulm sowie an der Otto-von-Guericke-Universität in Magdeburg rekrutiert (siehe im Anhang die Voraussetzungen zur Teilnahme). Der größte Teil der Stichprobe (n=107) wurde in der Sektion Medizinische Psychologie in Ulm erhoben. Ein kleiner Teil der Stichprobe (n=20) wurde unter möglichst gleichen Bedingungen an der Universität in Magdeburg erhoben.

Alle VPs bestätigten ihre freiwillige Teilnahme mit ihrer Unterschrift an unserem Versuch nach der ethischen Vorlage und erhielten eine Entschädigung von 35€ (Ethikkommission 245/08_UBB/se).

Für die unterschiedlichen Fragestellungen wurde die Stichprobe sowohl in Geschlecht, Alter (junge Stichprobe (20-40 Jahre) und ältere Stichprobe (ab 51 Jahre)) sowie dem Einfluss der Menstruationsphase (follikulär und luteal) aufgeteilt, siehe Abbildung 5. Die Daten fünf junger Frauen aus der in Magdeburg erhobenen Teilstichprobe wurden für die psychophysiologische Analyse in dieser Arbeit ausgeschlossen, da der Menstruationszyklus nicht kontrolliert wurde und sich die Daten somit nicht für die vorliegende Arbeit eigneten. Die Daten von zwei VPs wurden aufgrund von technischen Problemen nicht gespeichert. Für die in dieser Arbeit veröffentlichten Analysen ergab sich je nach Modali-

tät (z.B. Video oder Physiologie) und physiologischem Parameter eine unterschiedliche Stichprobengröße.

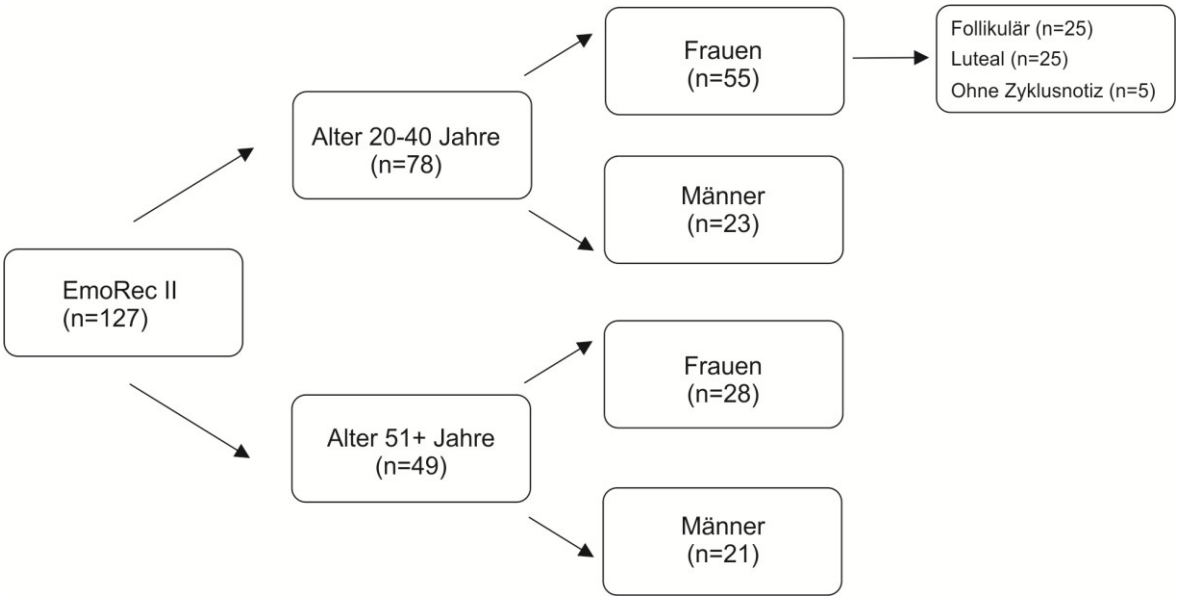

Abbildung 5: Stichprobenaufteilung von EmoRec II aufgrund unterschiedlicher Fragestellungen gab es nach Alter und Geschlecht getrennte Stichproben. Junge Frauen wurden weiter anhand ihrer Menstruationsphase unterteilt in „follikuläre“ und „luteale“ Frauen.

Außer bei den jungen Frauen (siehe Voraussetzungen Teilnahme im Anhang), wurde die mentale Gesundheit nicht explizit abgefragt und kontrolliert. Daher wurden die Persönlichkeitswerte, gemessen mit dem NEO-FFI (siehe 3.4.2), mit veröffentlichten Normwerten einer deutschen Stichprobe verglichen (Körner et al., 2002) (Anmerkung: Der NEO-FFI sowie die Ausprägungsformen der gemessenen Dimensionen werden in Kapitel 2.4.2 detailliert erklärt und beschrieben. Hier an dieser Stelle wird der NEO-FFI als Maß zur Beschreibung der Stichprobe herangezogen, wohingegen die Dimensionen Extraversion und Neurotizismus im Lauf der Arbeit als Nutzervariable untersucht weren).

Ein Vergleich der Werte zeigte keine signifikanten Unterschiede in den Dimensionen Neurotizismus und Gewissenhaftigkeit (für α=0,05), siehe Tabelle 2. Die anderen drei Skalen sind in der EmoRec II Studie signifikant größer. Dies unterstützt die Annahme, dass eher aufgeschlossene Probanden an wissenschaftlichen Experimenten teilnehmen.

Tabelle 2: Vergleich der NEO-FFI Werte der EmoRec II Stichprobe mit Normwerten (MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung)

Persönlichkeitsskalen	MW (SD) Normwerte (n=4689)	MW (SD) EmoRec II (n=120)	t (df)	p
Neurotizismus	1,63 (0,63)	1,68 (0,73)	t (4,807)=0,85	0,27
Extraversion	2,19 (0,51)	2,45 (0,60)	t (4,807)=5,48	**0,00***
Offenheit	2,05 (0,47)	2,73 (0,48)	t (4,807)=5,64	**0,00***
Verträglichkeit	2,51 (0,49)	2,70 (0,45)	t (4,807)=4,20	**0,00***
Gewissenhaftigkeit	2,68 (0,57)	2,77 (0,49)	t (4,807)=1,71	0,09

2.1 Experiment I: Standardisierte Emotionsinduktion

Die Emotionsinduktion fand in einem ersten Teil des EmoRec II-Experiments statt, siehe Abb. 6. In der Emotionsforschung verwendet man für die Induktion oft Bilder aus dem International Affective Picture System (Lang et al., 1997; Lang et al., 2005). Zur Erweiterung der dimensionalen Emotionszustände wurden zusätzliche Bilder „Ulm pictures" integriert. Diese Bilder wurden im Lauf einer Studie in der Sektion Medizinischen Psychologie ausgewählt und bewertet (Walter et al., 2011). Die Bilder für das EmoRec II Experiment wurden so ausgewählt, dass der dimensionale Emotionsraum „VAD- Raum" möglichst gut abgedeckt war, in Form von sog. Quadranten (siehe Abb. 7 für die Einteilung der Bilder) (Rukavina et al., 2015; Walter et al., 2013). Daraus ergaben sich die Emotionsquadranten HVLA (positiv/gering erregend), HVHA (positiv/hoch erregend), LVLA (negativ/gering erregend), LVHA (negativ/hoch erregend) und neutral, siehe Abb. 7.

Jeder Quadrant sollte in einer doppelten Version (jedoch mit unterschiedlichen Bildern s.u.) präsentiert werden. Um eine länger anhaltende emotionale Stimmung zu induzieren, wurden die Bilder zu je einem Quadranten gehörend, ohne Pause „geblockt" präsentiert. Jede Quadrantengruppe enthielt 10 Bilder, die für je 2 Sekunden ohne Pause innerhalb einer Sequenz präsentiert wurden, siehe Abb. 6. Die Reihenfolge der Bilder innerhalb einer geblockten Sequenz war zwar in einer festen Reihenfolge implementiert, die geblockten Sequenzen an sich wurden jedoch in einer randomisierten Reihenfolge gezeigt.

Im Anschluss einer jeden geblockten Sequenz erschien ein Fixationskreuz für 20 Sekunden, was zu einer Neutralisation des emotionalen Zustands führen sollte. Die letzte Hälfte der Fixationsperiode diente bei der physiologischen Auswertung der Herzrate auch als Baseline (siehe 2.6.1).

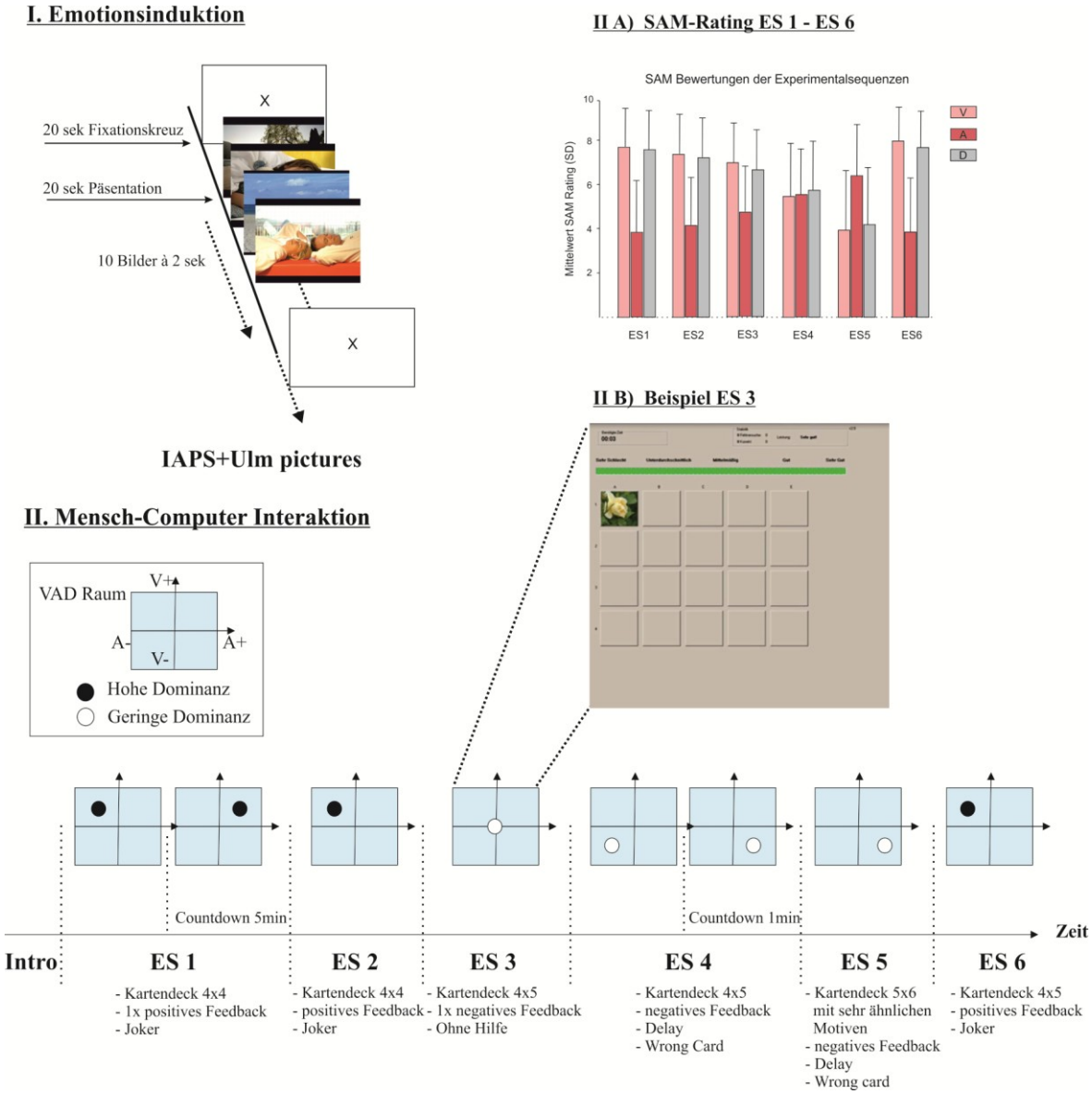

Abbildung 6: Ablauf des EmoRec II Experiments I) Ablauf der Emotionsinduktion mit IAPS-Bilder und Ulm pictures. II) Ablauf der simulierten MCI (bestehend aus 6 Experimentalsequenzen (ES); jede ES hatte als Ziel die Emotionsinduktion eines bestimmten Quadrantens (angedeutet über den jeweiligen Punkt im VAD-Raum). Realisiert wurde dies mit Hilfe von unterschiedlichen Schwierigkeitsstufen sowie technischen Feedbacks an den Nutzer. II A) SAM Rating der einzelnen Experimentalsequenzen über Valenz (V), Arousal (A) und Dominanz (D)(SAM=Self Assessment Manikin). II B) Originalaufnahme des Kartendecks als Beispiel für ES 3. (Foto in I. mit freundlicher Genehmigung der Sektion Medizinischen Psychologie, Uniklinikum Ulm).

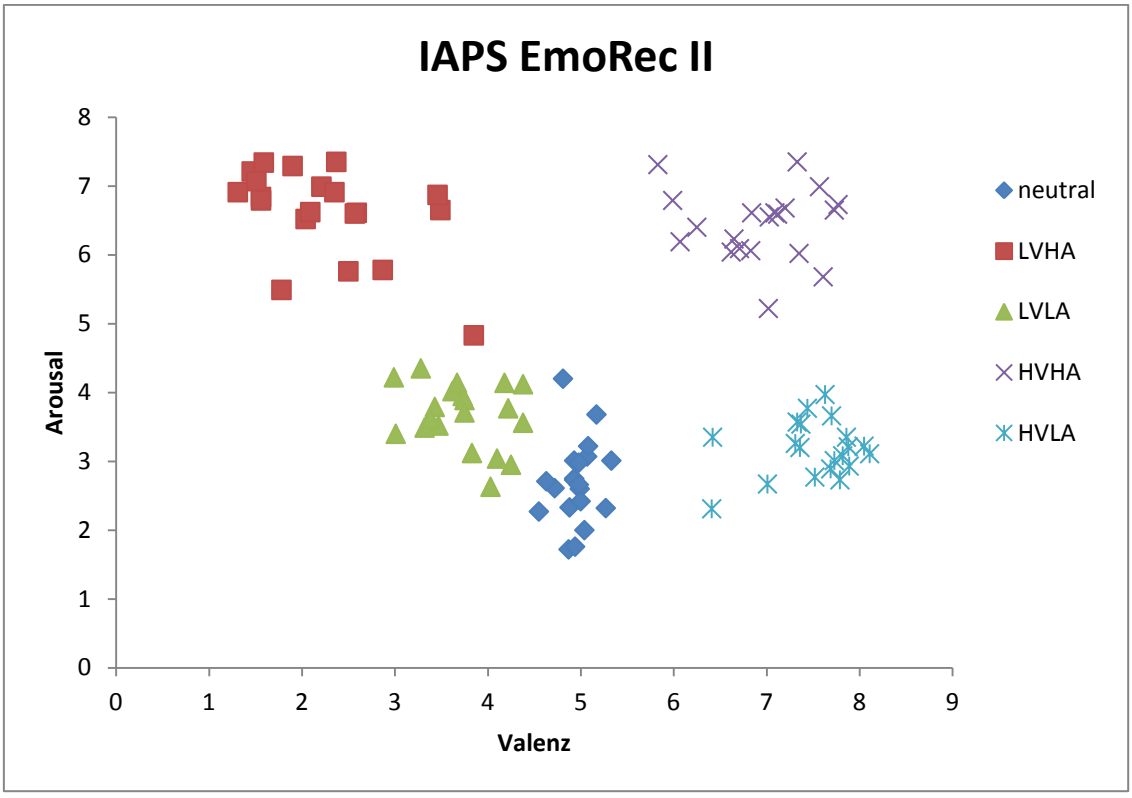

Abbildung 7: Dimensionale Lokalisation der verwendeten Bilder (IAPS Bilder und ULM Bilder) Anhand des SAM-Ratings sowie für den jeweiligen affektiven Zustand (Lang et al., 2005; Walter et al., 2011).

2.2 Experiment II: Mentaltrainer im Wizard of Oz Design

In einem zweiten Teil des Experiments wurde versucht, eine natürlich wirkende Mensch-Computer Interaktion unter Laborbedingungen standardisiert nachzuahmen (Walter et al., 2013). Als Induktionsparadigma handelte es sich um einen sog. Mentaltrainer, auch besser bekannt als "Memory".

Das Training war rundenbasiert und jede Runde oder auch Experimentalsequenz (ES) wurde für unterschiedliche Induktionsräume innerhalb des dimensionalen Valenz- und Arousal-Raums genutzt, siehe Abb. 6.

Die VP durchlief in 6 ES vorgegebene Bereiche des VAD-Raums, die durch bestimmte Methoden wie bspw. das Setzen von Joker, positives Feedback, negatives Feedback vom Experimentleiter (oder auch namensgebend der Wizard) laut Experimentfahrplan eingesetzt werden konnten. Eine sehr wirksame Methode war das positive und negative Feedback des technischen Systems, sei es als generelle Leistungsbewertung (z.B.: "Ihre Leistung lässt nach" oder "Ihre Leistung wird besser") oder auch als direktes Feedback

(z.B. "Sehr gut, weiter so" oder "Ihr Gedächtnis funktioniert perfekt"). Walter und Kollegen listen in der Publikation alle Sprachausgaben in allen Sequenzen detailliert auf, wie z.B. der Begrüßungstext des technischen Systems zu Beginn der Interaktion (Walter et al., 2013). Diese Passagen wurden in der vorliegenden Arbeit nicht ausgewertet, daher wird auf eine detaillierte Beschreibung verzichtet. Um jedoch verstehen zu können, welche Experimentalsequenz für welchen emotionalen Bereich im VAD-Raum zuständig war, werden die einzelnen Sequenzen kurz vorgestellt, siehe auch Abb.6.

ES 1 sollte in der ersten Hälfte den emotionalen Zustand HVLA induzieren. Daher verlief sie positiv, falls notwendig auch mit dem Einsatz von Jokern (welcher automatisch die zweite richtige Karte aufdeckte; natürlich ohne dass es dem Nutzer bewusst war). Um in der zweiten Hälfte dieser Sequenz (wie auch in ES 4 mit 1min) das Arousal ein wenig zu steigern, wurde eine zeitliches Limit von 5min als Countdown eingebaut. Dem Nutzer wurde mitgeteilt, er müsse diese Sequenz innerhalb der nächsten 5 Minuten beenden. Parallel erhielt der Nutzer positives Feedback wie z.B. „Ihre Leistung wird besser“. Das Kartendeck bestand aus mit 4x4 Karten.

In der ES 2 sollte die positive Induktion noch weiter verlängert werden (HVLA). Auch hier wurden Joker verwendet sowie positives Feedback. Das Kartendeck bestand auch hier aus 4x4 Karten.

Die ES 3 galt als „neutrale Kondition“. Daher sollte der Nutzer diese Runde ohne Hilfe des Wizards zu Ende klicken. Das Kartendeck wurde hier um eine weitere Spalte vergrößert auf 4x5 Karten.

In ES 4 (4x5 Karten) und Runde 5 (5x6 Karten) wurde das Kartendeck ebenfalls vergrößert und der Schwierigkeitsgrad durch die Ähnlichkeit der Motive weiter erhöht. Mit dem Einsatz von negativem Feedback wurde der Nutzer in einen negativen Zustand mit hoher Erregung (LVHA) versetzt.

In ES 6 wurde mit positiven Feedback und mit Hilfe von Jokern (falls notwendig) die Leistung des Nutzers wieder gesteigert und ihn in den Quadranten (HVLA) gebracht. Parallel wurde das Kartendeck wieder verkleinert (4x5 Karten) und der Schwierigkeitsgrad durch sehr unterschiedliche Motive verringert

Als Manipulationscheck wurden alle ES einzeln von jeder VP am Ende des Experiments bewertet. Die Mittelwerte des SAM-Ratings der sechs ES können in Tabelle 3 eingesehen werden, siehe auch Hrabal und Kollegen (Hrabal et al., 2013). Zur Überprüfung, ob sich die Bewertungen der Experimentalsequenzen statistisch unterschieden, wurde ein Kruskal-

Wallis Test durchgeführt. Dieser erreichte Signifikanz (α=0,05) für je Valenz, Arousal und Dominanz mit (χ2 (5) =191,42) p=0,000. Nachfolgende Bonferroni-korrigierte (p=0,003) post-hoc Tests werden nur für die Experimentalsequenzen angegeben, die sowohl für Valenz, Arousal und Dominanz sich signifikant von der Gegen-Experimentalsequenz unterscheiden, siehe Tabelle 4. Demnach zeigt sich, dass ES 1, ES 2, ES 3 und ES 6 sich nicht signifikant voneinander unterscheiden. ES 4 und ES 5 unterscheiden sich jedoch von allen anderen Experimentalsequenzen signifikant in Valenz, Arousal und Dominanz.

Tabelle 3: SAM Rating der Experimentalsequenzen als Manipulationscheck Das Self-Assessment Manikin (SAM) ermöglicht die Bewertung eines Sachverhalts nach den Dimensionen Valenz, Arousal und Dominanz (mit 1-9 Likert Skala). Für jede Experimentalsequenz (ES) wurde das SAM Rating durchgeführt und über alle Versuchspersonen gemittelt. Hohe Valenzwerte: Positive Valenz; Hohe Arousalwerte: Starke Erregung; Hohe Dominanzwerte: Hohe Kontrolle. (MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung)

ES	MW Valenz (SD)	MW Arousal (SD)	MW Dominanz (SD)
ES 1	7,70 (1,75)	3,88 (2,31)	7,59 (1,74)
ES 2	7,36 (1,84)	4,16 (2,16)	7,23 (1,78)
ES 3	6,96 (1,84)	4,71 (2,12)	6,67 (1,77)
ES 4	5,46 (2,38)	5,54 (2,07)	5,74 (2,16)
ES 5	3,91 (2,71)	6,42 (2,31)	4,19 (2,56)
ES 6	7,99 (1,51)	3,87 (2,41)	7,69 (1,64)

Tabelle 4: Signifikanzunterschiede der SAM Bewertungen der Experimentalsequenzen Die sechs Experimentalsequenzen (ES) des EmoRec II Versuchs wurden nach der Self Assessment Manikin Methode (SAM) bewertet und anschließend statistisch auf Unterschiede geprüft. Es werden nur die ES-Vergleiche angegeben, für die signifikante Unterschiede mit einem U-Test festgestellt werden konnten. (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit)

ES Vergleiche	Valenz	Arousal	Dominanz
ES 1 vs. ES 4	U=-7,27; p=0,00	U=-5,40; p=0,00	U=-6,82; p=0,00
ES 1 vs. ES 5	U=-9,40; p=0,00	U=-7,35; p=0,00	U=-9,20; p=0,00
ES 2 vs. ES 4	U=-6,21; p=0,00	U=-4,79; p=0,00	U=-5,48; p=0,00
ES 2 vs. ES 5	U=-8,70; p=0,00	U=-6,89; p=0,00	U=-8,41; p=0,00
ES 3 vs. ES 4	U=-4,95; p=0,00	U=-2,97; p=0,00	U=-3,37; p=0,00
ES 3 vs. ES 5	U=-8,00; p=0,00	U=-5,59; p=0,00	U=-7,19; p=0,00
ES 4 vs. ES 5	U=-4,63; p=0,00	U=-3,25; p=0,00	U=-4,75; p=0,00
ES 4 vs. ES 6	U=-7,94; p=0,00	U=-5,17;p =0,00	U=-6,92; p=0,00
ES 5 vs. ES 6	U=-9,76; p=0,00	U=-7,04; p=0,00	U=-9,25; p=0,00

Die Unterschiede zeigen, dass die Manipulationen, laut SAM-Bewertungen der VPs, in den einzelnen Experimentalsequenzen wie erwartet erfolgreich waren, wenn auch die ES 3 als neutrale Kondition relativ positiv bewertet wurde.

2.3 Praktische Durchführung

Nachdem die VP vom Experimentleiter auf ihren Platz gebeten und der Verlauf des Experiments erklärt wurde, füllten sie unterschiedliche Fragebögen aus (siehe Kapitel 3.4) sowie die Einwilligungserklärung zur Experimentalteilnahme. Alle physiologischen Sensoren (EEG, BVP, Atmung, Hautleitwert und fEMG des *Zygomaticus major* und *Corrugator supercilii)* wurden angebracht und die Aufnahmequalität sichergestellt. Im Anschluss verließ der Experimentleiter den Raum, wobei über eine Skypeverbindung (ohne das Wissen der VP) und angebrachter Kamera die VP zu sehen und auch im Notfall ansprechbar gewesen wäre.

Wie in Abbildung 8 zu sehen ist, befand sich am Laborplatz eine Videokamera über dem Bildschirm (27 Zoll), ein Mikrophon (über welches kommuniziert wurde) und Lautsprecher, über die das sprachliche technische Feedback zu hören waren.

Alle physiologischen Daten wurden über einen 24-bit NEXUS-32 (MindMedia, NL) aufgenommen, welcher als Verstärker und Analog-Digital-Wandler die Daten digital auf dem Computer speicherte. Die Erdung wurde an der linken Hand angebracht. Alle Daten wurden mit einer Sampling Rate von 512 Hz aufgenommen (Rukavina et al., 2015; Walter et al., 2013)



Abbildung 8: Setup des Experiments EmoRec II. Die VP saß mit allen physiologischen Sensoren vor dem Bildschirm und interagierte mit dem Computer im Wizard of Oz Design. Parallel wurde die Mimik der VP mit einer Kamera aufgenommen (Bild mit freundlicher Genehmigung von Dr. Steffen Walter).

Die physiologischen Daten wurden post-hoc untersucht und für die Fragestellung 1 und 2 analysiert. Parallel wurde Filmmaterial der VP erstellt, das für die mimische Auswertung im Rahmen der Fragestellung 3 verwendet wurde.

2.4 Fragebögen

Insgesamt wurden unterschiedliche Fragebögen, wie z.B. zur Erfassung der Persönlichkeit oder des Umgangs mit technischen Geräten erhoben, jedoch werden im Folgenden nur diejenigen Fragebögen erklärt, die auch für sich alleinstehend in dieser Arbeit analysiert und für weitere statistische Verfahren verwendet wurden. Es handelt sich hierbei um: BIS/BAS, NEO-FFI, BSRI.

2.4.1 BIS/BAS

Das Konzept die Persönlichkeit mit zwei biologisch verankerten Dimensionen – das Behaviorale Inhibitionssystem (BIS) und das Behaviorale Aktivierungssystem (BAS), auf kognitiver Ebene zu messen, geht zurück auf die Idee von Carver und Kollegen (Carver and White, 1994). Die dritte Dimension, zugehörig zu Carver et al. wäre das Fight/Flight-System. Auf diese Dimension wird aber in der vorliegenden Arbeit verzichtet und wurde somit auch nicht mit erhoben.

Während das BAS-System allgemein mit der Sensibilität für konditionierte Belohnungsstimuli, frei von Bestrafung, in Verbindung gebracht wird und sich als Verhaltensannäherung äußert, vermittelt das BIS-System eine Sensibilität für konditionierte Stimuli, mit der Möglichkeit einer Bestrafung. Auf der Verhaltensebene äußert sich eine BIS-Aktivierung als Verhaltenshemmung und geht mit erhöhter Aufmerksamkeit einher (Strobel et al., 2001).

Beide Motivationssysteme unterliegen neuronalen Schaltkreisen: Das BAS-System wird mit dem dopaminergen System als Vermittlungsinstanz und das BIS mit dem septohippocampalen Bereich sowie der Amygdala in Verbindung gebracht (Carver and White, 1994). Da die Amygdala aber auch als Teil des limbischen Systems direkt an der Emotionsverarbeitung beteiligt ist, kann hier ein sich gegenseitiger Einfluss vermutet werden.

Die BAS-Skala kann weiterhin unterteilt werden in folgende Unterbereiche – BAS-Drive (BAS-D; misst den Antrieb), BAS-Fun-Seeking (BAS-FS; misst die Vergnügungssuche) und BAS-Reward-Responsiveness (BAS-RR; misst Belohnungssensitivität).

2.4.2 NEO-FFI

Als multidimensionaler Fragebogen erfasst der NEO-FFI (NEO-Fünf Faktoren Inventar) (McCrae and Costa, 1999) fünf Dimensionen zur Klärung individueller Unterschiede: Neurotizismus, Extraversion, Gewissenhaftigkeit, Offenheit und Verträglichkeit, siehe Tabelle 5. Der NEO-FFI besteht aus 60 Fragen (12 Fragen pro Dimension). Die fünf Dimensionen werden als Basisdimensionen betrachtet, da sie über die Zeit als stabil, mit hoher Validität und sogar kulturübergreifend gemessen werden können (Costa Jr and McCrae, 1992).

Tabelle 5: Beschreibung der 5 Persönlichkeitsdimensionen des Neo-FFI Der Neo-FFI postuliert die Beschreibung der Persönlichkeit anhand von fünf Dimensionen.

Dimension	Beschreibung
Neurotizismus	Emotionale Stabilität vs. Emotionale Labilität: Hohe Werte: Angst, Nervosität, Anspannung
Extraversion	Introversion vs. Extraversion: Hohe Werte: Geselligkeit, Aktiv, Optimismus
Offenheit	Neue Erfahrungen, Erlebnisse: Hohe Werte: Interesse, Experimentierfreudig
Verträglichkeit	Altruismus vs. Egozentrisch: Hohe Werte: Verständnis, Mitgefühl, Wohlwollen
Gewissenhaftigkeit	Selbstkontrolle, Genauigkeit, Zielstrebigkeit

2.4.3 Bem Sexual Role Inventory (BSRI)

Der BSRI (Bem, 1974) erfasst in zwei Teilen die soziale Geschlechtsidentität (Gender) mit den Dimensionen der Maskulinität und Feminität (nicht das biologische Geschlecht), sowie dem Wunsch nach einem bestimmten Geschlecht in einem zweiten Teil des Fragebogens. Der zweite Teil war jedoch nicht Gegenstand der vorliegenden Arbeit und wurde somit weder ausgefüllt noch berücksichtigt.

In der vorliegenden Arbeit wurden die Mittelwerte der jeweiligen Dimensionen Feminität und Maskulinität für die Fragestellung 2 zur Untersuchung weiterer Nutzervariablen verwendet, da in der Literatur oftmals nicht von Geschlechts- sondern von Gender-Unterschieden die Rede ist.

2.5 Erfassung und Bestimmung der Menstruationsphase

Die Menstruationszyklen, der nicht-hormonell verhütenden jungen Frauen, wurden mind. vier Monate vor Experimentalteilnahme beobachtet. Dies war notwendig um die Regelmäßigkeit des Zyklus zu kontrollieren sowie die durchschnittliche Länge der individuellen Zyklen. Es wurden nur die Frauen für die Studie zugelassen, die einen regelmäßigen Zyklus hatten und deren Zykluslänge nicht kürzer als 21 Tage und nicht länger als 40 Tage war.

Die jungen Frauen wurden zufällig für die jeweilige Phase eingeteilt. Für die follikuläre Phase wurden die Frauen nach Sato und Kollegen (Sato et al., 1995) zwischen Tag 7-13 rekrutiert, jedoch nur wenn ein zusätzlich verwendeter Ovulationstest (Ovuquick Ovulation Test, NanoRepro AG, Untergasse 8, 35037 Marburg) negativ ausfiel. Dieser Ovulationstest maß mittels einer Urinprobe die LH-Konzentration, welche den bevorstehenden Eisprung (der nächsten 24 bis 48 Stunden) ankündigt.

Im Gegensatz dazu durften Frauen der lutealen Phase nur am Experiment teilnehmen, wenn ein Ovulationstest zuvor positiv ausgefallen war, also man sicher sein konnte, dass ein Eisprung stattgefunden hatte. Falls dieser negativ ausfiel, wurden die Probandinnen entweder im nächsten Zyklus rekrutiert oder von der Studie ausgeschlossen. Abhängig von der individuellen Zykluslänge wurden sie für Tag 3-8 vor dem erwarteten Menstruationsbeginn zum Experiment eingeladen.

2.6 Signalinformation und Informationsextraktion

2.6.1 BVP-Sensor zur Erfassung der Herzratenvariabilität

Für die Aufnahme der Herzrate wurde ein Blutvolumenpuls-Sensor (BVP-Sensor) verwendet, welcher nach dem Prinzip der Photoplethysmographie funktioniert, d.h. eine Lichtquelle innerhalb des Sensors schickt Infrarotlicht einer bestimmten Wellenlänge (990nm; laut schriftliche Aussage von MindMedia) durch das Gewebe. Dieses Licht wird besonders gut vom Hämoglobin absorbiert. Das restliche Licht wird über Streuung reflektiert und wieder vom Sensor aufgenommen. Dementsprechend erhält man einen Verlauf über den pulsierenden Blutstrom und somit indirekt eine Aussage über die Herzrate. Der Verlauf der

Absorbtionskurve des BVPs wird intern über den Verstärker und A/D-Wandler Nexus-32 gespiegelt, sodass die Vasodilatation (Blutfluss) am Maximum liegt und die Vasokonstriktion (kein Blutfluss) am Minimum, siehe Abb. 9.

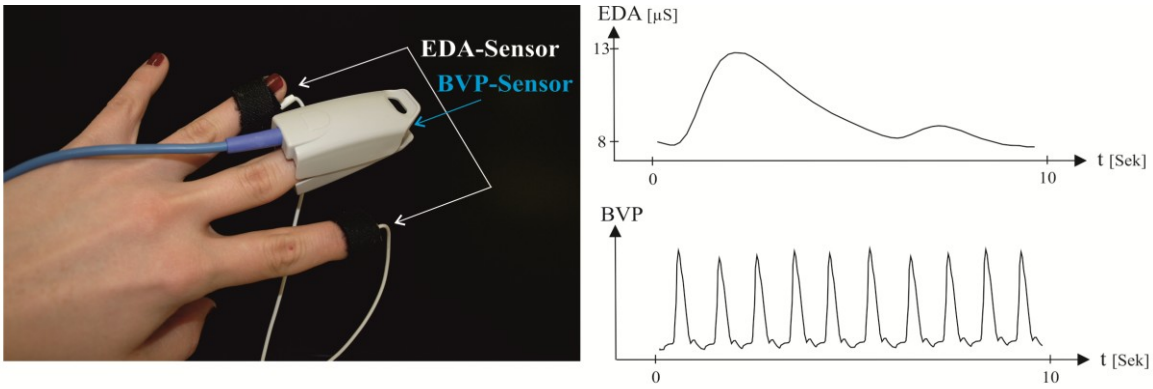

Abbildung 9: BVP-Sensor und EDA-Sensor mit Beispielaufnahmen An der linken Hand wurde der BVP-Sensor (Blutvolumenpuls) sowie die EDA-Elektroden angebracht (Elektrodermale Aktivität). Auf der rechten Seite befinden sich Beispielaufnahmen aus dem Experiment beider Sensoren. Die BVP-Amplituden besitzen keine Einheit und werden als relative Signale angegeben (Foto des Sensors bearbeitet mit freundlicher Genehmigung der Sektion Medizinischen Psychologie, Uniklinikum Ulm).

Die Amplitude der BVP Information ist ohne Einheit, da es sich um relatives Maß handelt. Unterschiedliche Amplitudenhöhen liefern Informationen über die vasomotorische Aktivität, die letztendlich Auskunft über den Grad der Aktivierung des Sympathikus und Parasympathikus liefert.

Über den BVP-Sensor können somit mit sehr geringem Aufwand (im Vergleich zum EKG) die Herzrate sowie die NN-Abschnitte valide aufgenommen und identifiziert werden (Selvaraj et al., 2008).

Signalinformation und -extraktion

Die Herzratenvariabilität (HRV) ist aufgrund ihrer Eigenschaften (nicht-invasiv und jederzeit zugänglich) ein weit verbreiteter Index des autonomen Nervensystems und dient als wichtiger Parameter in der Psychophysiologie.

Sie beschreibt im Allgemeinen die Variation des Herzschlags, welcher durch den Sinoatrialen Knoten kontrolliert wird. Dieser wird direkt über die Efferenzen des Sympathikus und Parasympathikus reguliert, sodass durch den Einfluss des Sympathikus der Herzschlag beschleunigt wird und durch den Einfluss des Parasympathikus eben dieser verlangsamt werden kann.

Die Dynamik beider Zweige unterscheidet sich jedoch sehr aufgrund mehrerer Einflussfaktoren. Während der sympathische Signalweg über einen 2nd Messenger abläuft (Adrenalin bindet an β-Rezeptor, und c AMP (cyclisches Adenosinmonophosphat) sorgt für eine Depolarisation) aktiviert der Parasympathikus über Acetylcholin einen cholinergen Rezeptor, welcher über ein G-Protein direkt über das Öffnen eines Kalium-Kanals zur Hyperpolarisation bzw. zur Verlangsamung der Depolarisation führt (Berntson et al., 1993).

Von der Aktivierung des Sympathikus bis zu einer Veränderung des Herzschlags vergehen daher ca.1,3-2 Sek. Zusätzliche Faktoren bedingen diese lange Latenz: Zum einen wird die Wiederaufnahme von Noradrenalin recycelt und zum anderen liegen die Afferenzen nicht myelinisiert vor, so dass die Signalweiterleitung langsamer ist. Eine weitere Eigenart der Sympathikusaktivierung ist, dass der Effekt ca. 15 Sek bestehen bleibt, da Adrenalin eine lange Verweildauer im synaptischen Spalt hat. Demnach werden kurzzeitige Änderungen immer durch den Parasympathikus vermittelt, dessen Latenz bei 0,2-0,6 Sek liegt (Berntson et al., 1993).

Die HRV kann über unterschiedliche Analysemethoden quantifiziert werden. Eine Möglichkeit besteht über die beschreibende Statistik von sukzessiven NN-Intervallen („time domain analysis“), siehe Tabelle 6, wie sie auch in der vorliegenden Arbeit verwendet wurden.

Tabelle 6: Etablierte Herzratenvariabilität-Parameter Für die Bestimmung der Herzratenvariabilität stehen unterschiedliche Parameter zur Verfügung, die den drei Gruppen Time-Domain, Spekratalanalyse und Non-lineare-Analyse zugeordnet werden können. (SD=Standardabweichung)

Time Domain Analyse	Spektral Analyse	Non-lineare Analyse
SDNN: SD aller NN-Intervalle	High Frequency (HF): 0,15-0,40 Hz: Entspricht der respir. Sinusarrythmie	Pointcare-Plot
RMSSD: Quadratwurzel des quadratischen Mittelwertes der Summe aller Differenzen zwischen den NN-Intervallen	Low Frequency (LF): 0,04-0,15 Hz	
pNN50: Prozentsatz der NN-Intervalle mit mind. 50% Abweichung vom vorherigen NN-Intervall	Very low Frequency: <0,04-0,05 Hz	
NN50: Anzahl der benachbarten NN-Intervalle, die sich mehr als 50ms unterscheiden	LF/HF-Ratio: gibt Auskunft über den dominierenden Anteil des Autonomen Nervensystem	

Besonders der RMSSD Parameter hat eine valide Aussage über den überwiegenden Anteil des ANS, selbst bei sehr kurzen Zeitsequenzen (10 Sek-Abschnitte „ultra short recordings)

(Nussinovitch et al., 2011). Alle anderen Parameter sind vor allem in 24-Stunden EKG-Aufnahmen (long recordings) oder in mindestens 5 min-Abschnitten (short recordings) aussagekräftig.

Berechnung der Herzrate- und Variabilität

Die Herzrate wurde indirekt aus den NN-Intervallen des BVP-Signals berechnet. Obwohl sich das elektrische Signal des EKGs und das optische Signal des BVP von ihren physikalischen Eigenschaften unterscheiden, ist die Aussagekraft über die HRV ähnlich und nicht signifikant unterschiedlich (Selvaraj et al., 2008).
Mit Hilfe eines Matlab-Skripts wurden die NN-Intervalle automatisch markiert und auf dem Bildschirm zur visuellen Korrektur präsentiert, siehe Abb. 10. Dadurch hatte man die Möglichkeit, manuell die NN-Peaks zu korrigieren oder das Segment zu verwerfen, bspw. bei zu vielen Artefakten. Parallel wurden folgende Parameter aus dem Time-Domain-Bereich für jeden IAPS-Block und jede VP ermittelt:
(1) Mittlerer Abstand zwischen zwei Peaks:

Mean NN [ms]: $$mean\ NN = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} NN_k$$

(2) Berechnung des root mean square of successive differences

RMSSD [ms]: $$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{j=1}^{n-1}(NN_{j+1} - NN_j)^2}$$

Alle Daten liegen individuell standardisiert und baseline-korrigiert vor. Negative Werte bedeuten somit, dass die Herzrate sich während der Emotionsinduktion verringerte.

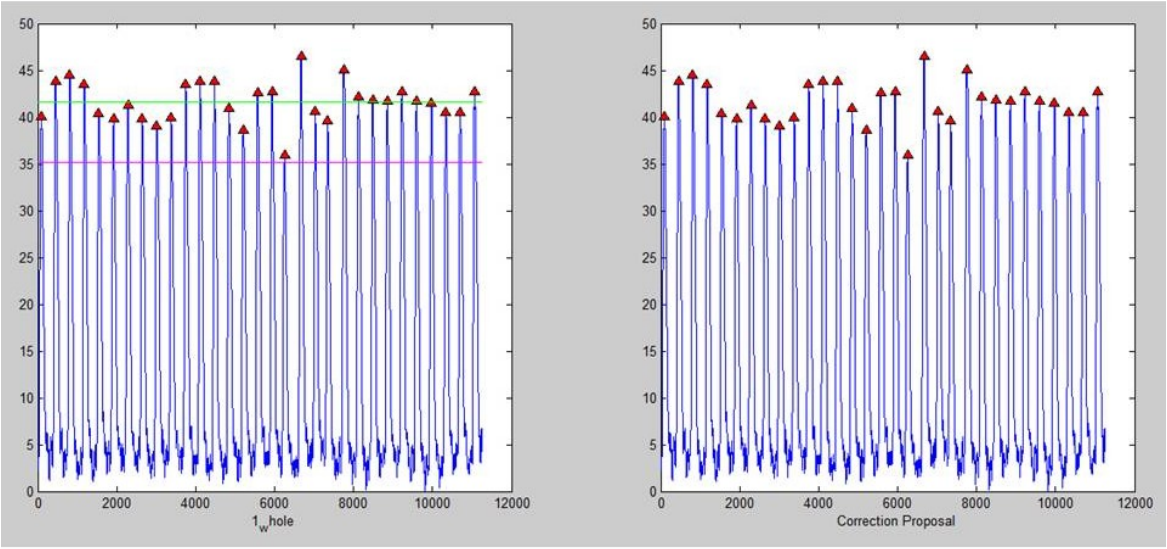

Abbildung 10: Halbautomatische NN-Identifikation : Die grüne Linie stellt grafisch die Mittelwertslinie aller gefundenen Peaks dar, wobei die rosafarbene Linie eine zweifache negative Standardabweichung automatisch ermittelte, um auch Peaks mit kleinerer Amplitude zu ermitteln.

2.6.2 Hautleitwert-Sensor zur Erfassung der elektrodermalen Aktivität

Die elektrodermale Aktivität (EDA) wird oftmals als stabiler und robuster Parameter des autonomen Nervensystems bezeichnet. Sie gilt ebenso wie die Herzrate als leicht zugänglicher, nicht-invasiver Parameter und wird daher häufig verwendet. Eine besondere Eigenschaft der EDA ist die direkte Aussage über die Sympathikusaktivität, da die Schweißdrüsen ausschließlich sympathisch innerviert sind. Legt man den Hautleitwert-Sensor in Form von zwei Ag/AgCl-Elektroden an zwei Finger, kann mit Hilfe eines geringen Gleichstroms die EDA abgeleitet werden, siehe Abb. 9. Dies kommt dadurch zustande, dass sich bei Aktivierung der Schweißdrüsen diese innerhalb eines Stromkreises wie parallel geschaltete Widerstände verhalten und sich die Leitfähigkeit sich dadurch erhöht. Meist verwendet man die nicht dominante Hand zur Messung, da man von einer minimal geringeren Hornhaut ausgeht, die das Messen des Signals sonst etwas verringern würde.

Die elektrodermale Aktivität beinhaltet langsame Veränderungen „Skin Conductance Level“ sowie schnell erfolgende Veränderungen der Skin Conductance Responses (Galvanic Skin Response). Die Veränderung der EDA korreliert mit dem „Arousal“ der empfundenen Emotion, ganz gleich ob sie als positiv oder negativ empfunden wird.

Berechnung der Hautleitwerts Merkmale

Das EDA-Signal wurde mit einem Filter aus EEGlab (mit einem Cut-off von 0,2 Hz low-pass) gefiltert und anschließend normalisiert. Alle SCL Features sind außerdem baseline korrigiert und geben ausschließlich Auskunft über die Veränderungen im Bezug zur Baseline, die auch wie bei der Herzrate die 10 Sek aus dem Pausensegment entsprach.
Da das Emotionsinduktionsparadigma aus sehr schnell hintereinander präsentierten Bildern bestand, auf die der Körper immer reagiert und sich somit nur aufsummierte elektrodermale Reaktionen gezeigt hätten, wurde auf die Analyse dieser phasischen Komponente SCR (skin conductance reaction) verzichtet und sie ebenfalls als Summenamplitude berechnet.
Insgesamt wurden nach (Picard et al., 2001) folgende Hautleitwert-Features berechnet und im Anschluss z-transformiert:

(1) Mittelwert des Rohsignals:

$$\text{SCL_}mean = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} (X_n)$$

(2) Standardabweichung des Rohsignals:

$$\text{SCL_std} = \left(\frac{1}{N-1}\sum_{n=1}^{N} (X_n - \mu_x)^2\right)^{1/2}$$

(3) Mittelwert der 1. Differenz des Rohsignals:

$$\text{SCL_fd} = \frac{1}{N-1}\sum_{n=1}^{N-1} |X_{n+1} - X_n|$$

(4) Mittelwert der 1. Differenz des normalisierten Signals:

$$\text{SCL_z_fd} = \frac{1}{N-1}\sum_{n=1}^{N-1} |\tilde{X}_{n+1} - \tilde{X}_n|$$

(5) Mittelwert der 2. Differenz des Rohsignals:

$$\text{SCL_sd} = \frac{1}{N-2}\sum_{n=1}^{N-2} |X_{n+2} - X_n|$$

(6) Mittelwert der 2. Differenz des normalisierten Signals:

$$\text{SCL_z_sd} = \frac{1}{N-2}\sum_{n=1}^{N-2} |\tilde{X}_{n+2} - \tilde{X}_n|$$

(7) Anzahl der Maxima (größer als 0,05µS)

(8) Anzahl der Minima (größer als 0,05µS)

(9) Anzahl aller relevanten Extrema (Maxima und Minima)

(10) Mittlere Amplitude der Maxima

Falls die Amplitude (steigender Verlauf) nicht den Schwellenwert überschreitet, dann wird der Mittelwert des kompletten Signals berechnet

(11) Mittlere Amplitude der Minima

Falls die Amplitude (sinkender Verlauf) nicht den Schwellenwert überschreitet, dann wird der Mittelwert des kompletten Signals berechnet

(12) Integral des Signals

(13) Steigung der Regressionsgerade

2.6.3 Muskelaktivität des *Corrugators supercilii und Zygomaticus major*

Die Muskelaktivität kann über zwei unterschiedliche Methoden gemessen werden. Man unterscheidet zwischen dem Oberflächen-EMG (nicht-invasiv) und der intrazellulären Ableitung (invasiv) über Nadelelektroden. Letztere wurden jedoch nicht verwendet und werden daher nicht weiter erläutert.

Das Oberflächen-EMG (Elektromyogramm) erlaubt die Messung der Muskelaktivität über die angebrachten Sensoren auf der Haut. Dabei stellt das EMG ein sog. Summenpotential der einzelnen Muskelfaserbündel dar.

In der Emotionsforschung haben sich die beiden Muskeln *Corrugator supercilii* (Stirnrunzler) und *Zygomaticus major* (Lächelmuskel) als die wichtigsten Muskeln etabliert, die Auskunft über den emotionalen Zustand der Person geben können, siehe Abb. 11. Es ist bereits bekannt, dass der *Corrugator* besonders bei LV (Low Valence) und der *Zygomaticus* bei HV (High Valence) -Konditionen verstärkt aktiviert ist (Cacioppo et al., 1986). Über EMG-Methoden können selbst so kleine Muskelkontraktionen gemessen werden, die von außen nicht oder nur sehr schwer feststellbar sind.

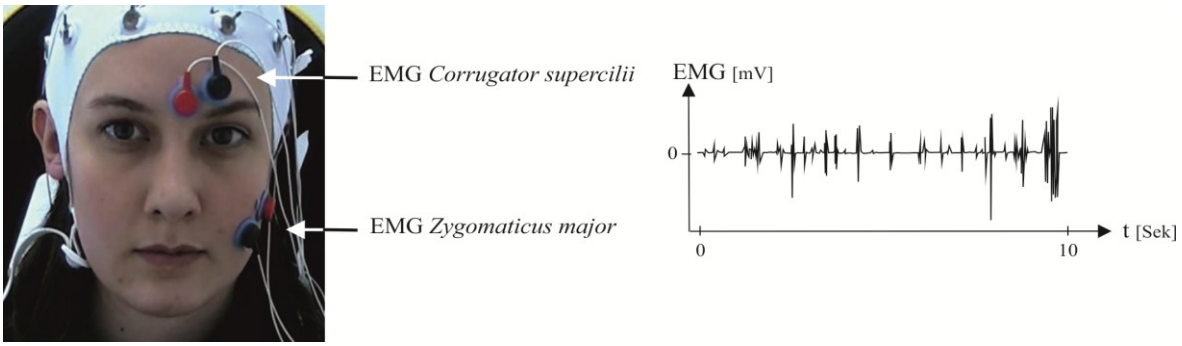

Abbildung 11: Platzierung der fEMG Elektroden am *Corrugator supercilii* und *Zygomaticus major*. Auf der rechten Seite befindet sich eine Beispielableitung eines gefilterten EMG Signals (fEMG=facial Elektromyographie) (Foto bearbeitet mit freundlicher Genehmigung der Sektion Medizinischen Psychologie, Uniklinikum Ulm).

Für die die Aktivitätsableitungen wurden bipolare (Ag/AgCl) Elektroden verwendet, mit Elektrodengel versehen und auf die entsprechenden Muskelregionen angebracht, vgl. Abb. 11.

Berechnung der Muskelpotentiale des *Corrugator supercilii* und *Zygomaticus major*

Alle fEMG- Features waren bereits von Dr. Junwen Tan berechnet (inkl. der Vorverarbeitung) und extrahiert. Insgesamt standen hierfür n=108 VPs zur Verfügung. Allerdings muss berücksichtigt werden, dass durch das Anpassen der physiologischen Kanäle (also bei zusammenfassenden Analysen) die Stichprobengröße variieren kann und je nach Analyse gesondert angegeben wird.
Das Rohsignal wurde mit einem 20-250 Hz Bandpass-Filter (Rang 4) gefiltert, um Bewegungsartefakte auszuschließen. Im Anschluss wurde ein adaptiver Filter angewendet, um das 50-Hz-Netzbrummen zu eliminieren, das durch das Stromnetz an sich sowie durch elektromagnetische Einflüsse auf das Setup einwirkt. Danach wurde das Signal geglättet und im Anschluss für die Berechnung der Werte verwendet.
Hierfür wurde die Baseline, für dieses Signal definiert als die Aktivität 2 Sek vor Beginn der Bilderpräsentation, vom Signal abgezogen und standardisiert.

2.6.4 Kodierung Mimischer Aktivität

Wie in Kapitel 1.3 bereits erwähnt, können Emotionen auch anhand mimischer Reaktionen detektiert werden bzw. kann die Mimik Hinweise auf eine Emotion geben. Durch die Kodierung mimischer Aktivität kann diese Emotion extrahiert werden, wobei im Gegensatz zu elektromyographischen Ableitungen „nur“ sichtbare Gesichtsbewegungen von einem Kodierer markiert bzw. gelabelt werden.
Für das Labeln der Mimik während dem WoZ Experiment, in welchem der Nutzer sprachliches Feedback vom technischen System erhielt, wurde die Methode des Facial Expression Coding System (FACES) verwendet nach Kring und Sloan (Kring and Sloan, 2007). Bei dieser Methode werden für ein bestimmtes Zeitfenster nicht neutrale mimische Expressionen anhand von zwei Dimensionen kodiert: Valenz (positiv und negativ) und Intensität (1-4 Likert Scale). Diese Form der Kodierung ist dem mehrdimensionalen

Modell der Emotion (siehe Kapitel 1.3) sehr ähnlich und ermöglicht somit den Vergleich zwischen den induzierten Emotionen (im VAD Raum) und den expressiv gezeigten Expressionen der VPs.

Der Vorteil der Methode im Vergleich zum weit bekannteren FACS (Facial Action Coding System) (Ekman and Friesen, 1978) ist die leichtere Handhabung. Zum einen genügt eine genaue Instruktion der Kodierers anhand eines Manuals, wofür auch kein Kodierungszertifikat notwendig ist und zum anderen spart man sich den sehr hohen Zeitaufwand, der beim Kodieren der einzelnen Action Units im Facial Action Coding System notwendig ist. Ein weiterer Vorteil besteht darin, dass zwar das EmFACS (eine speziell auf die Basisemotionen anwendbare Version des FACS) versucht durch die Kombination einzelner Action Units (AU) die Basisemotionen nach Ekman (Ekman and Cordaro, 2011) zu messen, allerdings gibt es hierfür keine finale, allumfassende Tabelle, sodass oft eine Auswertung der beobachtbaren AUs keine eindeutigen Hinweise auf die tatsächlich gezeigte Emotion, benannt und eingeteilt in einer der nach Ekman definierten Basisemotionen, darstellen können. Aus diesem Grund wurde für die Fragestellung 3 der Arbeit die Kodierung der mimischen Expressionen nach Kring und Sloan (2007) etwas erweitert: Nicht nur die Valenz und Intensität sollte vom Kodierer angegeben werden, sondern falls möglich, auch eine Zuordnung zu einer der Basisemotionen nach Plutchik (Plutchik, 1984) sowie der Zeitpunkt des Apex (Zeitpunkt der höchsten Intensität der Expression) und des Gesichtsbereichs (getrennt nach oberem Gesichtsbereich (Stirn und Augenpartie), mittlerem Gesichtsbereich (Nase) und unterem Gesichtsbereich (Mund und Kinn) definiert werden, um eine spätere Kooperation mit automatischer Videoanalyse zu ermöglichen. Die Zuordnung der Expressionen nach den von Plutchik (Plutchik, 1984) vorgeschlagenen Basisemotionen ist nicht Gegenstand der Arbeit und wird hier nicht weiter berichtet.

In der vorliegenden Arbeit wurden jedoch die dimensionalen Expressionsklassen, die sich durch Kombination der potentiellen mimischen Expressionen ergeben, ausgewertet: VN=Valenz negativ; VP=Valenz positiv; VA=Valenz ambivalent.

Die zu kodierenden Videosequenzen wurden aus dem Gesamtmaterial (siehe Kapitel 3.2) zu den gewünschten Zeitpunkten geschnitten. Startpunkte waren die Triggerzeiten des technischen System-Feedbacks, wie beispielsweise „Ihre Leistung wird besser“, „Sie machen das ausgezeichnet“ oder „Ihre Leistung lässt nach“, siehe Tabelle 7 für eine komplette Auflistung. Dieses technische Feedback wurde im Mentaltrainer als Stimulus zur Emotionsinduktion, während der unterschiedlichen Experimentalsequenzen verwendet,

ebenso eine verzögerte Reaktion des Systems nach Spracheingabe des Nutzers „Delay“ sowie eine falsche Systemausführung „Wrong Card“ siehe Tabelle 7.

Tabelle 7: Zeitliche Dauer der technischen Systemfeedbacks: Die Zeit wurde gemessen ab Beginn der Sprachausgabe bis zum Beenden des Satzes. Da es sich beim Delay um keine Sprachausgabe handelte, wurde hier die Zeit bestimmt, bis zum Aufdecken der Karte. (MW=Mittelwert; Sek=Sekunden)

Aussage	Kategorie Feedback	Länge [Sek]
“Ihre Leistung wird besser”	Positives Feedback	1,42
“Sehr gut, weiter so”	Positives Feedback	2,15
“Sie machen das ausgezeichnet”	Positives Feedback	1,57
“Prima”	Positives Feedback	0,70
“Ihr Gedächtnis funktioniert perfekt”	Positives Feedback	1,36
“Ihre Leistung lässt nach”	Negatives Feedback	1,56
“Ich habe Sie nicht verstanden, wiederholen Sie bitte“	Negatives Feedback	3,42
„Bitte sprechen Sie deutlicher“	Negatives Feedback	1,41
„Ihre Aussprache ist undeutlich“	Negatives Feedback	1,67
“Möchten Sie die Aufgabe abbrechen?“	Negatives Feedback	1,91
Delay	Negatives Feedback	6,0
Wrong Card	Negatives Feedback	MW: 2,10

Im Mittel hatten die System-Feedbacks eine Dauer von 2,1 Sek. Die zu kodierenden Videos wurden jedoch als 6 Sek-Sequenzen geschnitten, da dies die festgelegte verzögerte Systemantwort bei einem Delay war. Eine Überlappung von zwei technischen Feedbacks innerhalb dieser 6 Sek. ist zwar sehr unwahrscheinlich, wurde jedoch an dieser Stelle nicht weiter überprüft.

Die Videos selbst wurden randomisiert nummeriert (so dass auch die Autorin der Arbeit keine Zuordnung des Videomaterials zur chronologischen Abfolge des Experiments machen konnte) und ohne Audio insgesamt vier Kodierern zur Verfügung gestellt. Für die Mimikanalyse wertete man die vordefinierten Videosequenzen von 30 VPs aus, die im Vorfeld einer Veröffentlichung ihres nicht anonymisierten Videomaterials zugestimmt hatten. Daraus ergab sich eine Gesamtsumme von 666 Videos à 6 Sek. Die Videos können unterteilt werden in folgende Feedback-Gruppen, siehe Tabelle 8.

Jeder Kodierer gab Auskunft über die Anzahl aller Expressionen inklusiver der Valenz (positiv und negativ), Intensität (positiv und negativ), Dauer (positiv und negativ) sowie die generelle Expressivität jeder einzelnen VP, wie es im Manual zu FACES (Kring and Sloan, 2007) vorgeschlagen wird.

Tabelle 8: Anzahl der kodierten Videos sortiert nach Feedback-Kategorie Die zu kodierenden Videos können unterteilt werden nach Art des Feedbacks. Dabei ist anzumerken, dass Delay und Wrong Card zwar als negatives Feedback verwendet wurden, es sich hierbei aber nicht um Sprachausgaben handelt.

Feedback-Gruppe	Anzahl Videos
negatives Feedback	206
positives Feedback	270
Delay	120
Wrong Card	70

Für die Berechnung des Intraklassen-Korrelations-Koeffizient wurde auf das ICC(3,4)-Modell (zweifach-gemischt) (Hallgren, 2012) zurückgegriffen. Insgesamt erreichten die Rater eine ICC=0,74, was nach Landis und Kollegen als relativ hoch und als „wesentliche Übereinstimmung“ betrachtet werden kann (Landis and Koch, 1977). Der Wert entstand durch Mittelung der einzelnen Variablen: ICC_Valenz=0,75; ICC_Intensität=0,65; ICC_Dauer=0,70 und ICC_Expressivität=0,84.

Für die Übereinstimmung der einzelnen kodierten mimischen Expressionen aller vier Kodierer galt: Mindestens 2 Kodierer mussten die Expression gesehen haben. Hierfür wurde die relative Zeitangabe des Events manuell miteinander verglichen. War der Unterschied zwischen Beginn und Ende zu groß, so wurde der Apex beider Events miteinander verglichen. Lagen diese aber auch nicht im gleichen zeitlichen Rahmen, so wurden diese Events nicht gezählt und nicht weiter berücksichtigt.

Daraus resultierten 757 mimisch kodierte Ereignisse, die mind. von 2 Ratern gesehen wurden. Diese Ereignisse wurden in unterschiedliche Klassen kodiert, je nach Anzahl der Rater sowie der Übereinstimmung der Valenz, siehe Tabelle 9. Die Intensität der Expression wurde über die 4 Kodierer gemittelt, bzw. über die Anzahl der sich übereinstimmenden Rater.

Die VA-Klassen (Valenz-ambivalent) wurden mit aufgenommen, da die VPs oftmals Mischemotionen gezeigt hatten, wie bspw. ein gleichzeitiges Stirnrunzeln kombiniert mit einem Grinsen.

Fasst man die kodierten mimischen Expressionen nach ihrer Valenz zusammen, erhält man 342 negative Expressionen, 111 positive Expressionen sowie 304 ambivalente Mischemotionen.

Tabelle 9: Erklärung der mimischen Klassenzugehörigkeit nach Anzahl der Kodierer, Valenz und Expressionen Das Klassenlabel gibt Auskunft über die Valenz der jeweiligen Expression und über die Anzahl der sich übereinstimmenden Kodierer. Die Übereinstimmung wird durch die Zahl im Klassenlabel angegeben (VP_=Valenz Positiv; VN_Valenz=Valenz Negativ; VA=Valenz Ambivalent)

Klassenlabel	Erklärung Klassenlabel	Anzahl kodierter Expressionen
VN_1	4 Kodierer sehen Expression, 4 bestimmen es als negativ	78
VN_075	3 Kodierer sehen Expression, 3 bestimmen es als negativ	97
VN_05	2 Kodierer sehen Expression, 2 bestimmen es als negativ	167
VP_1	4 Kodierer sehen Expression, 4 bestimmen es als positiv	41
VP_075	3 Kodierer sehen Expression, 3 bestimmen es als positiv	26
VP_05	2 Kodierer sehen Expression, 2 bestimmen es als positiv	44
VA_04	4 Kodierer sehen Expression, 2 bestimmen es als positiv, 2 als negativ	102
VA_03	3 Kodierer sehen Expression, mind. 2 Kodierer unterscheiden sich	116
VA_02	2 Kodierer sehen Expression, 1 bestimmt es als positiv, 1 als negativ	86
Summe		757

2.7 Klassifikation von physiologischen Signalen mit einer Support Vector Machine

Alle in dieser Arbeit vorkommenden Klassifikationsergebnisse wurden mit einer Open-Source-Datamining software, RapidMiner (http://www.rapid-i.com) durchgeführt.

Validiert wurde mit der „leave one subject out“ Methode, demnach wurden alle Featurevektoren einer VP in der Trainingsphase ausgeschlossen und nur zur Validierung verwendet, siehe Kapitel 1.2.

Um die Klassifikationsergebnisse zu optimieren, wurden zwei unterschiedliche Feature-Selektionsverfahren verwendet: Forward Selektion und Backward- Selektion. Auch wenn beide Verfahren unterschiedlich arbeiten und ablaufen, so versuchen beide generell nur die Features auszuwählen, die das Klassifikationsergebnis erhöhen, also letztendlich den höchsten Informationsgehalt besitzen. Dabei ist die Kombination der Features ausschlaggebend.

Die Forward Selektion beginnt in der ersten Runde mit der Klassifikation aller Features einzeln betrachtet. Nur das Feature, das auch das höchste Klassifikationsergebnis liefert, wird mit in die nächste Runde übernommen. In allen weiteren Runden wird nach einem weiteren Feature gesucht, das in Kombination mit dem in den vorherigen Runden gewählten Features zu einer Verbesserung des Klassifikationsergebnisses beiträgt. Konkretisiert muss man sich das so vorstellen, dass nach Auswahl des z.B. ersten Features die Kombination mit jedem weiteren zur Verfügung stehenden Feature einzeln getestet wird. Nur das Feature, das in Kombination mit dem ersten Feature zur Verbesserung der Klassifikations-

rate führt, wird ausgewählt und mit in die nächste Runde übernommen. Dieser Prozess wiederholt sich pro Schritt mit dem angepassten Feature-Set, solange Verbesserungen vermerkt werden (Gruss, 2015).

Die Backward-Selektion beginnt in der ersten Runde mit dem gesamten Feature-Satz und exkludiert in jeder weiteren Runde ein Feature erneut, solange die Performanz verbessert wird. Das Prinzip der Feature-Auswahl ist identisch wie in der Forward Selektion, nur eben statt durch Feature-Inklusion hier mit Feature-Exklusion.

Jede der hier vorgestellten Selektionsmethoden hat nach Guyon und Elisseff (Guyon and Elisseeff, 2003) diverse Vor-und Nachteile. Beispielsweise wird oft argumentiert, dass die Forward-Selektion einen geringeren Rechenaufwand hat, dafür sagt man der Backward-Selektion die Fähigkeit zu, die Features im Kontext mit mehr Features auszuwählen (äquivalent zu Synergie-Effeken).

In der vorliegenden Arbeit war die Fragestellung 2 die Untersuchung des Einfluss von Nutzervariablen auf die Klassifikationsergebnisse. Das heißt, es sollte überprüft werden, inwieweit sich die Ergebnisse unterscheiden, unabhängig der zugrunde liegenden Featureselektionsmethode. Daher wurde beide Methoden angewendet und nur das jeweilig bessere Ergebnis berichtet und mit den jeweiligen anderen Ergebnissen verglichen, siehe Kapitel 3.3.

KAPITEL III
ERGEBNISSE

In diesem Kapitel werden die im Laufe der Arbeit entstandenen Ergebnisse, entlang der in Kapitel 1 verfassten Fragestellungen und Hypothesen berichtet. Dabei wird zu Beginn des Kapitels der Einfluss des Geschlechts und hormoneller Parameter auf die Physiologie während der Emotionsinduktion untersucht, sowie im Anschluss über eine Korrelationsanalyse der Einfluss des Alters, Persönlichkeitsdimensionen und Geschlechterrolle auf die Physiologie (siehe 2.2). Die Ergebnisse aus der Korrelationsanalyse werden in der darauffolgenden Klassifikationsanalyse integriert und untersucht. Der letzte Teil dieses Kapitels beschäftigt sich mit der mimischen Reaktion auf technisches Systemfeedback in der simulierten MCI.

3.1 Feature-Berechnung und Signifikanzberechnung

Alle hier aufgezeigten statistischen Ergebnisse wurden mit SPSS 22 berechnet. Die Auswertung der physiologischen Parameter „Features“ (individuell z-transformiert) wurde mit nicht-parametrischen Verfahren gerechnet, da sie keiner Normalverteilung unterlagen.
Des Weiteren wurde den statistischen Auswertungen sowie den Klassifikationen eine Korrelationsanalyse vorgeschaltet, um redundante Informationen auszuschließen. Dabei wurden diejenigen Features, welche mit sich selbst $r>0,95$ und $r<-0,95$ korrelierten, gelöscht und nicht weiter ausgewertet, um das Feature-Set möglichst klein zu halten und

wirklich nur wichtige, informationsbringende Features zu behalten. Es zeigt sich nämlich, dass Features mit redundanter Information zu Verschlechterungen der Klassifikationsraten führen und die Effizienz und Geschwindigkeit negativ beeinflussen (Hall, 1999; Kotsiantis et al., 2007). Daher wurde diese manuelle Reduktion zu Beginn durchgeführt und bis zur Klassifikation eingehalten.
Folgende Features wurden nach der Korrelationsanalyse zur Featurereduktion aus dem Set genommen: mean_HR, std_HR, SCL_mean_fd_z, SCL_mean_sd_raw, SCL_mean_sd_z.

Nach Artefaktkorrektur ergaben sich für die Auswertung drei Untergruppen pro physiologischem Parameter.
a) HRV-Analyse (n=116 mit n=74 weiblich und n=42 männlich)
b) fEMG-Analyse (n=108 mit n=69 weiblich und n=39 männlich)
c) EDA-Analyse (n=121 mit n=78 weiblich und n=43 männlich)

Für eine bessere Übersicht werden die Ergebnisse der physiologischen Reagibilität sowie der Einfluss des Geschlechts spezifisch für jeden einzelnen physiologischen Parameter untersucht und berichtet.

Es werden immer drei Fragestellungen pro physiologischem Parameter mit unterschiedlichen statistischen Tests durchgeführt:

a) Einfluss des Geschlechts in der gesamten Stichprobe über einen U-Test

b) Einfluss des Geschlechts in der jungen Stichprobe über einen U-Test

c) Einfluss der hormonellen Parameter über einen Kruskal-Wallis Test (mit U-Tests als post-hoc Tests)

Da die Stichproben teilweise abhängig voneinander sind (siehe Abb.5), muss für das Testen der Hypothesen das Signifikanzlevel angepasst werden. Es ergibt sich ein nach Bonferroni korrigiertes neues Signifikanzlevel von $\alpha=(0{,}05/3)=0{,}016$, das für alle Fragestellungen gilt.
Auch wenn in Kapitel II gerichtete Hypothesen vorgestellt wurden, so wird dennoch immer zweiseitig auf Signifikanz gerechnet. „Beim einseitigen Testen wird davon ausgegangen, dass ein Unterschied in die andere Richtung völlig ausgeschlossen ist (Wahr-

scheinlichkeit = 0 %). Das ist in den wenigsten Fällen so.“ (Keller, 2013; Statistikforum) oder auch siehe (Lombardi and Hurlbert, 2009).

Die Ergebnisse in der vorliegenden Arbeit werden somit als signifikant deklariert, wenn $p \leq 0{,}016$ ergibt und von einem Trend wird berichtet, wenn $0{,}016 \geq p \leq 0{,}100$ ist.

Alle in Kapitel 3.2 präsentierten physiologischen Featurewerte geben Auskunft über die physiologische Reagibilität. Da die Baseline-Information von der Information (während der Kondition) abgezogen wurde, gibt das Vorzeichen des Wertes an, ob die physiologische Reaktion während der Kondition kleiner (negativer Wert) oder größer (positiver Wert) im Vergleich zur Baseline war.

3.2 Welchen Einfluss hat das Geschlecht auf die Psychophysiologie während der Emotionsinduktion?

3.2.1 HRV- und Reagibilität

Geschlechtsunterschiede in der gesamten Stichprobe

Für die gesamte Stichprobe von n=116 zeigt der U-Test im Trend eine größere Zunahme der Herzratenvariabilität für Frauen (gemessen mit dem RMSSD) in der neutralen Kondition (U=-1,959; p=0,050), siehe Tabelle 10.
Im Trend stellt sich heraus, dass der Herzschlag der Frauen in der LVHA Kondition im Vergleich zu den Männern insgesamt verlangsamt ist (gemessen mit dem positiven mean RR-Wert für Frauen), jedoch ist die Verlangsamung der Herzrate im Mittel bei den Männern größer. Alle anderen HRV-Features unterscheiden sich nicht signifikant zwischen Männern und Frauen.

Tabelle 10: Einfluss des Geschlechts in der gesamten Stichprobe auf HRV Features während der fünf affektiven Zuständen, getestet mit dem U-Test (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Frauen MW (SD)	Männer MW (SD)	U	p
RMSSD	neutral	0,077 (0,602)	-0,138 (0,507)	-1,959	0,050
	HVHA	0,020 (0,636)	-0,045 (0,725)	-0,355	0,723
	LVHA	-0,046 (0,664)	-0,086 (0,699)	-0,597	0,550
	HVLA	-0,077 (0,659)	0,065 (0,524)	-0,954	0,340
	LVLA	0,025 (0,679)	0,191 (0,587)	-1,295	0,195
mean_RR	neutral	-0,212 (0,698)	-0,244 (0,654)	-0,253	0,800
	HVHA	0,012 (0,716)	0,037 (0,747)	-0,144	0,886
	LVHA	0,114 (0,637)	0,301 (0,619)	-1,338	0,181
	HVLA	0,014 (0,648)	-0,068 (0,624)	-0,345	0,730
	LVLA	0,060 (0,561)	-0,018 (0,635)	-0,709	0,479
std_RR	neutral	-0,008 (0,678)	-0,147 (0,551)	-0,931	0,352
	HVHA	-0,026 (0,667)	-0,055 (0,805)	-0,224	0,823
	LVHA	0,067 (0,658)	0,015 (0,597)	-0,213	0,832
	HVLA	-0,118 (0,646)	0,062 (0,554)	-1,505	0,132
	LVLA	0,050 (0,610)	0,099 (0,618)	-0,563	0,573

Geschlechtsunterschiede in der jungen Stichprobe

Die Ergebnisse der jungen Stichprobe von n=67 (n=45 Frauen und n=22 Männer) spiegeln die Ergebnisse der Gesamtstichprobe. Frauen haben im Trend eine Zunahme der Herzratenvariabilität (positiver RMSSD Wert) während der neutralen Kondition (U=-1,989; p=0,047), siehe Tabelle 11. Im Trend zeigt sich auch hier eine größere Abnahme der Herzratenvariabilität (negativer RMSSD Wert) der jungen Frauen in der LVHA Kondition verglichen zu den jungen Männern. Interessant dabei ist, dass die Veränderungen der Herzratenvariabilität in der jungen Stichprobe ausgeprägter sind als im Vergleich zur Gesamtstichprobe.

Des Weiteren kann für die jungen Frauen im Mittel eine Verlangsamung der Herzrate (positiver RR Wert) während der LVHA Kondition vermerkt werden, die bei den Männern aber deutlicher ausgeprägt ist.

Tabelle 11: Einfluss des Geschlechts in der jungen Stichprobe auf HRV Features während der fünf affektiven Zuständen, getestet mit dem U-Test (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Junge Frauen MW (SD)	Junge Männer MW (SD)	U	p
RMSSD	neutral	0,104 (0,561)	-0,173 (0,445)	-1,989	0,047
	HVHA	0,068 (0,598)	-0,017 (0,852)	-0,267	0,789
	LVHA	-0,137 (0,665)	0,059 (0,699)	-0,908	0,364
	HVLA	-0,019 (0,589)	0,093 (0,583)	-0,534	0,593
	LVLA	-0,013 (0,619)	-0,013 (0,619)	-0,027	0,978
mean_RR	neutral	-0,268 (0,725)	-0,283 (0,658)	-0,093	0,926
	HVHA	0,029 (0,821)	0,087 (0,794)	-0,067	0,947
	LVHA	0,097 (0,593)	0,414 (0,535)	-1,749	0,080
	HVLA	0,006 (0,573)	-0,191 (0,644)	-1,202	0,230
	LVLA	0,149 (0,540)	-0,014 (0,604)	-1,143	0,253
std_RR	neutral	0,024 (0,709)	-0,147 (0,537)	-0,788	0,431
	HVHA	0,010 (0,640)	0,005 (0,912)	-0,174	0,862
	LVHA	-0,075 (0,596)	0,009 (0,607)	-0,601	0,548
	HVLA	-0,030 (0,695)	0,124 (0,617)	-0,788	0,431
	LVLA	0,025 (0,574)	-0,065 (0,651)	-0,503	0,615

Hormonelle Einflüsse in der jungen Stichprobe

Eine weitere Analyse der jungen Stichprobe, zum Einfluss der Sexualhormone, ergab mit dem Kruskal-Wallis Test keinen signifikanten Unterschied, siehe Tabelle 12. Daher wird auf anschließende post-hoc Tests verzichtet.

Vergleicht man jedoch die Featurewerte, so scheint die Herzrate der jungen Männern wie auch der follikulären Frauen in der Kondition LVHA (gemessen mit den positiven RR-Abständen) deutlicher abzunehmen als bei den lutealen Frauen. Außerdem reagieren follikuläre Frauen in der Kondition HVHA mit einer verringerten Herzratenvariabilität im Vergleich zu lutealen Frauen.

Tabelle 12: Einfluss von hormonellen Unterschieden in der jungen Stichprobe auf HRV Features während der fünf affektiven Zuständen, getestet mit dem Kruskal-Wallis Test ($\chi 2$=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Follikuläre Frauen MW (SD)	Luteale Frauen MW (SD)	Junge Männer MW (SD)	$\chi 2$	p
RMSSD	neutral	0,062 (0,632)	0,141 (0,502)	-0,173 (0,445)	4,424	0,109
	HVHA	-0,045 (0,661)	0,181 (0,517)	-0,017 (0,852)	0,696	0,706
	LVHA	-0,171 (0,706)	-0,107 (0,640)	0,059 (0,699)	0,840	0,657
	HVLA	0,012 (0,520)	-0,047 (0,653)	0,093 (0,583)	0,428	0,807
	LVLA	0,151 (0,593)	-0,162 (0,617)	-0,013 (0,619)	2,860	0,239
mean_RR	neutral	-0,301 (0,800)	-0,240 (0,668)	-0,283 (0,658)	0,371	0,831
	HVHA	0,112 (0,890)	-0,044 (0,768)	0,087 (0,794)	1,050	0,592
	LVHA	0,185 (0,622)	0,019 (0,567)	0,414 (0,535)	3,938	0,140
	HVLA	-0,091 (0,508)	0,091 (0,622)	-0,192 (0,644)	2,208	0,332
	LVLA	0,103 (0,515)	0,190 (0,570)	-0,014 (0,604)	1,693	0,429
std_RR	neutral	0,048 (0,748)	0,004 (0,683)	-0,147 (0,537)	0,811	0,667
	HVHA	-0,127 (0,761)	0,129 (0,498)	0,005 (0,912)	0,689	0,709
	LVHA	-0,141 (0,561)	-0,017 (0,631)	0,014 (0,607)	0,796	0,672
	HVLA	0,010 (0,521)	-0,066 (0,663)	0,124 (0,617)	0,774	0,679
	LVLA	0,106 (0,581)	-0,049 (0,570)	-0,06 5(0,651)	0,843	0,656

3.2.2 Gesichtsmuskelaktivität

Für die fEMG-Analyse ergab sich eine Stichprobe mit insgesamt n=108 VPs. Davon waren n=69 Frauen, von denen wiederum n=43 Frauen zur jungen Stichprobe gezählt wurden. Die jungen Frauen waren unterteilt in die jeweilige Menstruationsphase (n=21 follikulär und n=22 luteal) und Frauen über 51 Jahre (n=25). Die Männerstichprobe beinhaltete n=23 junge Männer zwischen 20-40 und n=17 Männer über 51 Jahre.

Geschlechtsunterschiede in der gesamten Stichprobe

Für die gesamte Stichprobe zeigt der U-Test keine signifikanten Geschlechtsunterschiede in der *Corrugator* und *Zygomaticus* Aktivität, siehe Tabelle 13. Deskriptiv betrachtet, können jedoch in der Kondition LVHA bei Frauen im Mittel größere *Corrugator* Aktivitätszunahmen vermerkt werden als bei Männern. In den Konditionen HVLA und HVHA sind dafür größere Aktivitätszunahmen des *Zygomaticus* bei Frauen zu sehen.
Generell fällt auf, dass die mimische Reagibilität bei den Frauen etwas ausgeprägter ist als bei den Männern.

Tabelle 13: Einfluss des Geschlechts in der gesamten Stichprobe auf fEMG Features während der fünf affektiven Zuständen, getestet mit dem U-Test (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Frauen MW (SD)	Männer MW (SD)	U	p
Corr_Amp	neutral	-0,159 (0,505)	-0,104 (0,573)	-0,816	0,415
	HVHA	-0,389 (0,577)	-0,223 (0,670)	-1,551	0,121
	LVHA	0,756 (0,673)	0,562 (0,748)	-1,263	0,207
	HVLA	-0,319 (0,672)	-0,423 (0,559)	-0,406	0,685
	LVLA	0,111 (0,572)	0,187 (0,603)	-0,649	0,516
Zyg_Amp	neutral	-0,014 (0,619)	0,029 (0,586)	-0,272	0,786
	HVHA	0,236 (0,731)	0,036 (0,730)	-1,423	0,155
	LVHA	-0,213 (0,660)	-0,099 (0,631)	-0,400	0,689
	HVLA	0,225 (0,670)	0,133 (0,875)	-0,355	0,723
	LVLA	-0,234 (0,563)	-0,099 (0,583)	-1,186	0,235

Geschlechtsunterschiede in der jungen Stichprobe

In der Stichprobe mit den jungen VPs zeigt sich im Trend eine größere *Corrugator*-Aktivitätszunahme während der LVHA-Kondition (U=-2,106; p=0,035) für Frauen und während der HVHA-Kondition eine größere *Corrugator*-Aktivitätsabnahme für Frauen (U=-2,066; p=0,039), siehe Tabelle 14. Auch wenn dieser Unterschied nicht signifikant ist, ist die Zunahme der *Zygomaticus*-Aktivität junger Frauen in der HVHA Kondition größer als für Männer.

Tabelle 14: Einfluss des Geschlechts der jungen Stichprobe auf fEMG Features während der fünf affektiven Zuständen, getestet mit dem U-Test (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Junge Frauen MW (SD)	Junge Männer MW (SD)	U	p
Corr_Amp	neutral	-0,114 (0,514)	0,024 (0,523)	-1,379	0,168
	HVHA	-0,538 (0,553)	-0,243 (0,691)	-2,066	0,039
	LVHA	0,735 (0,598)	0,293 (0,816)	-2,106	0,035
	HVLA	-0,298 (0,737)	-0,413 (0,575)	-0,303	0,762
	LVLA	0,216 (0,477)	0,339 (0,546)	-1,178	0,239
Zyg_Amp	neutral	-0,030 (0,662)	0,001 (0,547)	-0,114	0,909
	HVHA	0,226 (0,768)	0,093 (0,811)	-0,639	0,523
	LVHA	-0,260 (0,639)	-0,234 (0,490)	-0,034	0,973
	HVLA	0,253 (0,648)	0,285 (0,950)	-0,707	0,480
	LVLA	-0,189 (0,509)	-0,143 (0,529)	-0,343	0,731

Hormonelle Einflüsse in der jungen Stichprobe

Der K-W Test misst einen Trend während der Kondition LVHA für die *Corrugator*-Aktivität ($\chi^2(2, 66)=5,170$; $p=0,075$). Aufgrund der nicht vorhandenen Signifikanz wurden jedoch keine post-hoc Tests durchgeführt.

Deskriptiv betrachtet kann in Tabelle 15 abgelesen werden, dass luteale Frauen die größte *Corrugator*-Aktivitätszunahme während der LVHA-Kondition im Vergleich zu den jungen Männern und follikulären Frauen zeigen. Interessant ist auch die größere *Zygomaticus*-Aktivierung der lutealen Frauen in der HVHA Kondition.

Tabelle 15: Einfluss von hormonellen Unterschieden in der jungen Stichprobe auf fEMG Features während der fünf affektiven Zuständen, getestet mit dem Kruskal-Wallis Test ($\chi 2$=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Follikuläre Frauen MW (SD)	Luteale Frauen MW (SD)	Junge Männer MW (SD)	$\chi 2$	p
Corr_Amp	neutral	-0,117 (0,527)	-0,112 (0,513)	0,024 (0,523)	1,917	0,383
	HVHA	-0,560 (0,577)	-0,518 (0,542)	-0,243 (0,691)	4,345	0,114
	LVHA	0,646 (0,593)	0,820 (0,605)	0,293 (0,816)	5,170	0,075
	HVLA	-0,160 (0,749)	-0,430 (0,718)	-0,413 (0,575)	1,982	0,371
	LVLA	0,191 (0,497)	0,240 (0,468)	0,339 (0,546)	1,596	0,450
Zyg_Amp	neutral	0,137 (0,712)	-0,190 (0,582)	0,001 (0,547)	1,998	0,368
	HVHA	0,036 (0,800)	0,407 (0,707)	0,093 (0,811)	3,790	0,150
	LVHA	-0,215 (0,716)	-0,302 (0,568)	-0,234 (0,490)	0,003	0,999
	HVLA	0,319 (0,653)	0,191 (0,652)	0,285 (0,950)	0,612	0,736
	LVLA	-0,276 (0,513)	-0,106 (0,502)	-0,143 (0,529)	1,253	0,534

3.2.3 Hautleitwert

Geschlechtsunterschiede in der gesamten Stichprobe

Die Analyse des Hautleitwerts wurde mit einer Stichprobengröße von n=121 (n=78 Frauen und n=43 Männer) Personen durchgeführt.

Ausgehend von einem Signifikanzlevel von $\alpha=0,016$ zeigen Männer im Mittel signifikant größere Hautleitwertamplituden (mean_amp_max-Feature) während der HVHA Kondition ($U=-2,794$; $p=0,005$), siehe Tabelle 16. Als Trend können während den Konditionen HVHA ($U=-2,08$; $p=0,038$), LVHA ($U=-1,89$; $p=0,059$), HVLA ($U=-1,73$; $p=0,084$) und LVLA ($U=-1,83$; $p=0,068$) ebenfalls für Männer größere Hautleitwertzunahmen (positive Featurewerte) vermerkt werden.

Tabelle 16: Einfluss des Geschlechts in der gesamten Stichprobe auf SCL Features während der fünf affektiven Zuständen, getestet mit dem U-Test (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung; *gibt Signifikanz an).

Feature	Kondition	Frauen MW (SD)	Männer MW (SD)	U	p
Mean_raw	neutral	3,161 (1,984)	3,837 (2,424)	-1,516	0,129
	HVHA	2,965 (2,130)	3,822 (2,506)	-2,080	0,038
	LVHA	3,128 (1,988)	3,888 (2,391)	-1,890	0,059
	HVLA	3,114 (1,988)	3,811 (2,348)	-1,728	0,084
	LVLA	3,141 (2,039)	3,842 (2,383)	-1,825	0,068
std_raw	neutral	0,040 (0,036)	0,051 (0,067)	-0,780	0,435
	HVHA	0,053 (0,053)	0,067 (0,085)	-0,715	0,475
	LVHA	0,048 (0,049)	0,052 (0,073)	-0,130	0,897
	HVLA	0,044 (0,072)	0,043 (0,042)	-1,105	0,269
	LVLA	0,046 (0,062)	0,044 (0,054)	-0,785	0,432
mean_fd_raw	neutral	0,001 (0,001)	0,000 (0,001)	-0,049	0,961
	HVHA	0,001 (0,001)	0,000 (0,001)	-0,287	0,774
	LVHA	0,001 (0,001)	0,000 (0,001)	-0,027	0,978
	HVLA	0,001 (0,001)	0,000 (0,001)	-0,081	0,935
	LVLA	0,001 (0,001)	0,000 (0,001)	-0,060	0,952
n_max	neutral	0,035 (0,614)	-0,116 (0,728)	-1,132	0,258
	HVHA	0,292 (0,643)	0,379 (0,550)	-0,691	0,490
	LVHA	-0,009 (0,666)	0,098(0,686)	-1,084	0,279
	HVLA	-0,182 (0,631)	-0,163 (0,672)	-0,238	0,812
	LVLA	-0,155 (0,591)	-0,199 (0,665)	-0,325	0,745
n_min	neutral	-0,123 (0,562)	-0,225 (0,655)	-0,583	0,560
	HVHA	0,260 (0,598)	0,287 (0,625)	-0,146	0,884
	LVHA	0,137 (0,682)	0,085 (0,476)	-0,163	0,871
	HVLA	-0,210 (0,595	-0,024(0,780)	-1,184	0,236
	LVLA	-0,080 (0,615)	-0,123 (0,616)	-0,366	0,714
n_extrema	neutral	-0,029 (0,553)	-0,205 (0,737)	-1,313	0,189
	HVHA	0,308 (0,593)	0,385 (0,544)	-0,642	0,521
	LVHA	0,054 (0,678)	0,095 (0,571)	-0,626	0,532
	HVLA	-0,215 (0,627)	-0,097 (0,777)	-0,734	0,463
	LVLA	-0,138 (0,615)	-0,179 (0,669)	-0,230	0,818
mean_amp_max	neutral	0,306 (0,564)	0,259 (0,561)	-0,487	0,626
	HVHA	-0,033 (0,562)	0,282 (0,636)	-2,794	**0,005***
	LVHA	-0,057(0,619)	-0,068 (0,615)	-0,162	0,871
	HVLA	-0,112 (0,582)	-0,244 (0,620)	-1,348	0,178
	LVLA	-0,147 (0,614)	-0,229 (0,677)	-0,542	0,588
mean_amp_min	neutral	0,147 (0,553)	0,011 (0,595)	-1,311	0,190
	HVHA	0,094 (0,603)	0,380 (0,777)	-2,302	0,021
	LVHA	0,081 (0,671)	0,035 (0,663)	-0,379	0,705
	HVLA	-0,168 (0,637)	-0,244 (0,648)	-0,969	0,332
	LVLA	-0,155(0,594)	-0,182 (0,680)	-0,357	0,721

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Tabelle 16

Feature	Kondition	Frauen MW (SD)	Männer MW (SD)	U	p
integral_sum	neutral	0,277 (0,617)	0,199 (0,561)	-0,607	0,544
	HVHA	-0,183 (0,639)	-0,005 (0,642)	-1,581	0,114
	LVHA	-0,062 (0,607)	-0,010 (0,610)	-0,574	0,566
	HVLA	0,015 (0,688)	-0,161(0,519)	-1,376	0,169
	LVLA	-0,073 (0,584)	-0,023 (0,690)	-0,449	0,653
slope_regression	neutral	-0,315 (0,636)	-0,092 (0,685)	-1,587	0,113
	HVHA	0,343 (0,588)	0,446 (0,624)	-0,736	0,461
	LVHA	0,347 (0,669)	0,312 (0,658)	-0,244	0,807
	HVLA	-0,245 (0,579)	-0,350 (0,560)	-0,807	0,420
	LVLA	-0,120 (0,545)	-0,318 (0,567)	-2,150	0,032

Geschlechtsunterschiede in der jungen Stichprobe

Für die junge Stichprobe (n=46 Frauen; n=22 Männer) ergibt ein U-Test für Männer im Trend größere Hautleitwertamplituden während den Konditionen HVHA (U=-1,841; p=0,066), LVHA (U=-1,914; p=0,056), HVLA (U=-1,730; p=0,084) und LVLA (U=-1,717; p=0,086). Die Regressionsgeradesteigung (slope regression) zeigt während LVLA (U=-2,202; p=0,028) eine größere negative Steigung für Männer. Das heißt im Trend sinkt die Hautleitfähigkeit bei Männern über den zeitlichen Verlauf schneller.

Tabelle 17: Einfluss des Geschlechts in der jungen Stichprobe auf SCL features während der fünf affektiven Zuständen, getestet mit dem U-Test (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Junge Frauen MW (SD)	Junge Männer MW (SD)	U	p
Mean_raw	neutral	3,903 (2,060)	5,059 (2,687)	-1,534	0,125
	HVHA	3,599 (2,321)	4,921 (2,875)	-1,841	0,066
	LVHA	3,840 (2,064)	5,110 (2,611)	-1,914	0,056
	HVLA	3,827 (2,082)	4,994 (2,576)	-1,730	0,084
	LVLA	3,890 (2,144)	5,032 (2,620)	-1,717	0,086
std_raw	neutral	0,046 (0,038)	0,069 (0,088)	-0,747	0,455
	HVHA	0,066 (0,059)	0,099 (0,105)	-1,258	0,208
	LVHA	0,045 (0,034)	0,075 (0,094)	-1,363	0,173
	HVLA	0,056 (0,089)	0,058 (0,051)	-1,586	0,113
	LVLA	0,057 (0,074)	0,058 (0,066)	-1,232	0,218
mean_fd_raw	neutral	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,826	0,409
	HVHA	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,524	0,600
	LVHA	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,551	0,582
	HVLA	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,655	0,512
	LVLA	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,813	0,416
n_max	neutral	0,055 (0,572)	-0,067 (0,708)	-0,597	0,551
	HVHA	0,311 (0,669)	0,406 (0,582)	-0,616	0,538
	LVHA	-0,021 (0,669)	0,018 (0,841)	-0,361	0,718
	HVLA	-0,198 (0,649)	-0,078 (0,777)	-0,544	0,586
	LVLA	-0,168 (0,621)	-0,278 (0,610)	-0,702	0,483
n_min	neutral	-0,203 (0,511)	-0,230 (0,642)	-0,007	0,995
	HVHA	0,293 (0,583)	0,357 (0,630)	-0,367	0,713
	LVHA	0,176 (0,720)	0,106 (0,556)	-0,295	0,768
	HVLA	-0,192 (0,588)	-0,006 (0,815)	-0,827	0,408
	LVLA	-0,094 (0,663)	-0,227 (0,603)	-0,545	0,586
n_extrema	neutral	-0,055 (0,532)	-0,175 (0,716)	-0,708	0,479
	HVHA	0,339 (0,599)	0,438 (0,582)	-0,629	0,529
	LVHA	0,064 (0,710)	0,058 (0,714)	-0,098	0,922
	HVLA	-0,217 (0,618)	-0,035 (0,859)	-0,564	0,573
	LVLA	-0,154 (0,642)	-0,285 (0,636)	-0,747	0,455
mean_amp_max	neutral	0,388 (0,568)	0,132 (0,451)	-1,744	0,081
	HVHA	-0,008 (0,581)	0,358 (0,666)	-2,347	0,019
	LVHA	-0,287 (0,511)	-0,145 (0,631)	-0,721	0,471
	HVLA	-0,139 (0,617)	-0,104 (0,644)	-0,039	0,969
	LVLA	-0,003 (0,651)	-0,240 (0,636)	-1,232	0,218
mean_amp_min	neutral	0,210 (0,579)	-0,076 (0,437)	-1,783	0,075
	HVHA	0,154 (0,653)	0,402 (0,801)	-1,390	0,165
	LVHA	-0,156 (0,580)	0,013 (0,698)	-0,905	0,366
	HVLA	-0,156 (0,677)	-0,065 (0,693)	-0,223	0,824
	LVLA	-0,044 (0,622)	-0,273 (0,621)	-1,390	0,165

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Tabelle 17

Feature	Kondition	Frauen MW (SD)	Männer MW (SD)	U	p
integral_sum	neutral	0,333 (0,636)	0,147 (0,598)	-1,075	0,282
	HVHA	-0,152 (0,636)	0,001 (0,732)	-0,616	0,538
	LVHA	-0,188 (0,547)	-0,164 (0,584)	-0,092	0,927
	HVLA	0,036 (0,765)	-0,132 (0,569)	-1,429	0,153
	LVLA	-0,067 (0,631)	0,147 (0,651)	-0,996	0,319
slope_regression	neutral	-0,358 (0,630)	-0,199 (0,678)	-0,669	0,504
	HVHA	0,350 (0,574)	0,515 (0,686)	-1,101	0,271
	LVHA	0,285 (0,561)	0,184 (0,678)	-0,800	0,424
	HVLA	-0,151 (0,606)	-0,105 (0,514)	-0,498	0,618
	LVLA	-0,115 (0,553)	-0,395 (0,581)	-2,202	0,028

Hormonelle Einflüsse in der jungen Stichprobe

Für den Einfluss hormoneller Unterschiede innerhalb der jungen Stichprobe wurden insgesamt 68 VPs ausgewertet (n=22 follikuläre Phase; n=24 luteale Phase und n=22 jung männlich).

In dieser Teilstichprobe zeigt der Kruskal-Wallis Test für unterschiedliche Konditionen signifikante Unterschiede, siehe Tabelle 18, für die im Anschluss post-hoc Tests durchgeführt wurden. Diese erreichten jedoch bei einem korrigierten Signifikanzlevel von α=0,005 keine statistische Signifikanz, siehe Tabelle 19.

Im Trend weisen die Feature-Werte darauf hin, dass follikuläre Frauen im Vergleich zu lutealen Frauen in den Konditionen neutral, LVHA und LVLA größere mittlere Hautleitfähigkeiten und Standardabweichungen haben.

Interessant ist auch, dass das Feature n_extrema, welches Amplituden ab einer bestimmten Größe detektiert und zählt, bei follikulären Frauen und jungen Männern mehr Fluktuationen während der HVHA Kondition aufzeigt und für luteale Frauen mehr Fluktuationen in der LVHA Kondition, siehe Tabelle 18.

Tabelle 18: Hormonelle Unterschiede innerhalb des Hautleitwerts in der jungen Stichprobe getestet mit dem Kruskal-Wallis Test für α=0,016 (χ2=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Follikuläre Frauen MW (SD)	Luteale Frauen MW (SD)	Junge Männer MW (SD)	χ2	p
Mean_raw	neutral	4,541 (2,040)	3,318 (1,939)	5,059 (2,687)	7,497	0,024
	HVHA	4,074 (2,518)	3,125 (2,046)	4,921 (2,875)	6,701	0,035
	LVHA	4,514 (2,100)	3,222 (1,864)	5,110 (2,611)	8,598	**0,014***
	HVLA	4,431 (2,078)	3,273 (1,968)	4,994 (2,576)	7,752	0,021
	LVLA	4,534 (2,124)	3,300 (2,029)	5,032 (2,620)	8,700	**0,013***
std_raw	neutral	0,059 (0,039)	0,035 (0,034)	0,069 (0,088)	9,054	**0,011***
	HVHA	0,086 (0,066)	0,046 (0,044)	0,099 (0,105)	7,000	0,030
	LVHA	0,056 (0,029)	0,036 (0,037)	0,075 (0,094)	9,880	**0,007***
	HVLA	0,065 (0,077)	0,048 (0,100)	0,058 (0,051)	8,427	**0,015***
	LVLA	0,068 (0,058)	0,047 (0,086)	0,058 (0,066)	9,307	**0,010***
mean_fd_raw	neutral	0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	5,230	0,073
	HVHA	0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	6,185	0,045
	LVHA	0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	4,665	0,097
	HVLA	0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	5,185	0,075
	LVLA	0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	5,564	0,062
n_max	neutral	-0,002 (0,520)	0,107 (0,623)	-0,067 (0,708)	0,581	0,748
	HVHA	0,426(0,652)	0,205 (0,681)	0,406 (0,582)	2,028	0,363
	LVHA	-0,095 (0,655)	0,048 (0,689)	0,018 (0,841)	0,609	0,737
	HVLA	-0,066 (0,739)	-0,319 (0,541)	-0,078 (0,777)	2,585	0,275
	LVLA	-0,306 (0,645)	-0,041 (0,582)	-0,278 (0,610)	2,362	0,307
n_min	neutral	-0,304 (0,425)	-0,111 (0,573)	-0,230 (0,642)	0,840	0,657
	HVHA	0,460 (0,608)	0,141 (0,527)	0,357 (0,630)	3,812	0,149
	LVHA	0,163 (0,709)	0,188 (0,745)	0,106 (0,566)	0,132	0,936
	HVLA	-0,060 (0,685)	-0,313 (0464)	-0,006 (0,815)	2,790	0,248
	LVLA	-0,299 (0,645)	0,095 (0,636)	-0,227 (0,603)	4,180	0,124
n_extrema	neutral	-0,159 (0,427)	0,041 (0,606)	-0,175 (0,716)	1,651	0,438
	HVHA	0,499 (0,609)	0,192 (0,562)	0,438 (0,582)	4,366	0,113
	LVHA	0,008 (0,671)	0,116 (0,754)	0,058 (0,714)	0,339	0,844
	HVLA	-0,076 (0,726)	-0,346 (0,480)	-0,035 (0,859)	2,640	0,267
	LVLA	-0,319 (0,656)	0,003 (0,603)	-0,285 (0,636)	3,417	0,181
mean_amp_max	neutral	0,252 (0,571)	0,513 (0,558)	0,132 (0,451)	5,034	0,081
	HVHA	0,036 (0,544)	-0,047 (0,621)	0,358 (0,666)	5,874	0,053
	LVHA	-0,285 (0,515)	-0,289 (0,519)	-0,145 (0,631)	0,524	0,770
	HVLA	-0,073 (0,665)	-0,199 (0,578)	-0,104 (0,644)	1,207	0,547
	LVLA	-0,016 (0,705)	0,009 (0,613)	-0,240 (0,636)	1,590	0,452
mean_amp_min	neutral	0,166 (0,541)	0,250 (0,619)	-0,076 (0,437)	3,297	0,192
	HVHA	0,246 (0,627)	0,070 (0,679)	0,402 (0,801)	2,699	0,259
	LVHA	-0,155 (0,593)	-0,156 (0,581)	0,013 (0,698)	0,840	0,657
	HVLA	-0,123 (0,785)	-0,186 (0,577)	-0,065 (0,693)	0,341	0,843
	LVLA	-0,117(0,688)	0,023 (0,561)	-0,273 (0,621)	2,481	0,289
integral_sum	neutral	0,168 (0,689)	0,485 (0,556)	0,147 (0,598)	3,669	0,160
	HVHA	-0,144 (0,488)	-0,160 (0,758)	0,001 (0,732)	0,524	0,769
	LVHA	-0,156 (0,519)	-0,218 (0,582)	-0,164 (0,584)	0,200	0,905
	HVLA	0,104 (0,734)	-0,026(0,802)	-0,132 (0,569)	1,708	0,426
	LVLA	0,052 (0,629)	-0,081 (0,645)	0,147 (0,651)	2,141	0,343

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Tabelle 18

Feature	Kondition	Follikuläre Frauen MW (SD)	Luteale Frauen MW (SD)	Junge Männer MW (SD)	$\chi 2$	p
slope_regression	neutral	-0,299 (0,545)	-0,411 (0,710)	-0,199 (0,678)	1,851	0,396
	HVHA	0,326 (0,474)	0,372 (0,662)	0,515 (0,686)	1,350	0,509
	LVHA	0,245 (0,628)	0,323 (0,503)	0,184 (0,678)	1,017	0,601
	HVLA	-0,045 (0,711)	-0,248 (0,485)	-0,105 (0,514)	1,314	0,518
	LVLA	-0,202 (0,580)	-0,036 (0,527)	-0,395 (0,581)	6,398	0,041

Wie in Tabelle 19 zu sehen ist, erreichte kein Vergleich der Untergruppen (follikulär vs. luteal vs. männlich) statistische Signifikanz nach α=0,005.

Tabelle 19: Post-hoc Tests der Untergruppen aus der jungen Stichprobe getestet mit einem U-Test (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Feature	Kondition	Junge Stichprobe		Follikulär-Luteal post-hoc		Follikulär-Mann post-hoc		Luteal-Mann post-hoc	
		$\chi 2$	p	U	p	U	p	U	p
Mean_raw	LVHA	8,598	**0,014***	-2,265	0,024	-0,352	0,725	-2,683	0,007
	LVLA	8,700	**0,013***	-2,353	0,019	-0,211	0,833	-2,683	0,007
std_raw	neutral	9,054	**0,011***	-2,771	0,006	-0,986	0,324	-2,177	0,029
	LVHA	9,880	**0,007***	-2,727	0,006	-0,376	0,707	-2,639	0,008
	HVLA	8,427	**0,015***	-2,243	0,025	-0,070	0,944	-2,727	0,006
	LVLA	9,307	**0,010***	-2,485	0,013	-0,681	0,491	-2,705	0,007

3.2.4 Zusammenfassung: Einfluss des Geschlechts auf die psychophysiologische Reagibilität

Die Hypothesen der Fragestellung 1, zur physiologischen Reagibilität während der Emotionsinduktion, können teilweise bestätigt werden:

1. Gemäß der Theorie von Bradley und Lang (Bradley et al., 2001) wurde erwartet, dass Frauen eher mit dem Defensiv-System reagieren und Männer hingegen mit dem Appetitiv-System.

Generell zeigen sich nur geringe psychophysiologische Geschlechtsunterschiede, die aber tendenziell in der jungen Stichprobe (bei den HRV- und EMG Features) etwas ausgeprägter sind als für die Gesamtstichprobe. Ein allgemeiner Vergleich zwischen Männern und Frauen deutet auf eine hypothesenkonforme größere *Corrugator*-Aktivität von Frauen während der LVHA Kondition hin. Männer hingegen haben während der HVHA Konditi-

on, wie erwartet, signifikant höhere Hautleitwertamplituden, was die Hypothese der Aktivierung des Appetitiv-Systems bestätigt.

2. Gemäß der Externalizer- und Internalizer-Hypothese (Buck, 1979) wurde erwartet, dass Frauen mimisch expressiver sind und Männer dafür stärker internalisiert reagieren.

Gemessen mit dem fEMG am *Corrugator Supercilii* und *Zygomaticus Major* zeigen Frauen im Mittel in fast allen Konditionen größere EMG-Aktivitätsunterschiede als Männer. Auch wenn die Ergebnisse nicht signifikant unterschiedlich sind, so entspricht dieser Befund der Hypothese der größeren Expressivität von Frauen.
Des Weiteren wurde erwartet, dass Männer signifikant größere Werte in der kardiovaskulären Aktivität sowie in der elektrodermalen Aktivität aufweisen aufgrund der stärkeren Internalisierung.
Diese Hypothese bestätigte sich jedoch nur für die elektrodermale Aktivität. Hier haben sie im Trend höhere Werte als Frauen aber signifikant größere Amplituden während der Kondition HVHA, siehe Tabelle 16. Ebenfalls ist interessant, dass Männer kardiovaskulär mit einer stärkeren Herzratenabnahme während der Kondition LVHA reagieren im Vergleich zu Frauen.

3. Follikuläre Frauen reagieren physiologisch stärker auf Stimuli mit hoher Valenz, luteale Frauen dagegen stärker auf Stimuli mit niedriger Valenz.

Der Hormonzustand der Frau scheint einen geringen Einfluss auf die Psychophysiologie zu haben, da sich follikuläre Frauen im Trend von lutealen Frauen unterscheiden.
Auch wenn die Unterschiede nicht signifikant sind, lassen sich im Feature der Hautleitwertamplituden (SCL_n_extrema) hypothesenkonform für luteale Frauen während der LVHA Kondition mehr Fluktuationen als bei follikulären Frauen und jungen Männern nachweisen. Während der HVHA Kondition hingegen weisen follikuläre Frauen und junge Männer mehr Fluktuation im Hautleitwert auf.
In der Mimik zeigen luteale Frauen im Mittel höhere *Corrugator*-Aktivitäten während der Kondition LVHA. Dies entspricht der Hypothese über die größere Aktivität während negativen Stimuli. Für follikuläre Frauen können geringere *Zygomaticus*-Aktivitäten während der HVHA Kondition vermerkt werden.

Aufgrund der dominierenden Sympathikus-Aktivität in der lutealen Phase werden luteale Frauen stärkere Hautleitwertreaktionen haben als Frauen in der follikulären Phase. Männer hingegen werden generell größere Hautleitwertreaktionen zeigen als Frauen.

Der Hormonzustand der Frauen führt zwar zu Unterschieden in der jungen weiblichen Stichprobe. Die Mittelwertvergleiche des SCL_mean raw geben jedoch Aufschluss darüber, dass Männer die größten Hautleitwerte haben und luteale Frauen die geringsten Werte (Männer>Follikuläre Frauen>Luteale Frauen). Die Hypothese, dass luteale Frauen generell höhere SCL-Werte haben als follikuläre Frauen, unabhängig der Kondition, konnte somit nicht bestätigt werden.

3.3 Welchen Einfluss haben weitere Nutzervariablen auf die Psychophysiologie?

In dieser Analyse wird untersucht, ob es neben dem Geschlecht noch weitere Nutzervariablen gibt, die einen Einfluss auf die psychobiologischen Features haben und somit für weitere Klassifikationsanalysen von Bedeutung wären. Für die Analyse wurde neben den Persönlichkeitsdaten (BIS, BAS-total, Extraversion und Neurotizismus) noch die Gender Role (BSRI) sowie das Alter hypothesengeleitet (siehe Kapitel 1.7) integriert.
Für die Korrelation nach Pearson galt ein neues nach Bonferroni korrigiertes Signifikanzlevel $\alpha=(0{,}05/7)=0{,}007$. In Tabelle 20 können die Korrelationen eingesehen werden, die entweder statistisch signifikant sind oder einen Trend aufzeigen. Alle weiteren Korrelationsergebnisse für alle Nutzervariablen werden zugunsten der Übersicht im Anhang Tabelle II berichtet.
Interessanterweise zeigte nur das Alter signifikante Zusammenhänge auf die Physiologie. Für die Persönlichkeitsdimensionen BAS-total und BIS können Trends vermerkt werden, wohingegen die Persönlichkeitsdimensionen Neurotizismus und Extraversionen gar keinen Zusammenhang aufweisen. Für die Gender Role konnten schwache Zusammenhänge zur Physiologie vermerkt werden.

Tabelle 20: Korrelationsergebnisse nach Pearson weiterer Nutzervariablen auf die Features für α=0,007 (r= Korrelationskoeffizient nach Pearson; p=Wahrscheinlichkeit).

Features	r/p	Alter	BAS total	BIS	Male	Female
RMSSD_LVHA	r		0,204			0,193
	p		0,035			0,049
RMSSD_LVLA	r	0,272				
	p	**0,003***				
mean_RR_HVLA	r		-0,230			
	p		0,017			
std_RR_LVLA	r	0,242				
	p	0,009				
SCL_mean_raw_neutral	r	-0,466				
	p	**0,000***				
SCL_mean_raw_HVHA	r	-0,394			0,184	
	p	**0,000***			0,049	
SCL_mean_raw_LVHA	r	-0,462				
	p	**0,000***				
SCL_mean_raw_HVLA	r	-0,460				
	p	**0,000***				
SCL_mean_raw_LVLA	r	-0,458				
	p	**0,000***				
SCL_std_raw_neutral	r	-0,250		0,221		
	p	**0,006***		0,020		
SCL_std_raw_HVHA	r	-0,319				
	p	**0,000***				
SCL_std_raw_LVHA	r	-0,186				
	p	0,041				
SCL_std_raw_HVLA	r	-0,246				
	p	**0,006***				
SCL_n_maxi_LVHA	r					-0,199
	p					0,037
SCL_mean_amp_maxi_HVHA	r		-0,228			
	p		0,016			
SCL_mean_amp_maxi_LVHA	r	0,242	0,210			
	p	**0,008**	0,027			
SCL_mean_amp_mini_LVHA	r	0,194				
	p	0,033				
SCL_mean_amp_mini_HVLA	r	-0,193				
	p	0,034				
SCL_integral_sum_LVHA	r	0,207				
	p	0,023				
SCL_slope_regression_HVHA	r		-0,197	0,222		
	p		0,039	0,019		

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Tabelle 20

Features	r/p	Alter	BAS total	BIS	Male	Female
SCL_slope_regression_HVLA	r	-0,346				
	p	**0,000***				
Corr_mean_neutral	r		0,201			
	p		0,044			
Corr_mean_LVHA	r	0,204				
	p	0,034				
Corr_mean_HVLA	r					
	p					
Corr_mean_LVLA	r	-0,222				
	p	0,021				

Anmerkung: *für p<0,008; ansonsten werden nur Trends berichtet. Für Neurotizismus und Extraversion wurden keine Signifikanzen gefunden.

3.3.1 Zusammenfassung: Einfluss weiterer Nutzervariablen

Für den Einfluss der Nutzervariablen Alter, Persönlichkeitsdimensionen und Gender Role auf die physiologischen Features wurden folgende Hypothesen gebildet.

4a) Menschen mit hohen BAS-Scores werden mit dem Appetitiv-System und somit stärker auf positive Stimuli reagieren. Demnach erwarten wir eine positive Korrelation zwischen BAS und Features während der positiven Kondition.

4b) Menschen mit hohen BIS-Scores werden stärker mit dem Defensiv-System reagieren und somit stärker auf negative Stimuli. Hier erwarten wir eine hohe Korrelation zwischen BIS und Features während der negativen Kondition.

4c) Aufgrund der Korrelation von BIS zu Neurotizismus und BAS zu Extraversion, werden diese Skalen äquivalente Ergebnisse aufzeigen.

5) Personen in der älteren Stichprobe werden eine generell geringere physiologische Reagibilität aufweisen. Das Alter wir negativ mit der Reagibilität korrelieren.

6) Die weibliche Gender Role wird zur Aktivierung des Defensiv-Systems führen, wohingegen die männliche Gender Role mit der Aktivierung des Appetitiv-Systems einhergeht.

Die Korrelationsergebnisse (siehe Tabelle 20) zeigen nur für das Alter einen signifikanten Einfluss auf die physiologischen Features. Für die Persönlichkeitsdimensionen Neuroti-

zismus und Extraversion konnten entgegen der Hypothesen keine statistisch signifikanten Zusammenhänge aufgezeigt werden.
Für die Persönlichkeitsdimensionen BIS und BAS-total sowie für die Gender Role konnten zwar geringe Zusammenhänge vermerkt werden, diese waren aber so gering, dass sie für den nächsten Schritt nicht weiter berücksichtigt wurden.
Daher wurden nur die Variablen Geschlecht und Alter als „Präselektionsvariablen“ in der nächsten Klassifikationsanalyse untersucht.

3.4 Welchen Einfluss haben das Geschlecht, das Alter und der Hormonstatus auf die Klassifikation?

Wie bereits in Kapitel 3.1 und Kapitel 3.2 gezeigt wurde, hat sowohl das Geschlecht als auch das Alter einen Effekt auf die Psychophysiologie während der Emotionsinduktion. Dieser Einfluss wurde in einem nächsten Schritt auch auf Klassifikationsebene untersucht. Alle hier berichteten Klassifikationsergebnisse wurden mit Hilfe einer SVM und einer „leave one subject out“-Validierung berechnet, siehe Kapitel 2.7. Außerdem wurde als Feature-Selektionsverfahren sowohl die Forward- und Backward Selektion (FS und BS) verwendet. Es wurden beide Verfahren gewählt, um generell zu untersuchen, welche Ergebnisse bezüglich der unterschiedlichen Stichprobenaufteilungen erreicht werden können, so dass die dahinter liegende Featureselektion zweitranging war.
Die zu klassifizierenden Klassen lagen unterschiedlich vor. Die Klassen „positiv“ wurden durch Mittelung der Klassen HVHA, HVLA und „negativ“ durch Mittelung der Klassen LVHA und LVLA berechnet. Die Klasse „neutral“ lag im Vergleich zu „positiv“ und „negativ“ jedoch unbalanciert vor (aufgrund der Bilderauswahl nach den 5 affektiven Zuständen nur halb so groß). Daher wurden in der Klassifikation die größeren Klassen (positiv und negativ) randomisiert verkleinert, sodass die Ergebnisse der Klassifikation mit ausbalancierten Klassen entsprechen.
Für die Klassifikation wurden die Daten von n=100 VPs verwendet (n=64 Frauen und n=36 Männer). Klassifiziert wurde nach unterschiedlichen Klassen bis hin zum 5-Klassen-Problem (von einem Klassenproblem spricht man, wenn der Klassifikator zwischen einer n-Anzahl an Klassen unterscheiden muss), siehe Tabelle III im Anhang. Dargestellt sind

die Ergebnisse derjenigen Feature-Selektion (Forward oder Backward-Selektion), die das bessere Ergebnis lieferte.

Als Maß der Güte einer Klassifikation bzw. deren Gesamtgenauigkeit können unterschiedliche Parameter berechnet werden. Generell gesprochen gibt es im Bereich des Machine Learnings keine standardisierte Vorgabe, welche Gütemaße unbedingt berechnet oder mit angegeben werden sollten. Daher wurde in der Arbeit als Gütemaß Kappa berechnet, siehe Anhang Tabelle III. Kappa wird als robuster Parameter betrachtet, da er nicht nur die Klassifikationsgenauigkeit an sich berücksichtigt, sondern die Vorhersage in Bezug zu einer richtigen, zufälligen Vorhersage setzt (Sharma et al., 2015).

Wie in Tabelle III im Anhang zu sehen ist, gibt es deutliche Unterschiede in den Klassifikationsergebnissen getrennt nach Geschlecht und Alter sowie in Abhängigkeit der Klassen. Für die Unterscheidung des 3-Klassenproblems (positiv/negativ/neutral) und des 5-Klassenproblems (HVHA/HVLA/neutral/LVLA/LVHA) können in Abb.12 die Ergebnisse betrachtet werden. Bei der Unterscheidung von 3 Klassen (Abb.12 A) erreicht man relativ ähnliche Klassifikationsergebnisse für die unterschiedlichen nach Nutzervariablen aufgeteilten Gruppen. Das schlechteste Ergebnis erhält man in der Gruppe der gesamten Männer für das 3-Klassen-Problem (ca. 47%), wohingegen die älteren Männer mit einer Klassifikationsrate von ca. 60% am besten bei diesem Klassenproblem zu klassifizieren sind. Dieser Klassifikationsvorteil der älteren Männern bleibt auch beim 5-Klassen-Problem bestehen; mit einer Wahrscheinlichkeit von ca. 46% kann der Klassifikator einen Featurevektor der richtigen Klasse zuordnen. Generell fällt die Tendenz auf, dass das Klassifikationsergebnis der Gesamtgruppe meist dem Mittelwert der Klassifikationsraten der einzelnen Gruppen entspricht.

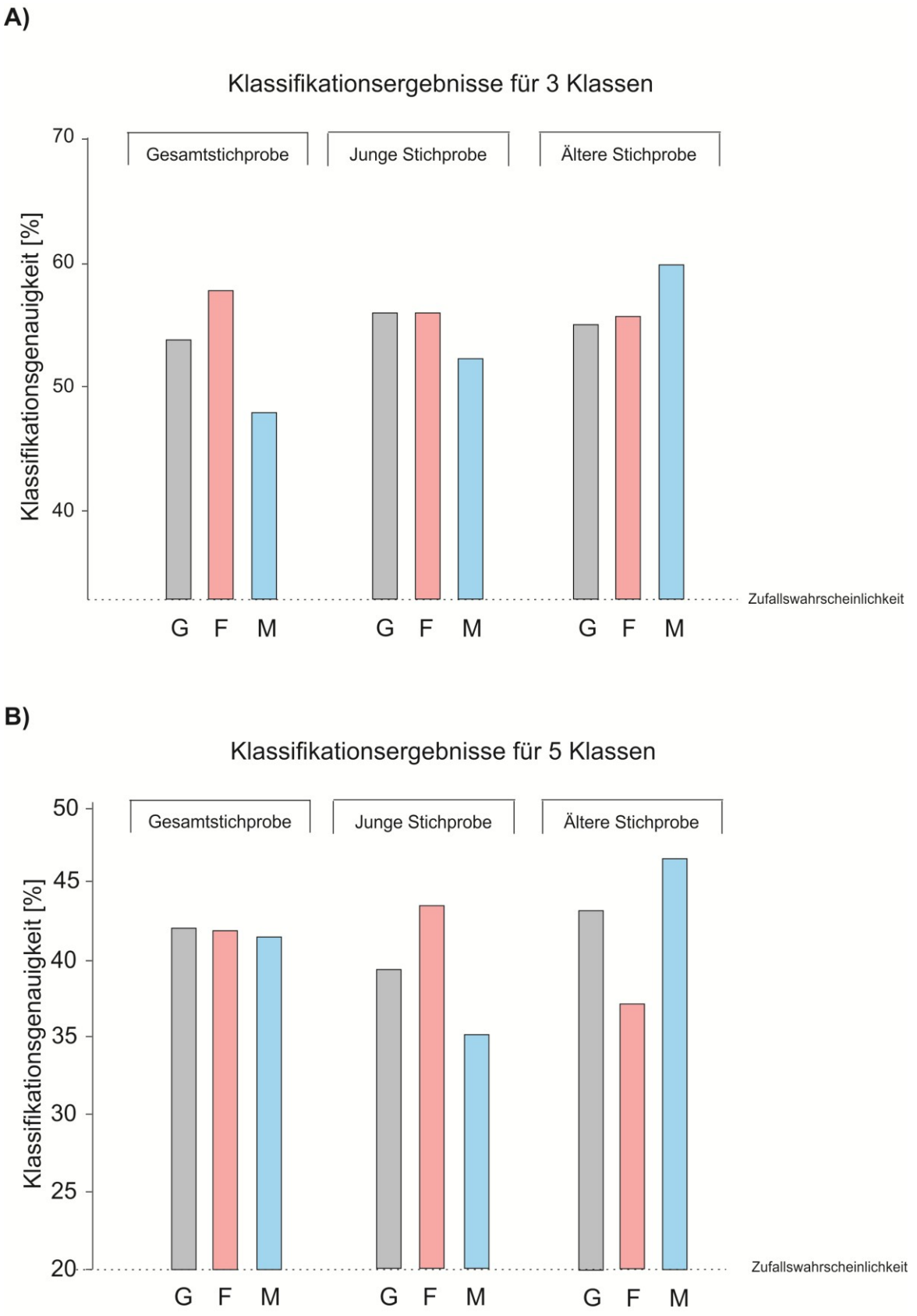

Abbildung 12: Klassifikationsergebnisse nach Geschlecht und Alter getrennt für A) 3 Klassen (positiv vs. negativ vs. neutral) und B) 5 Klassen (HVHA vs. HVLA vs. LVHA vs. LVLA vs. neutral) (G: Gemischte Stichprobe; F: Frauen; M: Männer).

In einer weiteren Klassifikation sollte untersucht werden, welchen Einfluss das Geschlecht und das Alter in der Klassifikation von der neutralen zu einer der emotionalen Kondition haben. Daher wurde auch hier die Stichprobe nutzergruppenspezifisch aufgeteilt.

Die besten Klassifikationsergebnisse im Vergleich neutral vs. emotional konnten generell bei allen Nutzergruppen für neutral vs. LVHA gefunden werden. Die älteren Männer können mit einer Klassifikationsgenauigkeit von 90% wieder am besten klassifiziert werden. Die geringsten Klassifikationsgenauigkeiten dagegen finden sich im Vergleich zwischen den Klassen neutral zu HVLA, siehe Abb. 13. Die Klassifikationsgenauigkeit bei jungen Frauen liegt mit 55% nur knapp über der Zufallswahrscheinlichkeit.

In den nach Geschlecht getrennten Gruppen zeigen sich die größten Unterschiede in der älteren Stichprobe, mit Ausnahme des Vergleichs zwischen neutral zu HVLA. Hier erzielt die Gruppe der jungen Frauen deutlich geringere Klassifikationsergebnisse als junge Männer.

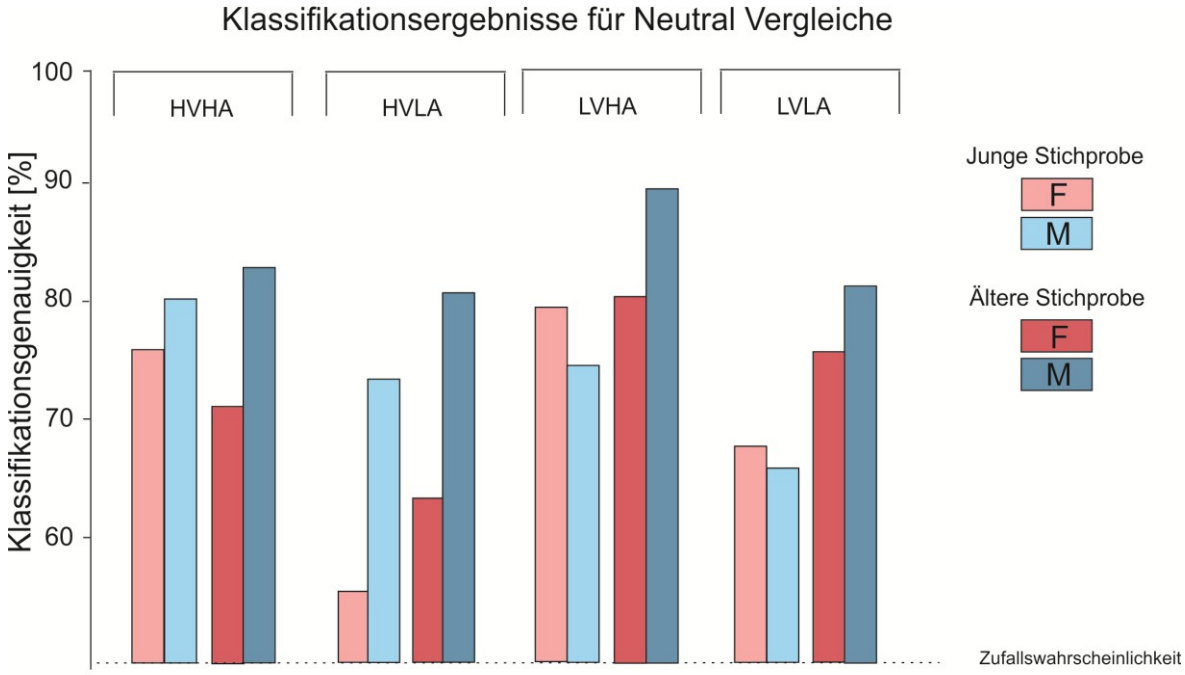

Abbildung 13: Klassifikationsunterschiede der Neutral-Vergleiche zwischen der jungen und älteren Stichprobe (F = Frauen; M= Männer; hell Farbe = junge Stichrobe; dunkle Farbe = ältere Stichprobe; HVHA = High Valence, High Arousal; HVLA = High Valence, Low Arousal; LVHA = Low Valence, Low Arousal; LVLA = Low Valence, Low Arousal).

Die junge Stichprobe wurde noch hinsichtlich der Menstruationsphasen der Frauen unterteilt, siehe Abb. 14. Die Klassifikationsraten der jungen Stichprobe lassen erkennen, dass auch hier tendenziell für alle Stichprobengruppen (follikuläre Frauen, luteale Frauen

und junge Männer) die höchsten Klassifikationsgenauigkeiten im Vergleich der Klassen neutral vs. LVHA erreicht werden.

Ein interessanter Befund ist außerdem, dass die Klassifikationsraten den Trend anzeigen, der als Hypothese 1a) und 1b) verfasst wurde. Frauen sind etwas besser zu klassifizieren in der neutral zu LVHA Kondition. Für Männer hingegen erreicht die Klassifikation von neutral zu HVHA die besten Erkennungsraten.

Bei der Unterscheidung der hormonellen Phasen zeigt sich im Trend auch die in 3a) verfasste Hypothese, dass luteale Frauen besser in der neutral vs. LVHA und follikuläre Frauen besser in der neutral vs. HVHA zu klassifizieren sind.

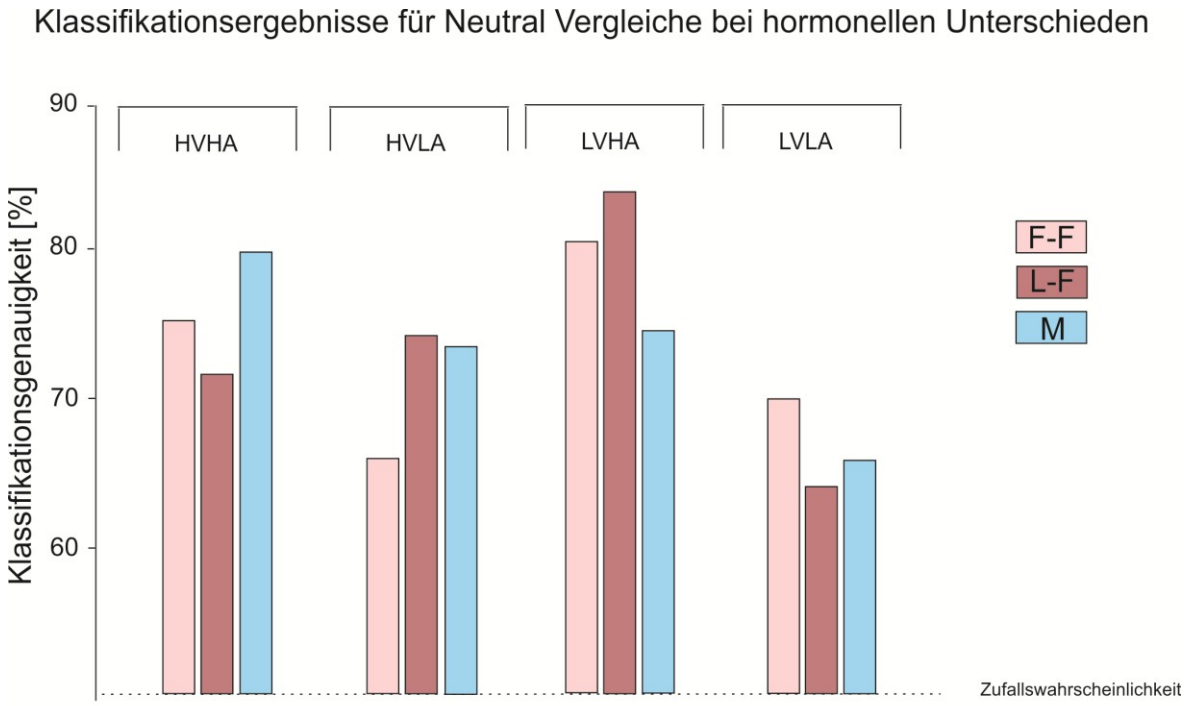

Abbildung 14: Klassifikationsunterschiede der Neutral-Vergleiche zwischen follikulären und lutealen Frauen sowie jungen Männern (F-F= follikuläre Frauen, L-F luteale Frauen, M= Junge Männer; HVHA = High Valence, High Arousal; HVLA = High Valence, Low Arousal; LVHA = Low Valence, Low Arousal; LVLA = Low Valence, Low Arousal).).

Nach der Durchführung aller Klassifikationen wurde in einem letzten Vergleich deskriptiv untersucht, ob die Nutzervariablen einen Einfluss auf die ausgewählten Features haben bzw. ob es nutzergruppenspezifische Featuresets gibt, siehe Anhang Tabelle III, Spalte selektierte Features.

Insgesamt standen dem Klassifikator für alle Klassifikationen (3 Klassenproblem, 5 Klassenproblem, neutral vs. HVHA, neutral vs. HVLA, neutral vs. LVHA und neutral vs. LVLA) immer 15 Features zur Verfügung, die sich zusammensetzen aus 3 HRV Features, 10 EDA Features und 2 fEMG Features.

In einem ersten Schritt wurde die Gesamtanzahl aller selektierten Features pro physiologischem Kanal (HRV, EDA und fEMG) über alle Klassifikationen und für alle Nutzergruppen einzeln berechnet, siehe Tabelle 21.

Tabelle 21: Anzahl der selektierten Features Für alle Nutzergruppen wurde die Anzahl der selektierten Features in allen Klassifikationen ermittelt (HRV=Herzratenvariabilität; EDA=Elektrodermale Aktivität; fEMG=facial Elektromyographie)

Nutzergruppe	HRV	EDA	fEMG
Gesamtstichprobe	5	36	10
Frauen	13	39	10
Männer	8	34	9
Junge Stichprobe	9	46	11
Junge Frauen	6	31	9
Junge Männer	8	36	9
Alte Stichprobe	11	29	8
Alte Frauen	4	18	7
Alte Männer	9	33	6
Follikuläre Frauen	8	22	8
Luteale Frauen	11	29	9

Da die physiologische Information in Form der Features ungleich verteilt vorlag, also z.B. standen der SVM nur 2xfEMG Features aber 10xEDA Features zur Verfügung, wurde die berechnete Gesamtanzahl der selektierten Features durch die maximale Anzahl der vorhandenen Features (des jeweiligen physiologischen Kanal) geteilt. Für einen besseren Überblick wurden die Daten graphisch dargestellt, siehe Abb. 15.

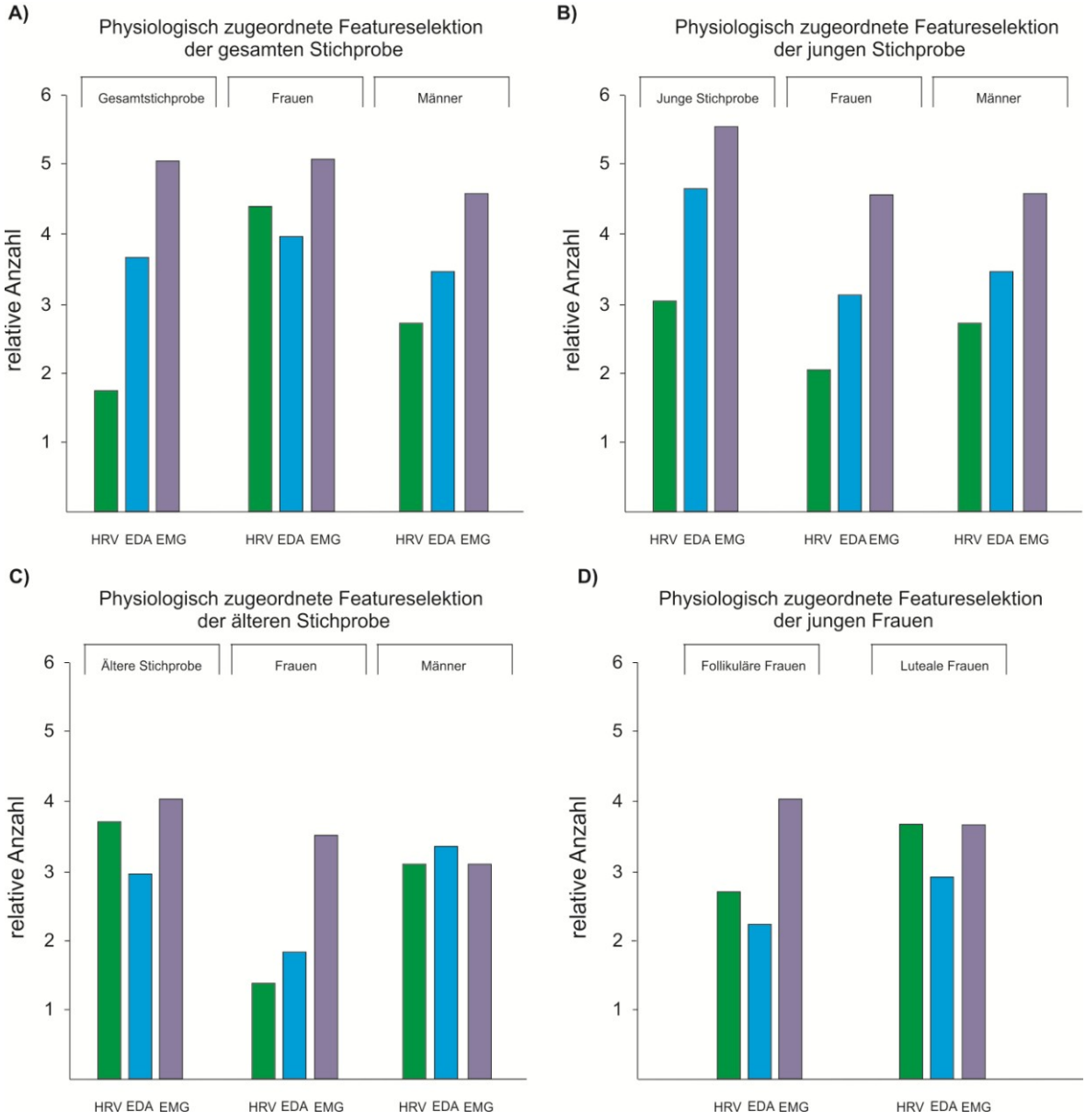

Abbildung 15: Physiologisch zugeordnete Featureselektion der nach Geschlecht und Alter getrennten Stichproben Für alle Nutzergruppen a) Gesamtstichprobe b) Junge Stichprobe c) Ältere Stichprobe und d) Zyklusinformation der jungen Frauen sowie berechneten Klassifikationen wurde die Gesamtanzahl der selektierten Features in den jeweiligen Nutzergruppen durch die Anzahl an potentiellen Features geteilt, um einen Eindruck darüber zu gewinnen, wie groß der Informationsgehalt des jeweiligen physiologischen Kanals pro Nutzergruppe ist. (Grün: Features der Herzratenvariabilität (HRV); Blau: Features der Elektrodermalen Aktivität (EDA); Lila: Features des EMG (Elektromyographie).

Wie in Abb. 15 zu sehen ist, sind z.B. die Features des fEMGs in allen Nutzergruppen relativ häufig verwendet worden, wenn man die geringe Anzahl an Features bedenkt. Es ist ebenfalls zu sehen, dass die Informationen der drei physiologischen Kanäle (HRV, EDA und fEMG) in allen Nutzergruppen vorkommen. Ansonsten sind keine großen Unterschiede in der Auswahl der Features zu sehen.

3.4.1 Zusammenfassung: Einfluss weiterer Nutzervariablen

In diesem Kapitel konnten deutliche Unterschiede in den Klassifikationsergebnissen der einzelnen, nach Nutzervariablen aufgeteilten, Stichproben aufgezeigt werden.
Es kann zusammenfassend festgehalten werden, dass die Klassifikation einer gemischten Stichprobe meist für eine Nutzergruppe schlechter ausfällt, siehe Abb. 12. Dieser Unterschied wird aber erst nach der Stichprobenaufteilung sichtbar.
Ebenfalls ist zu sehen, dass die Stichprobengruppen für die Reaktionen nach dem Appetitiv-und Defensiv-System hypothesengeleitet vorhergesagt wurden, auch zu diesen Konditionen bessere Klassifikationsergebnisse zeigen. Beispielsweise erreichen Männer in den Klassifikationen neutral vs. HVHA höhere Erkennungsraten und Frauen eher in den Klassifikationen neutral vs. LVHA.
Weiterhin stellte sich heraus, dass follikuläre Frauen in der Klassifikation neutral vs. HVHA bessere Erkennungsraten haben als luteale Frauen, für die wiederum bessere Ergebnisse für die Kondition neutral vs. LVHA erzielt werden konnten.
Auf der Ebene der selektierten Features aller Klassifikationen zeigt sich, dass vor allem die fEMG Information häufig verwendet wurde, wenn man die geringe Anzahl an fEMG-Features berücksichtigt.

3.5 Wie verändert sich die Mimik des Nutzers nach sprachlichem Feedback des technischen Systems in einer Wizard of Oz Umgebung?

Der Nutzer erhielt in jeder der sechs Experimentalsequenzen (ES) während der MCI unterschiedliches Feedback (positiv oder negativ). Dieses Feedback wurde verwendet, um in einem interaktionalen Prozess die VPs theoriegeleitet in unterschiedliche emotionale Bereiche des VAD-Raums zu bringen (siehe Abb. 6 in Kapitel 2). Demnach wurde positives Feedback nur in ES 1, ES 2 und ES 6 verwendet und negatives Feedback nur in ES 4 und ES 5, jedoch mit unterschiedlicher Häufigkeit. (Wie in Kapitel 2.2 schon beschrieben, zeigte der Manipulationscheck hypothesenkonforme Einzelrundenbewertungen.)
Die VP hat als Reaktion nach dem technischen Feedback entweder mimisch reagiert (wurde von den Kodierern als emotionale Expression kodiert), siehe Abb. 16 oder zeigte

keine Veränderung, dann blieb die Expression gleich zur Ausgangsexpression und es wurde die Kategorie „keine Expression“ angegeben.

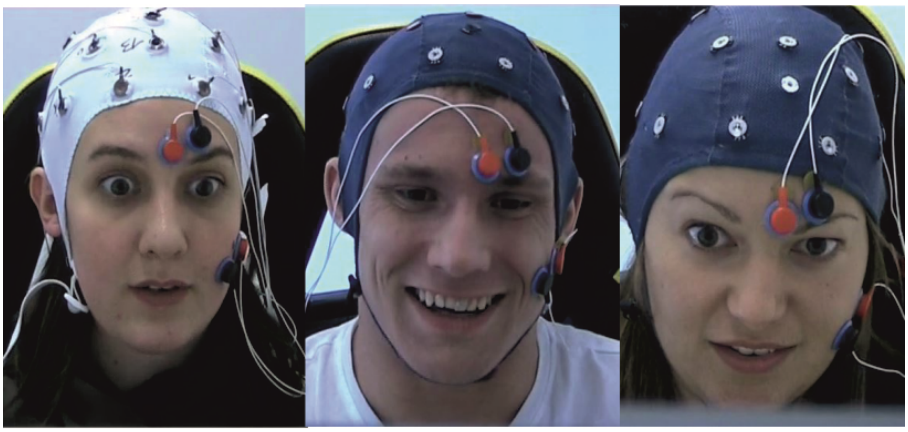

Abbildung 16: Beispiele von mimischen Expressionen der VP als Reaktion auf artifizielles Feedback während der simulierten Mensch-Computer Interaktion (Fotos mit freundlicher Genehmigung der Sektion Medizinischen Psychologie, Uniklinikum Ulm).

Die Mimik und eine generelle Angabe über die Expressivität der VP wurde für eine Stichprobengröße von n= 30 (n=23 Frauen; MW Alter=37,5 SD=19,5; n=7 Männer; MW Alter=51,7 SD=26,5) ausgewertet. Die 30 Probanden stimmten einer Veröffentlichung ihres nicht anonymisierten Datenmaterials zu und bildeten somit die Grundlage für OPEN_EmoRec_II (Rukavina et al., 2015), einem der Wissenschaft öffentlich zugänglichen Datensatz.

Die Häufigkeiten der Feedbacks und der daraufhin gezeigten Expressionen können in Tabelle 22 eingesehen werden. Für jede Feedback-Kategorie wurde zuerst auf individueller Ebene der Anteil der untersuchten mimischen Expression in Bezug zu den anderen mimischen Expressionen gesetzt. Anschließend wurde dieser Anteil durch die Anzahl des jeweiligen Feedbacks geteilt und dann zuletzt über alle Probanden Feedbackspezifisch gemittelt. Dadurch erhielt man ein relatives Maß für die jeweiligen Expressionen, losgelöst von der Häufigkeit eines Feedbacks (vergleichbar zu einer Standardisierung). Der Wert gibt letztendlich Auskunft darüber, wie häufig die mimische Expression als Antwort auf das Feedback gezeigt wurde.

$$\text{stand. Expression} = \frac{Anzahl\ emotionale\ Expression \,/\, Anzahl\ Expression\ gesamt}{Anzahl\ Feedback}$$

Wie der Tabelle 22 zu entnehmen ist, liegen die Feedbacks mit unterschiedlichen Häufigkeiten verteilt vor. Beispielsweise wurde das Feedback neg2 nur insgesamt 6 mal unter den 30 Probanden verteilt gegeben. Daher wurde für die nachfolgenden Tests eine Mindesthäufigkeit von 30 festgesetzt, damit man im Mittel von einer Gleichverteilung bei 30 VP ausgehen kann (auch wenn die Autorin hier von einer ungefähren Gleichverteilung ausgeht, so wurde dieser Punkt nicht explizit kontrolliert). Es werden nur die in der Tabelle markierten Feedbacks weiter untersucht und miteinander verglichen; alle anderen verwendeten Feedbacks wurden aus der den folgenden Analysen exkludiert.

Tabelle 22: Überblick der standardisierten mimischen Expressionen nach einem Feedback Im Anschluss zur Kodierung der mimischen Expressionen als Antwort auf Systemfeedback, wurden die Expressionen feedbackspezifisch, ähnlich zu einer Standardisierung, normiert, so dass ein Vergleich zwischen den Feedbacks und unabhängig der Anzahl ihres Vorkommens, möglich ist. (neg1 „Ich habe Sie wohl nicht richtig verstanden, tut mir leid“, neg2 „Ich habe Sie nicht verstanden“, neg3 „Ich habe Sie nicht verstanden, wiederholen Sie bitte“, neg4 „Ihre Aussprache ist undeutlich“, neg5 „Bitte sprechen Sie deutlicher“, neg6 „Ihre Leistung lässt nach“, neg7 „Möchten Sie die Aufgabe abbrechen?“ neg8 ‚Delay‘, neg9 ‚Wrong Card‘, pos1 „Ihre Leistung wird besser“, pos2 „Sehr gut, weiter so“, pos3 „Sie machen das ausgezeichnet“, pos4 „Prima“, pos5 „Ihr Gedächtnis funktioniert perfekt“.)

Feedback (Anzahl)	stand. negative Expression	stand. positive Expression	stand. ambivalente Expression	stand. keine Expression
neg1 (3)	0,00	0,50	0,50	0,00
neg2 (6)	0,12	0,12	0,26	0,00
neg3 (6)	0,73	0,00	0,10	0,00
neg4 (16)	0,42	0,06	0,44	0,00
neg5 (18)	0,46	0,25	0,29	0,00
neg6 (88)*	0,17	0,06	0,14	0,10
neg7 (71)*	0,16	0,14	0,22	0,11
neg8 (67)*	0,14	0,01	0,12	0,15
neg9 (119)*	0,16	0,06	0,26	0,11
pos1 (139)*	0,09	0,03	0,10	0,19
pos2 (46)*	0,38	0,10	0,26	0,13
pos3 (33)*	0,49	0,02	0,34	0,07
pos4 (28)	0,48	0,07	0,46	0,00
pos5 (26)	0,53	0,06	0,20	0,08

Anmerkung: * werden in weiteren Analysen berücksichtigt.

Abbildung 17 zeigt die Auftragung der standardisierten emotionalen Expressionen nach dem technischen Feedback. Dabei ist in Abb. 17a) zu sehen, dass die mimischen Expressionen nach negativem Feedback generell seltener ausfallen als nach positivem Feedback (Abb. 17 b). Interessanterweise sind die Ergebnisse aber kontra-intuitiv, das heißt nach positivem Feedback wurden vermehrt negative Expressionen gezeigt als nach negativem Feedback.

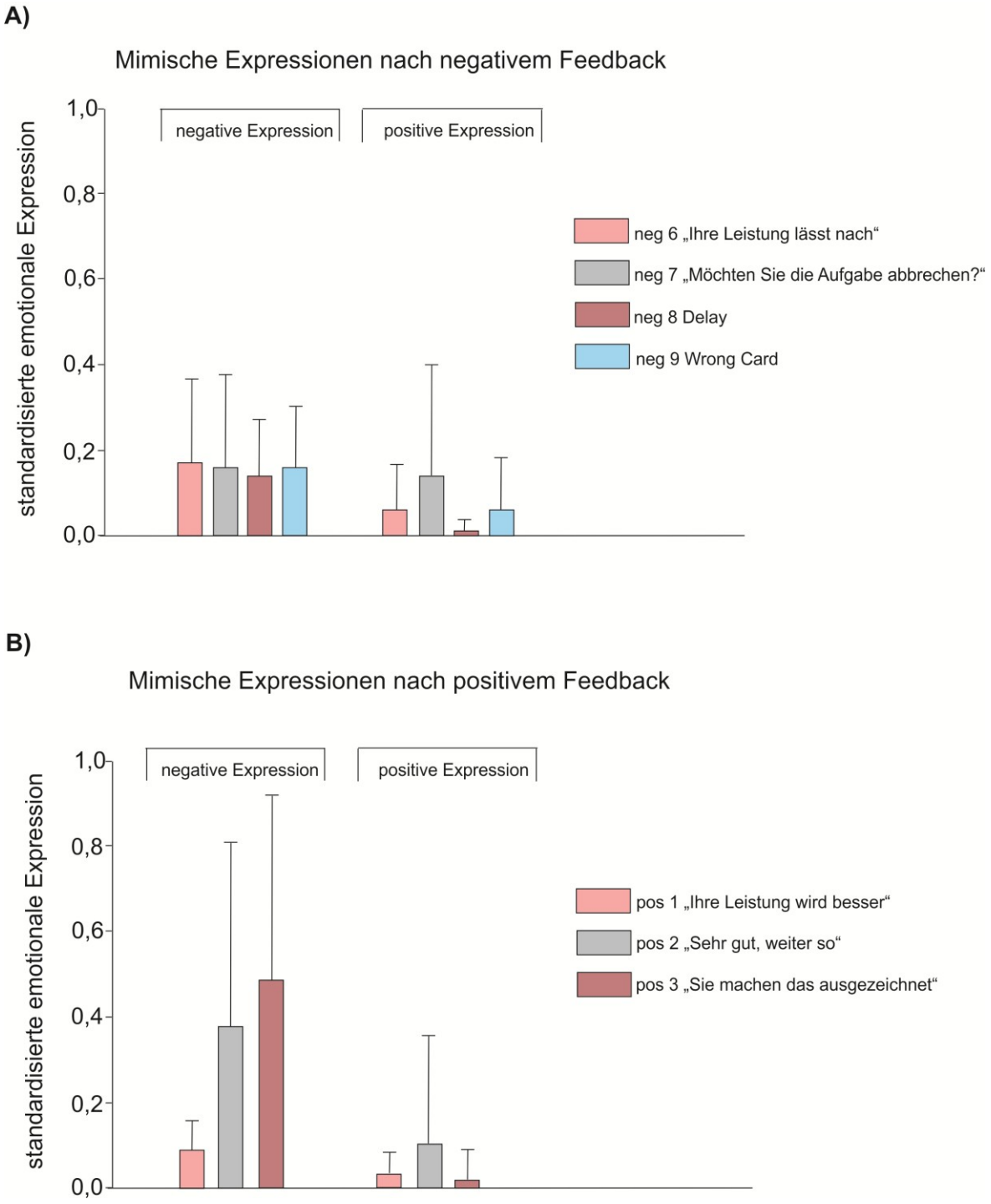

Abbildung 17: Mimische Expressionen nach artifiziellem Feedback während der simulierten MCI: a) nach negativem Feedback und b) nach positivem Feedback.

Insbesondere nach dem Feedback „Sie machen das ausgezeichnet“ wurde häufiger eine negative Expression gezeigt. Die relativ hohen Standardabweichungen machen jedoch deutlich, dass die mimischen Reaktionen große interindividuelle Unterschiede zeigen.

Um zu überprüfen, ob sich die mimischen Expressionen abhängig vom Geschlecht unterscheiden, wurde ein U-Test durchgeführt. Soweit sie statistisch auszuwerten sind, (aufgrund der ungleichen Verteilung von Männern (n=7) und Frauen n=23)) zeigt der U-Test bezüglich der von den Kodierern angegebenen Expressivität, dass Männer und Frauen sich nicht signifikant unterscheiden (U=-0,074; p=0,962; MW Frauen: 2,261, MW Männer: 2,321).

Tabelle 23: Der Einfluss des Geschlechts auf die standardisierte Expressionen nach positivem Feedback. Die standardisierten mimischen Expressionen wurden nach positivem Feedback auf Geschlechtsunterschiede mit dem U-Test untersucht (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Geschlecht	pos1	pos2	pos3	pos1	pos2	pos3
	positive Expression			negative Expression		
Frauen MW (SD)	0,034 (0,058)	0,053 (0,158)	0,014 (0,049)	0,105 (0,067)	0,418 (0,437)	0,486 (0,479)
Männer MW (SD)	0,018 (0,019)	0,300 (0,447)	0,050 (0,112)	0,048 (0,050)	0,250 (0,433)	0,500 (0,354)
U	-0,133	-1,352	-0,753	-2,051	-0,898	-0,166
p	0,924	0,367	0,721	**0,042***	0,406	0,879

In einer weiteren Analyse wurden die standardisierten mimischen Reaktionen als abhängige Variablen mit dem Geschlecht als unabhängige Variable nach positivem Feedback mittels einem U-Test untersucht, siehe Tabelle 23. Bei Frauen wurden signifikant mehr negative Expressionen nach dem positivem Feedback pos1 „Ihre Leistung wird besser“ detektiert als bei Männern (U=-2,051; p=0,042), siehe Abb. 18.

Für die mimischen Expressionen nach negativem Feedback wurden keine weiteren statistisch signifikanten Unterschiede detektiert, siehe Tabelle 24.

Tabelle 24: Der Einfluss des Geschlechts auf die standardisierte Expressionen nach negativem Feedback. Die standardisierten mimischen Expressionen wurden nach negativem Feedback auf Geschlechtsunterschiede mit dem U-Test untersucht (U=Prüfgröße; p=Wahrscheinlichkeit; MW=Mittelwert; SD=Standardabweichung).

Geschlecht	neg6	neg7	neg8	neg9	neg6	neg7	neg8	neg9
	positive Expression				negative Expression			
Frauen MW (SD)	0,039 (0,061)	0,123 (0,225)	0,014 (0,027)	0,065 (0,135)	0,190 (0,218)	0,173 (0,235)	0,131 (0,137)	0,155 (0,144)
Männer MW (SD)	0,117 (0,187)	0,200 (0,400)	0,014 (0,020)	0,014 (0,028)	0,103 (0,108)	0,122 (0,166)	0,192 (0,121)	0,181 (0,178)
U	-0,789	-0,177	-0,309	-0,315	-0,901	-0,449	-1,476	-0,413
p	0,500	0,896	0,832	0,845	0,381	0,694	0,146	0,725

3.5.1 Zusammenfassung: Mimische Reaktionen nach technischem Feedback sowie der Einfluss des Geschlechts

Es wurde davon ausgegangen, dass Frauen aufgrund der Externalizer-Theorie eine höhere Expressivität aufweisen als Männer. Der Vergleich der 23 Frauen und 7 Männer zeigte jedoch keinen signifikanten Unterschied in der von den Kodierern wahrgenommenen Expressivität.

Generell stellte sich aber eine größere Wahrscheinlichkeit heraus nach technischem Feedback negative Expressionen zu sehen und zwar unabhängig der Art des Feedbacks. Die Ergebnisse belegen außerdem, dass speziell nach positivem Feedback mehr negative Expressionen zu sehen sind, z.B. nach pos2 „Sehr gut, weiter so“ und pos 3 „Sie machen das ausgezeichnet“

Eine Unterscheidung nach Geschlecht zeigt zudem, dass bei Frauen nach dem positivem Feedback „Ihre Leistung wird besser“ signifikant mehr negative Expressionen zu detektieren sind als bei Männern, siehe Tabelle 23.

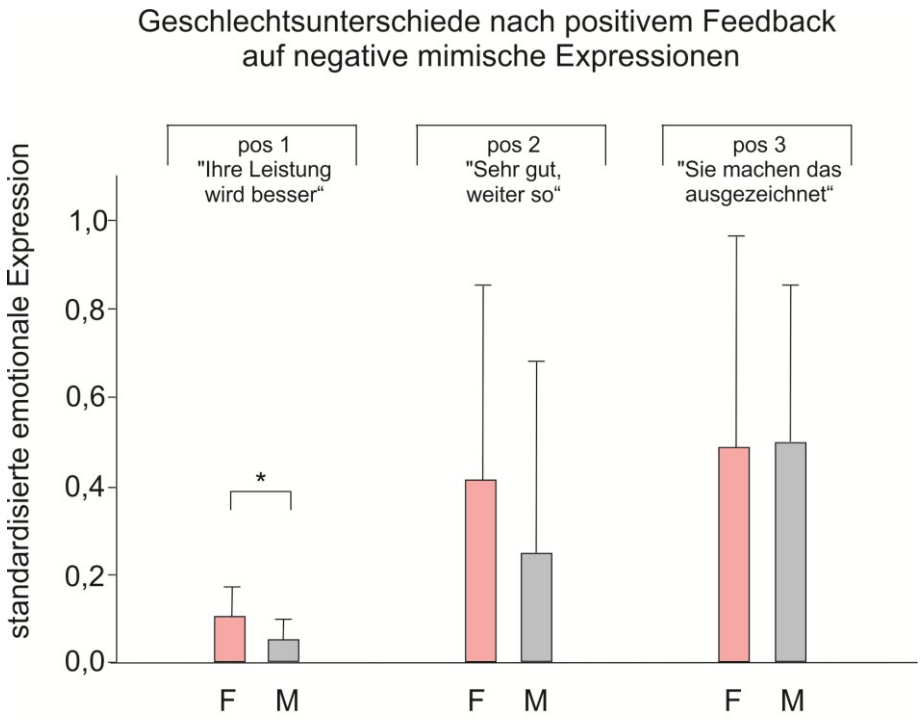

Abbildung 18: Einfluss des Geschlechts nach positivem Feedback auf negative mimische Expressionen (F = Frauen; M = Männer). Bei pos 1 „Ihre Leistung wird besser“ zeigen Frauen signifikant häufiger negative Expressionen als Männer.

KAPITEL IV
DISKUSSION

Der Forschungsbereich des Affective Computings verbindet als interdisziplinäres Forschungsfeld viele Fragestellungen unter dem gemeinsamen Ziel der Verbesserung von Mensch-Computer Interaktionen durch Emotionserkennung (Picard, 1995). Mit Hilfe der sog. Companion-Technologie sollen kognitive technische Systeme zukünftig noch adaptiver, individueller und kooperativer werden und als digitaler Begleiter wahrgenommen werden (Traue et al., 2013; Wendemuth and Biundo, 2012). Notwendig hierfür ist aber, dass sich die Companion-Technologie nicht nur an den Nutzer und seinen Erfahrungen anpassen kann, sondern auch die Emotionen und Motivationen der Nutzers richtig erkennen und anschließend adäquat darauf eingehen kann.

Auch wenn im Bereich der psychophysiologischen Emotionsforschung bestimmte Personenvariablen, wie beispielsweise das Geschlecht, Alter oder Persönlichkeit als einflussreich aufgezeigt wurden (siehe Kapitel 1.4), so blieb der Bereich des Affective Computings bislang etwas blind für diese Einflussfaktoren. Lediglich im Bereich der Softwareentwicklung, unter dem Namen „Gender-HCI“ (Beckwith et al., 2006), wurde das Geschlecht im HCI Kontext berücksichtigt oder im Bereich der Emotionsklassifikation über Audiosignale (Vogt and André, 2006). Allerdings können auch in der Studie von Vogt und André Verbesserungen der Emotionserkennungsrate vermerkt werden, wenn im Vorfeld das Geschlecht des Redners detektiert wurde.

Das allgemeine Ziel der hier vorliegenden Arbeit war daher die detaillierte Untersuchung des Einflusses des Geschlechts sowie weiterer Nutzervariablen (Alter, Persönlichkeit und

Gender Role) auf die Emotionsverarbeitung im Affective Computing. Dafür wurden in einem ersten Teilexperiment Emotionen mit standardisiertem Bildmaterial induziert und ausgewertet bzw. klassifiziert. In einem weiteren Teil wurde die mimische Expression als Reaktion auf technisches Feedback in einer simulierten Interaktion untersucht. Dieser zweite Ansatz ist vor allem unter dem Aspekt zukünftiger closed-loop Mensch-Computer Interaktionen interessant, wenn die Interaktion als geschlossener Prozess wahrgenommen wird und die Reaktionen beider Interaktionspartner sich gegenseitig beeinflussen, siehe Kapitel 1.1.

4.1 Emotionsinduktion zur Untersuchung des Einfluss des Geschlechts sowie weiterer Nutzervariablen auf die physiologischen Muster

Gemäß der Externalizer- und Internalizer-Theorie (Buck, 1979; Traue, 1998) und der Theorie des Appetitiven- und Defensiv-Systems (Bradley et al., 2001), wurde davon ausgegangen, dass Frauen mimisch expressiver sind und physiologisch stärker auf negative Stimuli reagieren, wohingegen Männer als Internalizer generell physiologisch stärker reagieren aber insbesondere bei positiven Stimuli aufgrund des Appetitiven-Systems.
Während der Emotionsinduktion im ersten Teilexperiment zeigen Frauen hypothesenkonform eine höhere *Corrugator*-Aktivität während der LVHA-Kondition. Dies äußert sich jedoch nur als Trend in der jungen Stichprobe und nicht in der gesamten Stichprobe. Ein anschließender Vergleich der hormonell-unterschiedlichen Gruppen bringt Aufschluss darüber, dass dieser Geschlechtsunterschied insbesondere durch die lutealen Frauen zustande kommt. Der Befund deckt sich mit einigen Studienergebnissen, die die emotionale Verarbeitung in Abhängigkeit des Menstruationszyklus untersucht haben und belegen konnten, dass luteale Frauen auf negative Stimuli stärker reagieren (Andreano and Cahill, 2010; Sakaki and Mather, 2012).
Im Vergleich dazu wurde eine höhere *Zygomatikus*-Aktivität bei follikulären Frauen in der HVHA-Kondition erwartet, denn auch Mass und Kollegen fanden in dieser Phase eine signifikant höhere Aktivität als Antwort auf erotische Stimuli (Mass et al., 2009). In unserer Untersuchung wurde jedoch für Frauen in der lutealen Phase eine höhere *Zygomatikus*-Aktivität während dieser Kondition gemessen. Dieser Unterschied ist zwar nicht

signifikant, aber im Mittel unterscheiden sich die Werte von follikulären Frauen und jungen Männern. Eine Erklärung hierfür könnte sein, dass Mass und Kollegen (Mass et al., 2009) zur Induktion nur erotische Bilder verwendeten. Im Experiment EmoRec II gab es aber neben der Kategorie „Erotik“ noch weitere positive Bilder wie z.B. eines Fallschirmsprungs, so dass die Anzahl der erotischen Stimuli vielleicht nicht groß genug war um den Effekt zu replizieren.

Der Vergleich der mimischen Reaktionen, gemessen über das fEMG zur Aufnahme der *Corrugator*- und *Zygomaticus*-Aktivität zwischen Männern und Frauen macht deutlich, dass bei Frauen tendenziell in beiden Stichproben größere Muskelaktivitätsunterschiede gemessen wurden. Dieses Ergebnis wird als größere mimische Expressivität der Frauen interpretiert, was auch von anderen Studien belegt werden kann, z.B. während der Emotionsinduktion mit Filmen (Kring and Gordon, 1998) oder aber für negative Bildstimuli (Thunberg and Dimberg, 2000).

Auf der elektrodermalen Ebene unterscheiden sich die Featurewerte kontextabhängig zwischen Männern und Frauen sowie zwischen follikulären und lutealen Frauen. In der Kondition HVHA haben nicht nur Männer mehr elektrodermale Fluktuationen als Frauen sondern auch follikuläre Frauen mehr als luteale Frauen. Dieser Befund untermauert die Theorie der größeren physiologischen Reagibilität während positiven Stimuli bei Männern, sowie aufgrund der höheren Östrogenkonzentration auch bei follikulären Frauen (Sakaki and Mather, 2012). Aufgrund der sympathischen Innervation ist die EDA ein besonders guter Indikator für die Sympathikus-Aktivität „autonomes Arousal“ (Critchley, 2002). Dass Männer hier generell höhere Werte aufweisen, wurde zwar erwartet (Buck, 1979; Traue, 1998), jedoch entgegen unserer Hypothese fanden wir heraus, dass der Geschlechtsunterschied in der jungen Stichprobe aufgrund der niedrigeren Werte der lutealen Frauen zustande kommt. Solch ein geringeres Arousal während allen Konditionen entspricht nicht den Aussagen von Sato und Kollegen (Sato et al., 1995), die ein erhöhtes autonomes Arousal in der lutealen Phase, gemessen mit der kardiovaskulären Aktivität, gefunden haben. Interessanterweise belegt eine ältere Studie jedoch ebenfalls für luteale Frauen niedrigere Hautleitwertsreaktionen (Little and Zahn, 1974). Demnach scheint es hier noch Inkonsistenzen zu geben, die in zukünftigen Studien berücksichtigt werden sollten.

Zusammenfassend konnten die Hypothesen zur Externalizer/Internalizer Theorie sowie der Aktivierung der Motivationssysteme jedoch zum großen Teil bestätigt werden.

Neben dem Einfluss des Geschlechts wurde in der Korrelationsanalyse zwischen den Nutzervariablen wie Alter, Gender Role sowie einzelnen Persönlichkeitsdimensionen (BIS, BAS, Neurotizismus, Extraversion) und der Features, hauptsächlich signifikante Ergebnisse für das Alter gefunden. Dieser Effekt wurde auch aufgrund einiger Literaturhinweise erwartet. Levenson und Kollegen beispielsweise fanden geringere peripherphysiologische Werte während der Induktion negativer Emotionen in einer älteren Stichprobe (Levenson et al., 1991). Mara Mather und Kollegen zeigten in einer fMRT-Studie eine geringere Amygdala-Aktivität bei Induktion von negativen Stimuli in der älteren Stichprobe (Mather et al., 2004), wobei die Arousal-Bewertung der negativen Bilder jedoch höher war, verglichen zu den Bewertungen der jüngeren Stichprobe. Ein ähnlicher Zusammenhang hinsichtlich der Bewertung von Emotionsinduktionsbilder ist bereits repliziert worden, allerdings wurden in dieser Studie keine physiologischen Signale mit erhoben (Grühn and Scheibe, 2008). Demnach bewertete die ältere Stichprobe die positiven Bilder positiver und die negativen Bilder negativer.

Die Korrelationen zwischen Alter und Physiologie betreffen in der vorliegenden Arbeit vor allem Features der Elektrodermalen Aktivität. Beispielsweise gibt es einen signifikanten negativen Zusammenhang zwischen Alter und der mittleren Hautleitfähigkeit. Es scheint aber so, als ob diese Abnahme der EDA in unserer Stichprobe kontextunabhängig ist, da sie in allen Konditionen zu sehen ist. Dieses Ergebnis ist widersprüchlich zu den Aussagen von Kunzmann und Grühn ist, die eine verminderte Reaktion in der Stimulusauswahl sehen und nicht in der altersbedingten generellen geringeren Reaktivität. Allerdings untersuchten sie in ihrer Studie die Physiologie ausschließlich während der Induktion von Trauer (Kunzmann and Grühn, 2005).

Betrachten man die weiteren Ergebnisse der Korrelationsanalyse auf der Ebene der Persönlichkeitsstrukturen, ist es ausgehend vom Stand der Forschung überraschend, dass wir keine Korrelationen auf den BAS und BIS Dimensionen (sowie damit korrelierenden Neurotizismus und Extraversion- Dimensionen) gefunden haben, die dem Bild des Zusammenhangs zwischen positiven Stimuli und BAS- sowie negativen Stimuli und BIS-Dimensionen entsprechen (Balconi et al., 2009; Balconi et al., 2012).

An dieser Stelle muss jedoch darauf hingewiesen werden, dass in der vorliegenden Arbeit die Korrelation über die gesamte Stichprobe berechnet wurde und nicht wie in den o.g. Studien von Balconi und Kollegen innerhalb einer sehr altershomogenen Stichprobe. Eine weitere Erklärung könnte der Verzicht auf einen Mediansplit der Stichprobe sein. In der

Literatur finden sich häufig persönlichkeitsbezogene Unterschiede aus dichotomisierten Stichproben. Walter und Kollegen zeigten in der Studie von 2011, dass Personen mit einer hohen Neurotizismus-Ausprägung Stimuli mit negativer Valenz und hohem Arousal extremer bewerteten, als die Versuchspersonen mit einer niedrigen Neurotizismus-Ausprägung (Walter et al., 2011). Obwohl eine Dichotomisierung in der vorliegenden Arbeit nicht durchgeführt wurde, da die Informationen der Personen, die der mittleren Ausprägung zugehören eigentlich verloren gehen, muss kritisch betrachtet zugegeben werden, dass bereits eine dichotomisierte Stichprobe, hinsichtlich des Alters, durch Rekrutierung zwei unterschiedlicher Altersgruppen erzeugt wurde.
Ein weiterer Punkt für das nicht Auffinden der Korrelationen von Persönlichkeitseffekten könnte das Geschlecht sein. Norris und Kollegen berichten von einer positiven Korrelation zwischen Neurotizismus und elektrodermaler Reaktion während der Induktion mit negativen Stimuli (Norris et al., 2007). Die getestete Stichprobe bestand jedoch nur aus Frauen. Es scheint, als ob es zwischen den Nutzervariablen zu konfundierenden Effekten kommen kann, die bei Vernachlässigung zu inkonsistenten Ergebnissen führen. Hamman und Canli beschreiben diesen Sachverhalt mit “Differences in personality, dispositional affect, biological sex, and genotype can all substantially modulate the neural bases of emotion processing in prefrontal, limbic, and other brain regions, across a variety of domains including emotional reactions, emotional memory, and emotion perception (Hamann and Canli, 2004, S.1). Zukünftige Studien sollten daher diesen Einfluss berücksichtigen und gruppenspezifisch untersuchen bzw. diese Nutzervariablen kontrollieren.

4.2 Der Einfluss von Geschlecht und weiteren Nutzervariablen wie Alter und Hormonstatus auf die Klassifikationsrate

Da die Korrelationsanalyse neben dem Einfluss des Geschlechts noch einen Zusammenhang zum Alter aufgezeigt hat, wurden die nachfolgenden Klassifikationen dementsprechend geschlechts-und altersgruppenspezifisch durchgeführt. Diese Form der Unterscheidung (nach Geschlecht und Alter) führte in fast allen Klassifikationen zu Verbesserungen der Klassifikationsrate, zumindest für eine Stichprobengruppe. Beispielweise ist die Klassifikationsrate der Gesamtstichprobe bei einem 3 Klassenproblem geringer (53%) als für die Klassifikation von ausschließlich Frauen (57%), vgl. Abb. 12. Ein ähnliches Bild

konnte auch schon für die Verwendung von nur fEMG und HRV-Features in einer Analyse von Rukavina und Kollegen belegt werden (Rukavina et al., 2013). Auch hier war die Erkennungsrate einer Klassifikation der Gesamtstichprobe geringer als für die nach Geschlecht getrennte Klassifikation. Da die Anzahl der Featurevektoren in der hier vorliegenden Arbeit zu gering war um individuelle Klassifikationen zu berechnen (aufgrund der geringen Anzahl an Induktionssequenzen (2x Kondition)), können die Klassifikationsergebnisse der unterschiedlichen Nutzergruppen nicht miteinander statistisch verglichen werden. Das heißt, es kann keine Aussage darüber getroffen werden ob eine bestimmte Klassifikationsrate signifikant höher ist als bei einer Vergleichsklassifikation. Durch die Wahl der „leave one subject out"-Validierung wurde aber gezeigt, dass die Klassifikationen mit den zu Verfügung stehenden 15 Features auf ungesehene probandenspezifische Daten gut funktionierte und immer über der Zufallswahrscheinlichkeit lag.

Bleibt man auf der Ebene der Geschlechtsunterschiede, so zeigt die SVM für Frauen tendenziell bessere Erkennungsgenauigkeiten für die Klassifikationsprobleme von neutral vs. LVHA und bei Männern für die Klassen neutral vs. HVHA. Dieser Unterschied wurde zwar nicht als Hypothese formuliert, kann aber dennoch gut mit der geschlechtsspezifischen motivational bedingten Aktivierung des Appetitiven-Systems für Männer sowie der Aktivierung des Defensiv-Systems für Frauen erklärt werden (Bradley et al., 2001). Hypothesenkonform reiht sich auch der Befund ein, dass follikuläre Frauen besser in der neutral vs. HVHA Kondition und luteale Frauen in der neutral vs. LVHA Kondition zu klassifizieren sind.

Die nach Alter und Geschlecht getrennte Klassifikation zeigt weiterhin, dass die SVM älterer Männer im Schnitt die besten Klassifikationsergebnisse erzielt z.B. bei der Unterscheidung von neutral zu LVHA 90%. Problematisch hierbei ist jedoch, dass diese Stichprobe auch die geringste Anzahl an Probanden hat. Bedenkt man, dass die SVM in sich konsistente Daten besser einordnen kann, bedeutet das für die Stichprobe der älteren Männer, dass die physiologischen Reaktionen in sich konsistenter sind. Da die Stichprobe aber auch kleiner ist, muss sowieso von einer geringeren Interindividualität der Stichprobe ausgegangen werden. Das heißt, zukünftige Studien sollten, um diesen Effekt zu umgehen, gleich große Stichprobe erheben, die unabhängig voneinander sind. Erst dann kann wirklich untersucht werden, ob die einzelne Nutzergruppe besser zu klassifizieren ist oder ob von Beginn an unterschiedliche Ausgangbedingungen vorlagen. Dies war zwar während

der Aufnahmen des EmoRec II Datensatzes auch das Ziel, aufgrund mehrerer Fragestellungen aber schwer zu realisieren.

Betrachtet man die physiologischen Kanäle, deren extrahierten Features in insgesamt allen Klassifikationen verwendet wurden, so kann vor allem für die fEMG Features eine häufige Selektion festgestellt werden. Berücksichtigt man die geringe Anzahl an fEMG Features, die dem Klassifikator zur Verfügung standen, so scheint die Information dem Klassifikator relativ wichtig und gewinnbringend gewesen zu sein. Die Wichtigkeit und Aussagekraft der Mimik, um den affektiven Zustands eines Menschen zu erkennen, wurde bereits angenommen und auch oft in der Literatur so bestätigt. Insbesondere die Valenz eines Stimulus kann über die Information der *Corrugator* oder *Zygomaticus*-Aktivität valide erfasst werden (Kim and Andre, 2008; Mauss and Robinson, 2009; Tan et al., 2011). Aus dem Vergleich der Nutzergruppen wurde allerdings ersichtlich, dass es kein geschlechtsspezifisches Featureset gibt. Das heißt, insgesamt scheinen die physiologischen Kanäle relativ gleich verteilt für die jeweiligen Nutzergruppen vorzukommen. Es bleibt jedoch an dieser Stelle nur bei einem groben Vergleich. Eventuell würden sich kleinere Unterschiede auf der tatsächlichen Feature-Ebene finden lassen, wie dass z.B. ein bestimmtes Feature in einer Nutzergruppe nicht zu finden ist. Diese Analyse wurde allerdings nicht durchgeführt, da der Vergleich der physiologischen Kanäle zu Nutzergruppen im Vordergrund stand.

Generell lässt sich also zusammenfassen, dass außerhalb der Verwendung von Audio-Features das Geschlecht in Klassifikationsstudien unserer Kenntnis nach bislang nicht untersucht wurde und somit ein neuer Ansatz im Affective Computing ist. Die bisherigen Verbesserungen der Klassifikationsergebnisse deuten an, dass es für weitere Studien lohnenswert erscheint, diese geschlechts- und altersspezifische Berücksichtigung weiter zu verfolgen, insbesondere dann, wenn der Kontext in der MCI eine Rolle spielt.

4.3 Die Mimik des Nutzers nach sprachlichem Feedback des technischen Systems? Unterscheiden sich Frauen von Männern?

In einer simulierten MCI wurde artifizielles technisches Feedback verwendet, um den Nutzer in bestimmte emotionale Zustände zu bringen. Für die sechs unterschiedlichen Experimentalsequenzen wurde unterschiedliches positives und negatives Feedback verwendet, das entweder den Nutzer direkt oder seine Leistung bewertete. Das SAM-

Rating der einzelnen Experimentalsequenzen bestätigte die gewünschte Manipulation hinsichtlich der Emotionsinduktion, siehe Tabelle 4 und Abb. 8, sowie in der Studie von Hrabal und Kollegen für die einzelnen Sequenzen (Hrabal et al., 2013).

Die Mimik wurde von 30 Probanden, als Reaktion auf das technische Feedback, nach der Facial Expression Coding System - Methode nach Kring und Sloan kodiert (Kring and Sloan, 2007). Generell zeigen die Ergebnisse, dass die Probanden im Mittel nach positivem Feedback deutlich mehr negative Expressionen zeigten als nach negativem Feedback. Auch wenn die Stichprobe nicht geschlechtsbalanciert vorlag, wurden für Frauen signifikant mehr negative Expressionen auf das Feedback „Ihre Leistung wird besser" als für Männer detektiert. Obwohl es hierfür keine Hinweise aus der Literatur gibt, könnte vage geschlussfolgert werden, dass Frauen entweder solch ein Lob des Systems weniger gut annehmen können und daher mimisch negativ reagieren, es tatsächlich negativer empfinden oder sie als Externalizer (Buck, 1979) ihren Unmut eher darstellen als Männer. Dieser Frage müssten zukünftige Studien mit größeren und nach Geschlecht ausbalancierten Stichproben nochmals nachgehen.

Dass nach „Möchten Sie diese Aufgabe abbrechen?" mehr positive Expressionen kodiert wurden, obwohl diese Intervention zu Beginn der Arbeit als negatives Feedback deklariert war und auch als Induktionsmethode in Richtung negative Valenz verwendet wurde, war jedoch etwas überraschend. An dieser Stelle könnte man das häufigere Auftreten positiver Expressionen so erklären, dass es sich entweder um eine Form der Erleichterung der VP oder Scham handelt. Limbrecht-Ecklundt und Kollegen (Limbrecht-Ecklundt et al., 2013) fanden in einer älteren Studie Hinweise darüber, dass auf der Basis von Action Units (Ekman and Friesen, 1978), insbesondere die VPs in der Experimentalsequenz 5 signifikant mehr AU 12 zeigten als in der Vergleichssequenz, die niedrige Extraversionswerte hatten oder zur älteren Probandengruppe gehörten. Auch wenn in dieser Studie die Persönlichkeit eine moderierende Rolle zu spielen scheint, so wird das häufigere Vorkommen von Lächelaktivität in negativen Situationen auch in anderen Studien berichtet, wie z.B. Hoques und Kollegen (Hoque et al., 2012), die in ihrer Studie berichten, dass 90% der Probanden während der frustrierenden Situationen ebenfalls vermehrt Grinsen bzw. eine *Zygomaticus* Aktivität gemessen werden kann. Dieses Ergebnis findet auch Unterstützung in der Studie von Partala und Surraka (Partala and Surakka, 2004), die nach einer technischen Systemverzögerung mit Hilfe einer Sprachausgabe (als Intervention) eine positive Reaktion des Nutzers induzieren konnten, gemessen über ein EMG des

Zygomaticus. Sie fanden sogar heraus, dass diese Muskelreaktion des Lächelmuskels nach negativem Feedback höher ist als nach keinem Feedback, so dass man daraus schließen könnte jede Intervention ist besser als keine. Fraglich bleibt aber, ob es sich hierbei wirklich um eine positive Reaktion des Nutzers handelt oder ob diese Aktivierung vorgenommen wird, um beispielsweise eine negative Stimmung zu verblenden. Dieser regulierende bzw. kontrollierende Einfluss auf die Mimik wird als sog. display rule bezeichnet (Ekman et al., 2013). Berücksichtigt man die Ähnlichkeit sozialer Verhaltensweisen die Menschen gegenüber technischer Systeme zeigen ist solch ein regulierender Einfluss auf die Mimik nicht auszuschließen.
Zusammenfassend zeigt die feedbackspezifische Auswertung, dass die Wirkung von technischen Feedbacks im Affective Computing genauer untersucht werden sollten. Über das vermeintlich hilfreiche Feedback des technischen Systems könnten in Zukunft unbeabsichtigte emotionale Effekte induziert werden, die einer erfolgreichen Mensch-Computer Interaktion hinderlich sind. Insbesondere in einer closed-loop Interaktion müsste das technische System in der Lage sein auf eine negative mimische Äußerung einzugehen, um einem weiteren negativen Verlauf entgegen zu wirken. Eine Fusion der Informationsquellen, wie Mimik und Physiologie sowie die automatische Erfassung der von Pentland vorgeschlagenen honest signals, könnten zukünftige Studien bereichern und neue Untersuchungsmöglichkeiten erlauben (Pentland, 2008). Diese Bereicherung fasst Joris Janssen in seinem Framework-Paper zusammen mit „Although there are many challenges ahead, the opportunities for and promises of incorporating empathy into affective computing and social signal processing are manifold. When such research comes to fruition, it can enhance empathy, thereby boosting altruism, trust, and cooperation. Ultimately, this could improve our health and well-being and greatly improve our future societies" (Janssen, 2012, S.157).

Die vorliegende Arbeit demonstriert somit die Wichtigkeit der Berücksichtigung des Geschlechts im Affective Computing. Insbesondere dann, wenn physiologische Features die Grundlage für die Klassifikation bilden, sollte man auf die Nutzervariablen wie Alter und Geschlecht achten. Nicht nur weil Frauen und Männer sich hinsichtlich ihrer physiologischen und mimischen Reaktion unterscheiden, sondern weil es auch einen weiteren Einfluss auf die Klassifikationsgenauigkeit hat, die letztendlich die Basis der MCI im Affective Computing bildet. Diese Betrachtung stellt das Affective Computing vor

weiteren Herausforderungen, die es zu lösen gilt, um in Zukunft mit Hilfe von Companion Technologien bessere und zufriedenstellender Mensch-Computer Interaktionen gewährleisten zu können.

4.4 Limitationen der Arbeit

Im Laufe der Arbeit stellten sich mehrere Punkte als schwierig heraus. Angefangen mit der Emotionsinduktion bzw. mit der Präsentation der Bilder aus dem IAPS-Datensatz. Die einzelnen Bilder wurden über einen längeren Zeitraum von 20 Sek. ohne Pause innerhalb eines Blocks präsentiert, siehe Abbildung 6. Bei der Experimentalplanung wurde somit versucht mit standardisiertem Bildmaterial eine längere Induktionsdauer zu erreichen. Die verlängerte Präsentationsdauer bzw. das schnelle Präsentieren einzelner Bilder birgt jedoch mehrere Probleme, auf die kurz eingegangen werden soll.

Es könnte sein, dass aufgrund der Dynamik der Präsentation, die subjektive Bewertung der Bilder (gemessen über SAM-Rating) anders ausfällt, als bei einzelner Betrachtung laut dem IAPS Manual (Lang et al., 2005). Ein SAM-Rating am Ende der Induktionssequenzen hätte Auskunft darüber geben können, wie die Bilder tatsächlich auf die VP gewirkt haben.

Weiterhin war es auch schwierig, die Physiologie adäquat auszuwerten, vor allem wenn man die unterschiedlichen Latenzen der physiologischen Kanäle berücksichtigen möchte. Beispielsweise werden Sympathikus-Aktivierungen erst nach ca. 2 Sek. sichtbar, siehe Kapitel 2.6.1. Dadurch wurde eine Einzelbildanalyse von 2 Sek Präsentationsdauer als problematisch erachtet und nicht durchgeführt. Die Berechnung bzw. Extraktion der Features fand daher über den kompletten Induktionszeitraum statt. Dies wiederum birgt aber die Gefahr, dass Dynamiken des physiologischen Kanals durch Mittelung verloren gehen und zum anderen ist der Vergleich zu anderen Studien schwierig, da die meisten Studien in der Literatur kürzere Induktionszeiten und Einzelbildanalysen durchgeführt haben (Bradley et al., 2001; Lithari et al., 2010; Mass et al., 2009).

Obwohl einige Ergebnisse hypothesenkonform Trends anzeigen, so sind dennoch nur wenige statistisch signifikante Ergebnisse zu berichten. Die liegt vermutlich daran, dass eine sehr konservative Auswertung vorgenommen wurde. Das hatte zur Folge, dass die nicht ganz unabhängigen Stichproben mit jeder Fragestellung kleiner wurden und gleichzeitig aber auch das Signifikanzlevel zur α-Fehlerkorrektur verkleinert wurde. Um diesem

Problem zu entgehen, sollte zukünftig pro Stichprobe auch wirklich nur eine Fragestellung beantwortet werden. Dennoch ließen sich die Hypothesen durch die Klassifikationsergebnisse im Trend bestätigen.

Bezüglich der Stichprobenauswahl bleibt noch ein limitierender Faktor: Die Zyklusmessung der jungen Frauen wurde aus Kostengründen mit sog. Ovulationstests durchgeführt. Die Einteilung des Zyklus beruhte somit auf Vertrauensbasis der Probandinnen sowie auf der Sensibilität der Tests. Mehr Möglichkeiten wie z.B. Korrelationsanalysen wären bei direkten Messverfahren möglich gewesen, z.B. die Konzentrationserfassung über Speichelproben.

Für zukünftige Klassifikationsanalysen sollten gleich große Stichproben erhoben werden und eine genügend hohe Anzahl an Stimuli/pro Kondition/VP vorliegen, damit individuelle Klassifikationen berechnet werden können und anschließend inferenzstatistische Analysen möglich sind.

KAPITEL V
ZUSAMMENFASSUNG

Mit Hilfe von sog. Companion-Technologien sollen Mensch-Computer Interaktionen, angesichts der schnellen technischen Entwicklung, in Zukunft erfolgreicher und zielführender sein. Die Companion-Technologie soll dabei als kognitives technisches System die Position eines Begleiters annehmen, der den Nutzer unterstützt und empathisch auf ihn eingehen kann. Hierfür ist es jedoch notwendig, dass die Companion-Technologie die Emotionen und Dispositionen des Nutzers überhaupt erkennen kann. Der Schritt der Emotionserkennung mit Hilfe von physiologischen Signalen ist seit ca. 20 Jahren Gegenstand des Affective Computings. Dennoch ist bislang nicht untersucht worden, welchen Einfluss weitere Nutzervariablen haben. Obwohl in der Emotionsforschung bereits Hinweise einer geschlechtsspezifischen Emotionalität zu finden sind sowie der Einfluss weiterer Nutzerspezifischen Variablen z.B. Alter oder Persönlichkeit, ist der Forschungsstand im MCI Kontext nur unzureichend geklärt.

Zur Untersuchung des Einflusses der Nutzervariablen Geschlecht, Alter, Persönlichkeit und Gender Role wurde der Datensatz EmoRec II aufgenommen. In der ersten Hälfte des Experiments wurden Emotionen mit standardisierten Bildmaterial induziert. Die zweite Experimentalhälfte induzierte dieselben emotionalen Zustände, jedoch während einer simulierten Mensch-Computer Interaktion in einem sog. Wizard of Design. Das heißt, der Nutzer wurde im Glauben gelassen frei mit dem technischen System zu interagieren, obwohl im Hintergrund der Experimentalleiter die Interaktion beeinflussen konnte.

Insgesamt wurden in der vorliegenden Arbeit drei Fragestellungen untersucht. Die Ergebnisse der ersten Untersuchung hinsichtlich Geschlechtsunterschiede in der Psychophysiologie, gemessen mit der HRV (Herzratenvariabilität), fEMG (Gesichts-EMG) und Hautleitwert, wiesen nur geringe Unterschiede zwischen Männern und Frauen auf. Gemäß der Literaturangaben konnten bei Männern jedoch höhere Hautleitwertreaktionen während der positiven HVHA Induktion und bei Frauen größere *Corrugator*-Aktivitäten während der LVHA Induktion gemessen werden. Beide Befunde werden mit der Aktivierung des motivational bedingten Appetitiv- und Defensiv-System erklärt. Für die junge Stichprobe wurde erwartet, dass follikuläre Frauen ebenfalls über die Aktivierung des Appetitiv-System und luteale Frauen über Aktivierung des Defensiv-System kontextabhängig unterschiedlich auf Stimuli reagieren. Dies konnte aber nur als Trend für den *Corrugator* sowie im Mittelwertvergleich des Hautleitwerts bestätigt werden. Beispielsweise zeigen Frauen in der follikulären Phase mehr elektrodermale Fluktuationen während der HVHA Kondition, vergleichbar zu jungen Männern, wohingegen bei lutealen Frauen während der LVHA Kondition mehr Fluktuationen detektiert wurden und auch eine größere *Corrugator* Aktivität beim Betrachten der LVHA Bilder.

Eine anschließende Korrelationsanalyse zwischen der Physiologie und weiteren Nutzervariablen gab Aufschluss darüber, dass im Grunde nur das Alter einen signifikanten Einfluss auf die physiologische Reagibilität in unseren Paradigma zu haben scheint. Unter Berücksichtigung dieser beiden Variablen belegen die Klassifikationsgenauigkeiten, dass eine Stichprobenaufteilung nach Geschlecht und Altersgruppe im Schnitt zu Verbesserungen für mind. eine Nutzergruppe führt. Vor allem für Männer aus der älteren Stichprobe konnte der Klassifikator im Schnitt die höchsten Erkennungsraten erzielen.

Ein weiterer Klassifikationsbefund überraschte insofern, als dass es die zuvor hypothetisierten motivational bedingten Reaktionen auch auf der Ebene der Klassifikationsgenauigkeiten zeigt. Für Frauen erzielt der Klassifikator beim Klassenproblem neutral vs. LVHA die besten Ergebnisse, für Männer neutral vs. HVHA und auf der Ebene der weiblichen hormonellen Parameter bestätigte sich die Annahme, dass luteale Frauen besser beim Vergleich neutral vs. LVH Stimuli und follikuläre Frauen bei neutral vs. HVHA klassifiziert werden können. Das heißt, auch wenn in den inferenzstatistischen Analysen einige Ergebnisse aufgrund der α-Korrektur keine Signifikanz erreichten, so waren dennoch die erwarteten Richtungen in den Klassifikationsunterschieden erkennbar.

Die letzte Fragestellung sollte Aufschluss darüber geben, ob das technische Feedback während der simulierten MCI einen Einfluss auf die mimische Expression der VP hat und ob es hier ebenfalls Geschlechtsunterschiede gibt. Die Mimik, kodiert nach der Facial Expression Coding System - Methode, zeigte überraschende Ergebnisse. Beispielsweise induziert positives Feedback nicht immer auch positive Expressionen. Frauen zeigen sogar signifikant mehr negative Expressionen als Männer auf das positive Feedback „Ihre Leistung wird besser“ . Dieser Punkt sollte in zukünftigen Interaktionen weiter untersucht werden, da ein vermeintlich positives Feedback nicht immer positive Emotionen induziert.
Zusammenfassend deuten die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit an, dass im Bereich des Affective Computings das Geschlecht sowie das Alter berücksichtigt werden und weiterhin untersucht werden sollten. Beide Variablen scheinen kontextabhängig zu unterschiedlichen physiologischen Reaktionen zu führen, die die Companion-Technologie richtig interpretieren können muss, um langfristig tatsächlich als empathischer Begleiter wahrgenommen zu werden.

KAPITEL VI
LITERATURVERZEICHNIS

[1] Ahmed, S. A. (2000) *The immune system as a potential target for environmental estrogens (endocrine disrupters): a new emerging field.* Toxicology, 150 (1–3), 191-206.

[2] Andreano, J. M. and Cahill, L. (2010) *Menstrual cycle modulation of medial temporal activity evoked by negative emotion.* NeuroImage, 53 (4), 1286-1293.

[3] Bailenson, J. N. and Yee, N. (2005) *Digital chameleons automatic assimilation of nonverbal gestures in immersive virtual environments.* Psychological Science, 16 (10), 814-819.

[4] Balconi, M., Brambilla, E. and Falbo, L. (2009) *BIS/BAS, cortical oscillations and coherence in response to emotional cues.* Brain Research Bulletin, 80 (3), 151-157.

[5] Balconi, M., Falbo, L. and Conte, V. A. (2012) *BIS and BAS correlates with psychophysiological and cortical response systems during aversive and appetitive emotional stimuli processing* Motivation and Emotion, 36 (2), 218-231.

[6] Beckwith, L., Burnett, M. and Grigoreanu, V. (2006) *Gender HCI: What about the software?* Computer, 39 (11), 97-101.

[7] Bem, S. L. (1974) *The measurement of psychological androgyny.* Journal of Consulting and Clinical Psychology, 42 (2), 155-62.

[8] Berntson, G. G., Cacioppo, J. T. and Quigley, K. S. (1993) *Respiratory sinus arrhythmia: autonomic origins, physiological mechanisms, and psychophysiological implications.* Psychophysiology, 30 (2), 183-196.

[9] Bradley, M. M., Codispoti, M., Sabatinelli, D. and Lang, P. J. (2001) *Emotion and motivation II: Sex Differences In Picture Processing.* Emotion, 1 (3), 300-319.

[10] Braithwaite, J. J., Watson, D. G., Jones, R. and Rowe, M. (2013) *A guide for analysing electrodermal activity (EDA) & skin conductance responses (SCRs) for psychological experiments.* Psychophysiology, 49 1017-1034.

[11] Brody, L. R. (1997) *Gender and Emotion: Beyond Stereotypes.* Journal of Social Issues, 53 (2), 369-393.

[12] Brody, L. R. and Hall, J. A. (1993) *Gender and Emotion.* In: Handbook of emotions, Lewis M. and Haviland, J. M. (Ed.), Guilford Press, New York, 447-460.

[13] Brouwer, A., van Schaik, M., Korteling, J., van Erp, J. and Toet, A. (2013) *Neuroticism, Extraversion, Conscientiousness and Stress: Physiological Correlates.* IEEE Transactions On Affective Computing, 6 (2), 109-117.

[14] Buck, R. (1979) *Measuring individual differences in the nonverbal communication of affect: The slide-viewing paradigm.* Human Communication Research, 6 (1), 47-57.

[15] Burriss, L., Powell, D. A. and White, J. (2007) *Psychophysiological and subjective indices of emotion as a function of age and gender.* Cognition & Emotion, 21 (1), 182-210.

[16] Cacioppo, J. T., Petty, R. E., Losch, M. E. and Kim, H. S. (1986) *Electromyographic activity over facial muscle regions can differentiate the valence and intensity of affective reactions.* Journal of personality and social psychology, 50 (2), 260-268.

[17] Caridakis, G., Castellano, G., Kessous, L., Raouzaiou, A., Malatesta, L., Asteriadis, S. and Karpouzis, K. (2007) *Multimodal emotion recognition from expressive faces, body gestures and speech.* In: Artificial Intelligence and Innovations 2007: From Theory To Applications, Boukis, C., Pnevmatikakis, A. and Polymenakos, L. (Ed.), Springer US, 375-388.

[18] Carver, C. S. and White, T. L. (1994) *Behavioral inhibition, behavioral activation, and affective responses to impending reward and punishment: The BIS/BAS scales.* Journal of personality and social psychology, 67 (2), 319-333.

[19] Childs, E., Dlugos, A. and De Wit, H. (2010) *Cardiovascular, hormonal, and emotional responses to the TSST in relation to sex and menstrual cycle phase.* Psychophysiology, 47 (3), 550-559.

[20] Codispoti, M., Surcinelli, P. and Baldaro, B. (2008) *Watching emotional movies: affective reactions and gender differences.* International Journal of Psychophysiology, 69 (2), 90-95.

[21] Costa Jr, P. T. and McCrae, R. R. (1992) *Four ways five factors are basic.* Personality and Individual Differences, 13 (6), 653-665.

[22] Costa, P. T., Jr., Terracciano, A. and McCrae, R. R. (2001) *Gender differences in personality traits across cultures: robust and surprising findings.* Journal of personality and social psychology, 81 (2), 322-331.

[23] Cowie, J. M., Wanger, K. M., Cartwright, A., Bailey, H., Millar, J. A., Price, S. and Henry, M. (2001) *A review of Clinical Terms Version 3 (Read Codes) for speech and language record keeping.* International Journal of Language and Communication, 36 (1), 117-126.

[24] Critchley, H. D. (2002) *Book review: electrodermal responses: what happens in the brain.* The Neuroscientist, 8 (2), 132-142.

[25] Donath, J. (2004) *Artificial pets: Simple behaviors elicit complex attachments.* Greenwood Press, Westport, Connecticut, 955-957.

[26] Dreher, J. C., Schmidt, P. J., Kohn, P., Furman, D., Rubinow, D. and Berman, K. F. (2007) *Menstrual cycle phase modulates reward-related neural function in women.* PNAS - Proceedings of the National Academy Sciences of the United States of America, 104 (7), 2465-2470.

[27] Ekman, P. and Cordaro, D. (2011) *What is Meant by Calling Emotions Basic.* Emotion Review, 3 (4), 2364-2370.

[28] Ekman, P. and Friesen, W. V. (1978) *Manual for the Facial Action Code*. Palo Alto, Consulting Psychologist Press.

[29] Ekman, P., Friesen, W. V. and Ellsworth, P. (2013) *Can Facial Behavior Be Controlled Or Disguised?* In: Emotion In The Human Face - Guidelines for Research and an Integration of Findings, Ekman, P., Friesen, W. V. and Ellsworth, P. (Ed.), Pergamon Press Inc., Fairview Park, 23-25.

[30] Ertel, W. (2009) *Grundkurs Künstliche Intelligenz-Eine praxisorientierte Einführung*. Wiesbaden, Vieweg+Teubner.

[31] Farage, M. A., Neill, S. and MacLean, A. B. (2009) *Physiological changes associated with the menstrual cycle: a review.* Archives of Gynecology and Obstetrics, 64 (1), 58-72.

[32] Fehr, B. and Russel, J. A. (1984) *Concept of emotion viewed from a prototype perspective.* Journal of Experimental Psychology: General, 113 (3), 464-486.

[33] Fischer, A. E. and Manstead, A. S. R. (2000) *The relationship between gender and emotions in different cultures.* In: Gender and Emotion - Social Psychological Perspectives, Fischer, A. E. (Ed.), University Press Cambridge, 71-94.

[34] Grossmann, M. and Wood, W. (1993) *Sex Differences in Intensity of Emotional Experience: A Social Role Interpretation.* Journal of personality and social psychology, 65 (5), 1010-1022.

[35] Grühn, D. and Scheibe, S. (2008) *Age-related differences in valence and arousal ratings of pictures from the International Affective Picture System (IAPS): do ratings become more extreme with age?* Behavior Research Methods, 40 (2), 512-521.

[36] Gruss, S. (2015) *Schmerzerkennung anhand psychophysiologischen Signalen mithilfe maschineller Lerner.* Sektion Medizinische Psychologie, Dissertation, Ulm University.

[37] Guyon, I. and Elisseeff, A. (2003) *An introduction to variable and feature selection.* Journal of Machine Learning Research, 3 1157-1182.

[39] Hall, M. A. (1999) *Correlation-based feature selection for machine learning.* Department of Computer Science, Dissertation, Waikato University.

[40] Hallgren, K. A. (2012) *Computing Inter-Rater Reliability for Observational Data: An Overview and Tutorial.* Tutorials in quantitative methods for psychology, 8 (1), 23-34.

[41] Hamann, S. and Canli, T. (2004) *Individual differences in emotion processing.* Current Opinion in Neurobiology, 14 (2), 233-238.

[42] Hess, U., Senecal, S., Kirouac, G., Herrera, P., Philippot, P. and Kleck, R. E. (2000) *Emotional expressivity in men and women: Stereotypes and self-perceptions.* Cognition & Emotion, 14 (5), 609-642.

[43] Hoque, M. E., McDuff, D. J. and Picard, R. W. (2012) *Exploring temporal patterns in classifying frustrated and delighted smiles.* IEEE Transactions On Affective Computing, 3 (3), 323-334.

[44] Hrabal, D., Kohrs, C., Brechmann, A., Tan, J.-W., Rukavina, S. and Traue, H. (2013) *Physiological Effects of Delayed System Response Time on Skin Conductance.* In:

Multimodal Pattern Recognition of Social Signals in Human-Computer-Interaction, Schwenker, F., Scherer, S. and Morency, L.-P. (Ed.), Springer Berlin Heidelberg, 52-62.

[45] Janssen, J. H. (2012) *A three-component framework for empathic technologies to augment human interaction.* Journal on Multimodal User Interfaces, 6 (3-4), 143-161.

[46] Johnston, V. S. and Wang, X. T. (1991) *The relationship between menstrual phase and the P3 component of ERPs.* Psychophysiology, 28 (4), 400-409.

[47] Jorm, A., F., Christensen, H., Henderson, A. S., Jacomb, P. A., Korten, A. E. and Rodgers, B. (1999) *Using the BIS/BAS scales to measure behavioural inhibition and behavioural activation: actor structure, validity and norms in a large community sample.* Personality and Individual Differences, 26 (1), 49-58.

[48] Keller, D. (2013), *Post-Hoc Tests und Fehlerkorrektur.* Internet: http://www.statistik-und-beratung.de/2013/08/post-hoc-tests-und-fehlerkorrektur/ (aufgerufen am 29.6.2015).

[49] Kim, J. and Andre, E. (2008) *Emotion recognition based on physiological changes in music listening.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 30 (12), 2067-2083.

[50] Koelsch, S., Enge, J. and Jentschke, S. (2012) *Cardiac signatures of personality.* PLoS One, 7 (2), e31441.

[51] Koelsch, S., Remppis, A., Sammler, D., Jentschke, S., Mietchen, D., Fritz, T., Bonnemeier, H. and Siebel, W. A. (2007) *A cardiac signature of emotionality.* European Journal of Neuroscience, 26 (11), 3328-3338.

[52] Körner, A., Geyer, M. and Brähler, E. (2002) *Das NEO-Fünf-Faktoren Inventar.* Diagnostica, 48 (1), 19-27.

[53] Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I. and Pintelas, P. (2007) *Supervised machine learning: A review of classification techniques.* In: Emerging Artifical Intelligens Applications in Computer Engineering, Maglogiannis, I. (Ed.), IOS Press, The Netherlands, 3-24.

[54] Kring, A. and Sloan, D. (2007) *The Facial Expression Coding System (FACES): Development, validation, and utility.* Psychological Assessment, 19 (2), 210-224.

[55] Kring, A. M. and Gordon, A. H. (1998) *Sex differences in emotion: expression, experience, and physiology.* J Pers Soc Psychol, 74 (3), 686-703.

[56] Kunzmann, U. and Grühn, D. (2005) *Age differences in emotional reactivity: the sample case of sadness.* Psychology and aging, 20 (1), 47-59.

[57] Landis, J. R. and Koch, G. G. (1977) *The measurement of observer agreement for categorical data.* biometrics, 33 (1), 159-174.

[58] Lang, P. J., Bradley, M. M. and Cuthbert, B. N. (1997) *International Affective Picture System (IAPS): Technical Manual and Affective Ratings.* Gainesville, Florida, National Institute of Mental Health Center for the Study of Emotion and Attention.

[59] Lang, P. J., Bradley, M. M. and Cuthbert, B. N. (2005) *International Affective Picture System (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual. Technical Report A-6.* University of Florida, Gainesville, FL,

[60] LeDoux, J. (2010) *Im Netz der Gefühle - Wie Emotionen entstehen.* Deutscher Taschenbuch Verlag GmbH & Co. KG, München.

[61] Levenson, R. W., Carstensen, L. L., Friesen, W. V. and Ekman, P. (1991) *Emotion, physiology, and expression in old age.* Psychology and aging, 6 (1), 28-35.

[62] Limbrecht-Ecklundt, K., Rukavina, S., Walter, S., Scheck, A., Hrabal, D., Tan, J.-W. and Traue, H. C. (2013) *The importance of subtle facial expressions for emotion classification in human-computer interaction.* In: Emotional Expression: The Brain and The Face, Freitas-Magalhães, A. (Ed.), UFT Press.

[63] Lindquist, K. A., Siegel, E. H., Quigley, K. S. and Barrett, L. F. (2013) *The hundred-year emotion war: are emotions natural kinds or psychological constructions? Comment on Lench, Flores, and Bench (2011).* Psychological Bulletin, 139 (1), 255-263.

[64] Lithari, C., Frantzidis, C. A., Papadelis, C., Vivas, A. B., Klados, M. A., Kourtidou-Papadeli, C., Pappas, C., Ioannides, A. A. and Bamidis, P. D. (2010) *Are females more responsive to emotional stimuli? A neurophysiological study across arousal and valence dimensions.* Brain Topography, 23 (1), 27-40.

[65] Little, B. C. and Zahn, T. P. (1974) *Changes in mood and autonomic functioning during the menstrual cycle.* Psychophysiology, 11 (5), 579-590.

[66] Lombardi, C. M. and Hurlbert, S. H. (2009) *Misprescription and misuse of one-tailed tests.* Austral Ecology, 34 (4), 447-468.

[67] Mass, R., Holldorfer, M., Moll, B., Bauer, R. and Wolf, K. (2009) *Why we haven't died out yet: changes in women's mimic reactions to visual erotic stimuli during their menstrual cycles.* Hormones and Behavior, 55 (2), 267-271.

[68] Mather, M., Canli, T., English, T., Whitfield, S., Wais, P., Ochsner, K., Gabrieli, J. D. and Carstensen, L. L. (2004) *Amygdala responses to emotionally valenced stimuli in older and younger adults.* Psychological Science, 15 (4), 259-263.

[69] Mather, M. and Carstensen, L. L. (2005) *Aging and motivated cognition: the positivity effect in attention and memory.* Trends in Cognitive Sciences, 9 (10), 496-502.

[70] Mauss, I. B. and Robinson, M. D. (2009) *Measures of emotion: A review.* Cognition and Emotion, 23 (2), 209-237.

[71] McCrae, R. R. and Costa, P. T., Jr. (1999) *A five-factor theory of personality.* In: Handbook of personality: Theory and Research, Pervin, L. A. and John, O. P. (Ed.), Guilford Press, New York, 139-153.

[72] McKinley, P. S., King, A. R., Shapiro, P. A., Slavov, I., Fang, Y., Chen, I. S., Jamner, L. D. and Sloan, R. P. (2009) *The impact of menstrual cycle phase on cardiac autonomic regulation.* Psychophysiology, 46 (4), 904-911.

[73] Mendelsohn, M. E. (2002) *Protective effects of estrogen on the cardiovascular system.* The American Journal of Cardiology, 89 (12, Supplement 1), 12-17.

[74] Nater, U. M., Abbruzzese, E., Krebs, M. and Ehlert, U. (2006) *Sex differences in emotional and psychophysiological responses to musical stimuli.* International Journal of Psychophysiology, 62 (2), 300-308.

[75] Norris, C. J., Larsen, J. T. and Cacioppo, J. T. (2007) *Neuroticism is associated with larger and more prolonged electrodermal responses to emotionally evocative pictures.* Psychophysiology, 44 (5), 823-826.

[76] Nussinovitch, U., Elishkevitz, K. P., Katz, K., Nussinovitch, M., Segev, S., Volovitz, B. and Nussinovitch, N. (2011) *Reliability of Ultra-Short ECG Indices for Heart Rate Variability.* Annals of Noninvasive Electrocardiology, 16 (2), 117-122.

[77] Partala, T. and Surakka, V. (2004) *The effects of affective interventions in human–computer interaction.* Interacting with computers, 16 (2), 295-309.

[78] Peltu, M and Wilks, Y. (2008) *Close Engagements with Artificial Companions: Key Social, Psychological, Ethical and Design Issues* OII Forum Discussion Paper, 2008.

[79] Pentland, A. (2010) *To signal is human.* American scientist, 98 (3), 204-219.

[80] Pentland, A. S. (2008) *Honest Signals: How they shape our world*. Cambridge, Massachusetts, London, England, MIT Press.

[81] Phan, K. L., Wager, T., Taylor, S. F. and Liberzon, I. (2002) *Functional Neuroanatomy of Emotion: A Meta-Analysis of Emotion Activation Studies in PET and fMRI.* NeuroImage, 16 (2), 331-348.

[82] Picard, R. W. (1995) *Affective Computing.* M.I.T Media Laboratory Perceptual Computing Section Technical Report, No. 321

[83] Picard, R. W. (1998), *FM Interview* Internet: http://firstmonday.org/ojs/index.php/fm/article/view/590/511 (aufgerufen am 06.02.2011).

[84] Picard, R. W., Vyzas, E. and Healey, J. (2001) *Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23 (10), 1175-1191.

[85] Plutchik, R. (1984) *Emotions: A general psychoevolutionary theory.* In: Approaches to emotion, Scherer, K. and Ekman, P. (Ed.), Psychology Press, 197-219.

[86] Prokasy, W. and Raskin, D. (1973) *Electrodermal activity in psychological research.* New York, Academic Press.

[87] Reeves, B. and Nass, C. (1996) *The Media Equation: How People Treat Computers, Television, and New Media Like Real People and Places.* Center for the Study of Language and Information, New York, NY, USA, 19-36.

[88] Rukavina, S., Gruss, S., Tan, J. W., Hrabal, D., Walter, S., Traue, H. C. and Jerg-Bretzke, L. (2013) *The Impact of Gender and Sexual Hormones on Automated Psychobiological Emotion Classification.* In: Human-Computer Interaction. Towards Intelligent and Implicit Interaction, Kurosu, M. (Ed.), Springer Berlin Heidelberg, 474-482.

[89] Rukavina, S., Gruss, S., Walter, S., Hoffmann, H. and Traue, H. C. (2015) *OPEN_EmoRec_II- A Multimodal Corpus of Human-Computer Interaction.* International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering, 9 (5), 977-983.

[90] Rukavina, S., Limbrecht-Ecklundt, K., Hrabal, D., Walter, S. and Traue, H. C. (2013) *Sexual hormones influence Gray's Theory of Personality.* Psychology Research, 3 (3), 153-161.

[91] Russel, J. A. and Mehrabian, A. (1977) *Evidence for a Three-Factor Theory of Emotions.* Journal of Research in Personality, 11 (3), 273-294.

[92] Sabatinelli, D., Flaisch, T., Bradley, M. M., Fitzsimmons, J. R. and Lang, P. J. (2004) *Affective picture perception: gender differences in visual cortex?* Neuroreport, 15 (7), 1109-1112.

[93] Sakaki, M. and Mather, M. (2012) *How reward and emotional stimuli induce different reactions across the menstrual cycle.* Social and Personality Psychology Compass, 6 (1), 1-17.

[94] Sato, N. and Miyake, S. (2004) *Cardiovascular reactivity to mental stress: relationship with menstrual cycle and gender.* Journal of Physiological Anthropology, 23 (6), 215-223.

[95] Sato, N., Miyake, S., Akatsu, J. and Kumashiro, M. (1995) *Power spectral analysis of heart rate variability in healthy young women during the normal menstrual cycle.* Psychosomatic Medicine, 57 (4), 331-335.

[96] Schölkopf, B. and Smola, A. (2002) *Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond (Adaptive Computation and Machine Learning)*. The MIT Press.

[97] Schuller, B., Müller, R., Lang, M. K., & Rigoll, G. (2005) *Speaker independent emotion recognition by early fusion of acoustic and linguistic features within ensembles*. In *INTERSPEECH* (pp. 805-808).

[98] Selvaraj, N., Jaryal, A., Santhosh, J., Deepak, K. K. and Anand, S. (2008) *Assessment of heart rate variability derived from finger-tip photoplethysmography as compared to electrocardiography.* Journal of Medical Engineering & Technology, 32 (6), 479-484.

[99] Sharma, P., Singh, D., Singh, A. (2015) *Sharma, P., Singh, D., & Singh, A. (2015, February). Classification algorithms on a large continuous random dataset using rapid miner tool.* In Electronics and Communication Systems (ICECS), 2015 2nd International Conference on (pp. 704-709). IEEE.

[100] Sherwin, B. B. (2003) *Estrogen and cognitive functioning in women.* Endocrine Reviews, 24 (2), 133-151.

[101] Shughrue, P. J. and Merchenthaler, I. (2000) *Estrogen is more than just a "sex hormone": novel sites for estrogen action in the hippocampus and cerebral cortex.* Frontiers in Neuroendocrinology, 21 (1), 95-101.

[102] Silberstein, S. D. and Merriam, G. R. (2000) *Physiology of the menstrual cycle.* Cephalalgia, 20 (3), 148-154.

[103] Srujana, D. and Chandala, S. (2015) *Objective Evaluation of Cardiac Autonomic Activity in Different Phases of Menstrual Cycle.* Journal of Evolution of Medical and Dental Sciences, 4 (2), 192-200.

[104] Storch, M. and Tschacher, W. (2014) *Embodied Communication - Kommunikation beginnt im Körper, nicht im Kopf*. Bern, Verlag Hans Huber.

[105] Strobel, A., Beauducel, A., Debener, S. and Brocke, B. (2001) *Psychometrische und strukturelle Merkmale einer deutschsparchigen Version des BIS/BAS Fragebogens.* Zeitschrift für Differentielle und Diagnostische Psychologie, 22 (3), 216-227.

[106] Suzuki, N., Takeuchi, Y. and Okada, M. (2000) *Psychological effects derived from mimicry voice using inarticulate sounds.* In: PRICAI 2000 Topics in Artificial Intelligence, (Ed.), Springer, 647-656.

[107] Tan, J. W., Walter, S., Scheck, A., Hrabal, D., Hoffmann, H., Kessler, H., & Traue, H. C. (2011) *Facial electromyography (fEMG) activities in response to affective visual stimulation*. In *Affective Computational Intelligence (WACI), 2011 IEEE Workshop on* (pp. 1-5) IEEE.

[108] Ter Horst, G. J. (2010) *Estrogen in the limbic System.* In: Hormones in the limbic System, Litwack, G. (Ed.), Hormones and Vitamins, London, 319-333.

[109] Thunberg, M. and Dimberg, U. (2000) *Gender Differences in Facial Reactions to Fear-Relevant Stimuli.* Journal of Nonverbal Behavior, 24 (1), 45-51.

[110] Traue, H. C. (1998) *Emotion und Gesundheit: die psychobiologische Regulation durch Hemmungen*. Heidelberg; Berlin, Spektrum Akademischer Verlag GmbH.

[111] Traue, H. C. and Kessler, H. (2003) *Psychologische Emotionskonzepte.* In: Natur und Theorie der Emotion., Stephan A and Walter H (Ed.), Mentis Paderborn, 20-33.

[112] Traue, H. C., Ohl, F., Brechman, A., Schwenker, F., Kessler, H., Limbrecht, K., Hoffmann, H., Scherer, S., Kotzybaa, M., Scheck, A. and Walter, S. (2013) *A Framework for Emotions and Dispositions in Man-Companion Interaction.* In: Converbal Synchrony in Human-Machine Interaction, Rojc, M. and Campbell, N. (Ed.), CRC Press, 98-140.

[113] Uchino, B. N., Birmingham, W. and Berg, C. A. (2010) *Are older adults less or more physiologically reactive? A meta-analysis of age-related differences in cardiovascular reactivity to laboratory tasks.* The Journals of Gerontology Series B: Psychological Sciences and Social Sciences, 65 (2), 154-162.

[114] Van Baaren, R. B., Holland, R. W., Kawakami, K. and Van Knippenberg, A. (2004) *Mimicry and prosocial behavior.* Psychological Science, 15 (1), 71-74.

[115] Vermeersch, H., T'Sjoen, G., Kaufman, J.-M. and Vincke, J. (2009) *The relationship between sex steroid hormones and behavioural inhibition (BIS) and behavioural activation (BAS) in adolescent boys and girls.* Personality and Individual Differences, 47 (1), 3-7.

[116] Vogt, T., & André, E. (2006) *Improving automatic emotion recognition from speech via gender differentiation*. In Proc. Language Resources and Evaluation Conference (LREC 2006), Genoa.

[117] Walter, S., Jonghwa, K., Hrabal, D., Crawcour, S. C., Kessler, H. and Traue, H. C. (2013) *Transsituational Individual-Specific Biopsychological Classification of Emotions.* IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 43 (4), 988-995.

[118] Walter, S., Kessler, H., Gruss, S., Jerg-Bretzke, L., Scheck, A., Strobel, J., Hoffmann, H. and Traue, H. C. (2011) *The influence of neuroticism and psychological symptoms on the assessment of images in three-dimensional emotion space.* Psychosocial Medicine, 8:Doc04, 1-10.

[119] Walter, S., Scherer, S., Schels, M., Glodek, M., Hrabal, D., Schmidt, M., … & Schwenker, F. (2011) *Multimodal emotion classification in naturalistic user behavior*. In *Human-Computer Interaction. Towards Mobile and Intelligent Interaction Environments* (pp. 603-611). Springer Berlin Heidelberg.

[120] Walter, S., Wendt, C., Bohnke, J., Crawcour, S., Tan, J. W., Chan, A., Limbrecht, K., Gruss, S. and Traue, H. C. (2014) *Similarities and differences of emotions in human-machine and human-human interactions: what kind of emotions are relevant for future companion systems?* Ergonomics, 57 (3), 374-386.

[121] Weissman, A., Lowenstein, L., Tal, J., Ohel, G., Calderon, I. and Lightman, A. (2009) *Modulation of heart rate variability by estrogen in young women undergoing induction of ovulation.* European Journal of Applied Physiology, 105 (3), 381-386.

[122] Wendemuth, A., & Biundo, S. (2012). *A companion technology for cognitive technical systems.* In Cognitive Behavioural Systems (pp. 89-103). Springer Berlin Heidelberg.

[123] Wundt, W. M. (1896) *Lecture on human and animal psychology*. New York, Macmillan.

ANHANG

Anhang I: Informationen zur Probandenrekrutierung

Anhang II: Emotionsinduktion mit Bildern aus dem International Picture System und Ulm pictures

Anhang III: Korrelationsergebnisse zwischen den psychophysiologischen Features und Nutzervariablen: BIS (Behaviorales Inhibitionssystem), BAS (Behaviorales Aktivierungssystem), Extraversion, Neurotizismus, Gender Role (männlich und weiblich) und Alter.

Anhang IV: Klassifikationsergebnisse und Ergebnisse der Featureselektion

I. Probandenrekrutierung

Vorrausetzungen für junge Frauen
* Hormonell nicht verhütend (seit mind. drei Monaten)
* Regelmäßiger Zyklus
* Keine besonderen körperlichen Beeinträchtigungen
* Es liegt kein Prämenstruelles Syndrom vor (sehr starke körperliche und psychische Beschwerden vor der Menstruation)
* rechtshändig

Vorrausetzungen für Frauen ab 51 Jahre:
* Bereits in der Menopause (seit min. 12 Monaten keine Menstruation)
* Keine besonderen körperlichen Beeinträchtigungen

Voraussetzungen für Männer
* Männlich
* 20-40 Jahre und ab 51 Jahre
* rechtshändig

II. Emotionsinduktion mit Bildern aus dem International Affective Picture System und Ulm pictures

Anhang Tabelle I: IAPS-Bilder Auflistung

Trigger	Affective Core	Slide	Valenz	Arousal	Dominanz
video 1	neutral	7050	4,93	2,75	5,82
		7043	5,17	3,68	6,38
		7041	4,99	2,60	6,35
		7004	5,04	2,00	6,74
		7059	4,93	2,73	6,22
		7211	4,81	4,20	4,99
		7080	5,27	2,32	7,04
		7052	5,33	3,01	6,19
		7175	4,87	1,72	6,47
		7056	5,07	3,07	6,38
video 2	HVHA	8400	7,09	6,61	4,63
		1650	6,65	6,23	4,29
		5470	7,35	6,02	4,96
		8180	7,12	6,59	4,97
		8341	6,25	6,40	4,66
		5700	7,61	5,68	4,59
		5950	5,99	6,79	3,56
		RM*	5,83	7,31	4,40
		8191	6,07	6,19	4,88
		8030	7,33	7,35	4,70

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle I

Trigger	Affective Core	Slide	Valenz	Arousal	Dominanz
video 3	LVHA	3500	2,21	6,99	2,4
		3120	1,56	6,84	3,32
		3053	1,31	6,91	2,33
		9921	2,04	6,52	3,57
		9810	2,09	6,62	3,95
		3170	1,46	7,21	2,7
		9926	3,85	4,83	4,37
		3000	1,59	7,34	2,73
		6300	2,59	6,61	2,78
		9920	2,5	5,76	3,09
video 4	HVLA	5551	7,31	3,26	6,48
		2360	7,70	3,66	6,92
		2388	7,44	3,77	6,62
		5200	7,36	3,20	6,21
		1610	7,82	3,08	6,77
		5779	7,33	3,57	6,96
		2037	6,42	3,35	6,21
		2540	7,63	3,97	5,96
		5760	8,05	3,22	7,49
		1620	7,37	3,54	6,82
video 5	LVLA	6010	3,73	3,95	5,08
		9045	3,75	3,89	5,03
		2722	3,47	3,52	5,34
		2715	3,28	4,35	5,17
		9101	3,62	4,02	5,35
		8010	4,38	4,12	5,17
		7046	4,18	4,14	5,22
		2280	4,22	3,77	5,70
		2210	4,38	3,56	5,03
		7700	4,25	2,95	5,13

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle I

Trigger	Affective Core	Slide	Valenz	Arousal	Dominanz
video 6	neutral	7006	4,88	2,33	6,18
		7150	4,72	2,61	5,55
		7010	4,94	1,76	6,70
		7009	4,93	3,01	6,33
		7161	4,98	2,98	5,68
		7000	5,00	2,42	6,14
		6150	5,08	3,22	5,54
		7110	4,55	2,27	6,07
		7035	4,98	2,66	6,39
		7025	4,63	2,71	6,10
video 7	HVHA	4695	6,84	6,61	5,95
		5621	7,57	6,99	5,81
		8080	7,73	6,65	5,91
		8370	7,77	6,73	5,37
		5629	7,03	6,55	5,68
		4611	6,62	6,04	5,99
		8490	7,20	6,68	5,37
		8503	7,02	5,22	6,33
		8161	6,71	6,09	5,89
		4690	6,83	6,06	6,12
video 8	HVLA	LO7*	7,01	2,67	7,15
		LO1*	7,73	3,01	7,36
		LO2*	8,11	3,11	7,40
		LO6*	6,41	2,31	7,24
		LO3*	7,88	3,21	7,30
		LO8*	7,89	2,93	7,45
		LO5*	7,86	3,35	7,17
		LO9*	7,52	2,77	7,14
		LO4*	7,69	2,89	7,04
		LO *	7,79	2,73	7,30

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle I

Trigger	Affective Core	Slide	Valenz	Arousal	Dominanz
video 9	LVLA	LU1*	3,32	3,49	5,50
		LU6*	4,10	3,04	5,93
		9360	4,03	2,63	5,34
		LU5*	3,01	3,40	5,58
		LU8*	3,75	3,71	5,72
		9390	3,67	4,14	5,22
		LU9*	3,43	3,79	5,42
		LU *	3,83	3,12	5,75
		LU7*	2,99	4,22	5,18
		LU2*	3,38	3,62	5,28
video 10	LVHA	5971	3,49	6,65	3,30
		9250	2,57	6,60	3,73
		3400	2,35	6,91	3,65
		2800	1,78	5,49	3,40
		9410	1,51	7,07	2,81
		9424	2,87	5,78	3,78
		6230	2,37	7,35	2,15
		3266	1,56	6,79	2,83
		6350	1,90	7,29	2,73
		1050	3,46	6,87	3,08

III. Korrelationsergebnisse

Anhang Tabelle II: Korrelationsergebnisse nach Pearson weiterer Nutzervariablen auf die Features für α=0,007 (r= Korrelationskoeffizient nach Pearson)

Features	Kondition	r/p	Alter	BAS total	BIS	Male	Female	Neurotizismus	Extraversion
RMSSD	neutral	r	-0,041	-0,023	0,050	0,043	-0,022	0,047	0,119
		p	0,666	0,810	0,610	0,664	0,825	0,621	0,208
RMSSD	HVHA	r	-0,088	-0,119	0,070	-0,074	0,007	0,035	-0,112
		p	0,323	0,201	0,453	0,432	0,942	0,706	0,223
RMSSD	LVHA	r	-0,114	0,204	-0,039	0,150	0,193	0,077	-0,012
		p	0,225	0,035	0,692	0,126	0,049	0,421	0,900
RMSSD	HVLA	r	0,014	0,033	-0,065	-0,150	-0,046	-0,029	0,010
		p	0,880	0,735	0,503	0,127	0,642	0,762	0,918
RMSSD	LVLA	r	0,272	-0,110	0,003	0,012	-0,126	-0,119	-0,005
		p	**0,003***	0,262	0,972	0,905	0,203	0,212	0,957
mean_RR	neutral	r	0,062	-0,133	0,077	-0,174	-0,001	0,031	-0,106
		p	0,507	0,171	0,431	0,075	0,995	0,747	0,263
mean_RR	HVHA	r	-0,074	0,144	-0,049	0,146	-0,055	-0,017	-0,053
		p	0,432	0,140	0,614	0,136	0,577	0,859	0,577
mean_RR	LVHA	r	-0,104	0,161	-0,092	0,009	-0,004	0,030	-0,019
		p	0,266	0,098	0,346	0,923	0,965	0,753	0,840
mean_RR	HVLA	r	0,173	-0,230	0,150	-0,084	0,037	-0,004	0,051
		p	0,064	0,017	0,123	0,392	0,708	0,971	0,594
mean_RR	LVLA	r	-0,075	0,025	-0,082	0,050	0,008	-0,056	0,141
		p	0,424	0,803	0,401	0,613	0,938	0,561	0,137
std_RR	neutral	r	-0,020	0,048	0,003	0,120	-0,035	-0,056	0,139
		p	0,830	0,621	0,978	0,223	0,726	0,555	0,141
std_RR	HVHA	r	-0,046	-0,090	0,044	-0,099	-0,005	0,004	-0,107
		p	0,625	0,355	0,652	0,313	0,961	0,968	0,259

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle II

Features	Kondition	r/p	Alter	BAS total	BIS	Male	Female	Neurotizismus	Extraversion
std_RR	LVHA	r	0,001	0,105	-0,061	0,043	0,112	0,116	-0,108
		p	0,996	0,280	0,536	0,663	0,257	0,222	0,254
std_RR	HVLA	r	-0,100	0,057	-0,075	-0,015	-0,037	-0,020	0,057
		p	0,286	0,558	0,444	0,881	0,712	0,837	0,550
std_RR	LVLA	r	0,242	-0,112	0,090	-0,039	-0,043	-0,050	-0,012
		p	0,009	0,254	0,357	0,697	0,664	0,600	0,904
SCL_mean_raw	neutral	r	-0,466	0,068	0,021	0,144	0,075	-0,120	0,052
		p	**0,000***	0,479	0,828	0,135	0,439	0,199	0,578
SCL_mean_raw	HVHA	r	-0,394	0,056	0,005	0,184	0,057	-0,116	0,043
		p	**0,000***	0,554	0,960	0,049	0,545	0,209	0,642
SCL_mean_raw	LVHA	r	-0,462	0,065	-0,009	0,167	0,044	-0,154	0,059
		p	**0,000***	0,498	0,926	0,082	0,648	0,100	0,525
SCL_mean_raw	HVLA	r	-0,460	0,066	0,021	0,156	0,073	-0,135	0,056
		p	**0,000***	0,492	0,828	0,104	0,448	0,148	0,548
SCL_mean_raw	LVLA	r	-0,458	0,056	0,016	0,163	0,068	-0,127	0,046
		p	**0,000***	0,561	0,867	0,090	0,483	0,173	0,622
SCL_std_raw	neutral	r	-0,250	0,004	0,221	-0,044	0,091	0,011	-0,005
		p	**0,006***	0,966	0,020	0,646	0,344	0,904	0,958
SCL_std_raw	HVHA	r	-0,319	-0,014	0,099	0,089	0,153	-0,034	0,136
		p	**0,000***	0,880	0,299	0,354	0,111	0,715	0,145
SCL_std_raw	LVHA	r	-0,186	0,028	0,110	0,024	0,108	-0,157	0,028
		p	0,041	0,769	0,250	0,804	0,261	0,092	0,766
SCL_std_raw	HVLA	r	-0,246	0,010	0,098	0,060	0,123	-0,034	0,081
		p	**0,006***	0,914	0,308	0,532	0,200	0,719	0,387
SCL_std_raw	LVLA	r	-0,236	-0,012	0,161	0,058	0,106	-0,012	0,061
		p	0,009	0,897	0,092	0,549	0,270	0,901	0,516

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle II

Features	Kondition	r/p	Alter	BAS total	BIS	Male	Female	Neurotizismus	Extraversion
SCL_mean_fd_raw	neutral	r	-0,345	0,028	0,072	0,105	0,128	-0,011	0,122
		p	**0,000***	0,773	0,454	0,274	0,182	0,905	0,190
SCL_mean_fd_raw	HVHA	r	-0,347	0,022	0,065	0,106	0,127	-0,018	0,130
		p	**0,000***	0,821	0,497	0,271	0,187	0,850	0,163
SCL_mean_fd_raw	LVHA	r	-0,337	0,024	0,047	0,117	0,116	-0,041	0,127
		p	**0,000***	0,804	0,621	0,225	0,226	0,666	0,171
SCL_mean_fd_raw	HVLA	r	-0,331	0,032	0,055	0,106	0,122	-0,024	0,123
		p	**0,000***	0,735	0,565	0,268	0,204	0,794	0,186
SCL_mean_fd_raw	LVLA	r	-0,336	0,019	0,054	0,107	0,123	-0,021	0,121
		p	**0,000***	0,844	0,573	0,266	0,200	0,827	0,193
SCL_n_max	neutral	r	-0,026	-0,029	-0,007	-0,026	0,045	0,022	0,026
		p	0,779	0,762	0,940	0,789	0,640	0,816	0,781
SCL_n_max	HVHA	r	-0,053	-0,042	-0,078	-0,012	-0,014	-0,031	-0,083
		p	0,566	0,661	0,418	0,899	0,887	0,738	0,374
SCL_n_max	LVHA	r	0,103	0,072	-0,141	0,032	-0,199	-0,021	-0,066
		p	0,259	0,450	0,140	0,741	0,037	0,824	0,481
SCL_n_max	HVLA	r	-0,088	0,052	0,179	-0,141	0,103	0,062	0,037
		p	0,337	0,587	0,061	0,141	0,286	0,506	0,690
SCL_n_max	LVLA	r	0,061	-0,019	0,049	0,178	0,053	-0,034	0,098
		p	0,504	0,841	0,613	0,062	0,579	0,720	0,295
SCL_n_min	neutral	r	0,116	-0,044	-0,027	0,003	-0,027	0,023	0,020
		p	0,205	0,645	0,777	0,977	0,783	0,808	0,833
SCL_n_min	HVHA	r	-0,095	0,121	-0,014	0,141	0,104	-0,093	0,048
		p	0,300	0,205	0,880	0,142	0,280	0,322	0,609
SCL_n_min	LVHA	r	-0,055	0,051	-0,111	0,077	-0,025	0,012	0,031
		p	0,547	0,592	0,248	0,422	0,796	0,902	0,740

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle II

Features	Kondition	r/p	Alter	BAS total	BIS	Male	Female	Neurotizismus	Extraversion
SCL_n_min	HVLA	r	-0,031	0,068	0,122	-0,100	0,031	0,066	0,008
		p	0,735	0,476	0,204	0,299	0,746	0,480	0,929
SCL_n_min	LVLA	r	0,077	-0,165	0,028	-0,083	-0,101	-0,013	-0,101
		p	0,403	0,083	0,769	0,386	0,294	0,889	0,281
SCL_n_extrema	neutral	r	0,021	-0,049	-0,017	-0,030	0,020	0,051	0,012
		p	0,818	0,607	0,859	0,757	0,835	0,584	0,894
SCL_n_extrema	HVHA	r	-0,085	0,036	-0,063	0,091	0,054	-0,077	-0,026
		p	0,351	0,705	0,509	0,342	0,576	0,409	0,781
SCL_n_extrema	LVHA	r	0,045	0,086	-0,129	0,072	-0,139	-0,006	-0,033
		p	0,626	0,372	0,176	0,455	0,148	0,950	0,726
SCL_n_extrema	HVLA	r	-0,057	0,063	0,150	-0,148	0,076	0,049	0,040
		p	0,533	0,513	0,117	0,123	0,432	0,600	0,665
SCL_n_extrema	LVLA	r	0,078	-0,101	0,050	0,064	-0,031	-0,027	0,010
		p	0,392	0,290	0,602	0,508	0,745	0,772	0,912
SCL_mean_amp_max	neutral	r	-0,017	0,003	0,025	-0,056	0,008	0,065	0,006
		p	0,850	0,973	0,794	0,558	0,931	0,490	0,952
SCL_mean_amp_max	HVHA	r	-0,023	-0,228	0,076	-0,155	-0,051	-0,094	0,023
		p	0,800	0,016	0,429	0,106	0,595	0,316	0,804
SCL_mean_amp_max	LVHA	r	0,242	0,210	-0,102	0,150	0,017	-0,100	-0,017
		p	0,008	0,027	0,285	0,117	0,856	0,283	0,855
SCL_mean_amp_max	HVLA	r	-0,113	0,066	-0,059	0,033	-0,039	-0,022	-0,019
		p	0,215	0,491	0,538	0,732	0,688	0,816	0,838
SCL_mean_amp_max	LVLA	r	-0,081	-0,012	0,029	0,054	0,039	0,137	0,023
		p	0,376	0,899	0,760	0,576	0,683	0,141	0,806
SCL_mean_amp_min	neutral	r	-0,028	0,053	0,072	-0,019	0,120	0,143	-0,007
		p	0,760	0,584	0,452	0,842	0,212	0,127	0,939

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle II

Features	Kondition	r/p	Alter	BAS total	BIS	Male	Female	Neurotizismus	Extraversion
SCL_mean_amp_min	HVHA	r	-0,006	-0,176	-0,004	-0,095	-0,022	-0,068	0,052
		p	0,945	0,064	0,964	0,322	0,817	0,465	0,576
SCL_mean_amp_min	LVHA	r	0,194	0,044	-0,082	0,005	-0,050	-0,085	-0,081
		p	0,033	0,645	0,395	0,957	0,606	0,367	0,386
SCL_mean_amp_min	HVLA	r	-0,193	0,163	-0,037	0,053	-0,005	-0,065	0,034
		p	0,034	0,087	0,698	0,579	0,957	0,487	0,716
SCL_mean_amp_min	HVLA	r	0,011	-0,078	0,055	0,049	-0,033	0,100	0,003
		p	0,908	0,417	0,567	0,613	0,730	0,284	0,976
SCL_mean_amp_min	LVLA	r	0,012	0,049	0,027	0,051	0,036	0,042	-0,020
		p	0,897	0,606	0,777	0,600	0,711	0,656	0,833
SCL_integral_sum	neutral	r	-0,040	-0,071	0,035	-0,083	0,029	-0,033	0,040
		p	0,667	0,457	0,712	0,388	0,766	0,725	0,667
SCL_integral_sum	HVHA	r	0,207	0,100	-0,022	0,026	-0,132	-0,166	0,023
		p	0,023	0,299	0,816	0,791	0,169	0,074	0,802
SCL_integral_sum	LVHA	r	-0,058	-0,052	-0,002	0,097	0,100	0,018	0,063
		p	0,526	0,586	0,980	0,315	0,301	0,847	0,500
SCL_integral_sum	HVLA	r	-0,096	0,053	-0,031	-0,034	-0,057	0,140	-0,092
		p	0,296	0,579	0,748	0,724	0,558	0,133	0,322
SCL_integral_sum	LVLA	r	0,173	-0,016	-0,083	-0,003	-0,174	-0,044	-0,091
		p	0,058	0,871	0,388	0,979	0,069	0,641	0,331
SCL_slope_regression	neutral	r	-0,013	-0,197	0,222	-0,074	-0,027	0,005	-0,041
		p	0,885	0,039	0,019	0,445	0,782	0,961	0,661
SCL_slope_regression	HVHA	r	0,069	0,162	-0,084	0,046	0,157	0,035	-0,034
		p	0,455	0,089	0,381	0,633	0,102	0,713	0,715
SCL_slope_regression	LVHA		-0,006	-0,176	-0,004	-0,095	-0,022	-0,068	0,052
			0,945	0,064	0,964	0,322	0,817	0,465	0,576

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle II

Features	Kondition	r/p	Alter	BAS total	BIS	Male	Female	Neurotizismus	Extraversion
SCL_slope_regression	HVLA	r	-0,346	0,130	-0,090	0,050	-0,001	-0,098	0,158
		p	**0,000***	0,174	0,349	0,606	0,989	0,294	0,088
SCL_slope_regression	LVLA	r	0,080	-0,116	0,046	-0,035	0,064	0,102	0,021
		p	0,381	0,226	0,633	0,716	0,503	0,276	0,818
Corr_Amp	neutral	r	-0,180	0,201	-0,145	0,037	-0,035	-0,139	0,057
		p	0,063	0,044	0,148	0,711	0,729	0,163	0,565
Corr_Amp	HVHA	r	0,162	-0,011	-0,134	0,084	0,022	-0,032	0,015
		p	0,094	0,917	0,181	0,405	0,832	0,751	0,879
Corr_Amp	LVHA	r	0,204	-0,089	0,083	0,006	-0,086	-0,018	0,041
		p	0,034	0,374	0,409	0,955	0,398	0,857	0,678
Corr_Amp	HVLA	r	-0,030	0,047	0,059	-0,013	-0,007	0,045	-0,043
		p	0,756	0,642	0,559	0,898	0,943	0,654	0,663
Corr_Amp	LVLA	r	-0,222	-0,115	0,106	-0,113	0,124	0,132	-0,072
		p	0,021	0,254	0,290	0,261	0,217	0,185	0,469
Zyg_Amp	neutral	r	0,051	0,109	-0,153	-0,079	-0,138	0,171	-0,118
		p	0,599	0,279	0,126	0,433	0,171	0,086	0,235
Zyg_Amp	HVHA	r	-0,111	0,096	0,035	0,051	0,042	-0,120	0,184
		p	0,254	0,342	0,728	0,616	0,678	0,228	0,063
Zyg_Amp	LVHA	r	0,168	0,005	-0,052	0,123	0,095	-0,095	0,016
		p	0,082	0,963	0,604	0,225	0,345	0,340	0,872
Zyg_Amp	HVLA	r	-0,117	-0,050	0,030	-0,005	0,046	-0,037	0,024
		p	0,226	0,621	0,767	0,963	0,649	0,713	0,812
Zyg_Amp	LVLA	r	0,050	-0,178	0,142	-0,115	-0,079	0,133	-0,167
		p	0,605	0,075	0,157	0,255	0,437	0,182	0,092

IV. Klassifikationsergebnisse

Anhang Tabelle III: Klassifikationsergebnisse unterschiedlicher Klassenprobleme sowie die Auswahl der Featureselektionsmethode, den ausgewählten Features und die Klassifikationsparameter

Gruppe	Klassen	Selektion	Erkennungsrate	SVM.c	SVM.gamma	kappa	selektierte Features
Positiv vs. Negativ vs. Neutral							
Alle	3	BS	53,69% (21,88%)	128	0,000488281	0,307(0,327)	SCL_mean_fd_raw, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Frauen	3	BS	57,74% (21,74%)	128	0,001953125	0,365(0,326)	RMSSD, mean_RR, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_n_extrema SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Männer	3	FS	47,84% (20,80%)	32	0,001953125	0,216 (0,314)	RMSSD, std_RR, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Junge Stichprobe	3	FS	55,96% (20,31%)	0,5	0,125	0,340 (0,305)	mean_RR, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Junge Frauen	3	FS	55,98% (24,56%)	2	0,03125	0,339 (0,368)	SCL_std_raw, SCL_slope_regression, Corr
Junge Männer	3	BS	52,27% (13,57%)	32	0,5	0,284 (0,204)	SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Alte Stichprobe	3	FS	55,00% (17,79%)	128	0,00012207	0,325 (0,267)	mean_RR, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_mean_amp_mini, Corr
Alte Frauen	3	BS	55,56% (22,02%	128	0,001953125	0,333(0,330	RMSSD mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_mean_amp_mini, Corr, Zyg
Alte Männer	3	FS	59,78% (22,39%)	32	0,0078125	0,394 (0,334)	std_RR, SCL_n_maxi, SCL_mean_amp_maxi, Corr
Follikuläre Frauen	3	FS	53,83% (19,47%)	128	0,001953125	0,308 (0,292)	RMSSD, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, Corr, Zyg
Luteale Frauen	3	FS	56,33% (20,57%)	32	0,001953125	0,346 (0,309)	RMSSD, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, Corr, Zyg

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Tabelle

Gruppe	Klassen	Selektion	Erkennungsrate	SVM.c	SVM.gamma	kappa	selektierte Features
Neutral vs. HVHA vs. HVLA vs LVLA vs. LVHA							
Alle	5	FS	42,05%(15,87%)	0,125	0,125	0,276 (0,198)	mean_RR, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Frauen	5	FS	41,88% (14,34%)	0,5	0,5	0,274(0,176)	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Männer	5	BS	41,45%(16,76%)	8	0,001953125	0,266 (0,209)	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Junge Stichprobe	5	FS	39,33% (16,60%)	128	0,001953125	0,242 (0,207)	mean_RR, SCL_std_raw, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Junge Frauen	5	BS	43,47% (17,54%)	128	0,0078125	0,292 (0,218)	mean_RR, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Junge Männer	5	BS	35,20% (15,19%)	32	0,03125	0,189 (0,189)	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Zyg
Alte Stichprobe	5	FS	43,18% (16,55%)	2	0,03125	0,289 (0,206)	mean_RR, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression, Corr
Alte Frauen	5	FS	37,11% (16,95%)	32	0,001953125	0,215 (0,211)	SCL_std_raw, SCL_n_maxi, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Alte Männer	5	BS	46,48% (13,82%)	2	0,03125	0,331 (0,173)	mean_RR, SCL_std_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr
Follikuläre Frauen	5	FS	36,37% (15,80%)	8	0,5	0,206 (0,197)	SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, Corr, Zyg
Luteale Frauen	5	BS	37,42% (12,12%)	2	0,03125	0,214 (0,153)	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, Corr, Zyg

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle III

Gruppe	Klassen	Selektion	Erkennungsrate	SVM.c	SVM.gamma	kappa	selektierte Features
				Neutral vs. HVHA			
Alle	neu/HVHA	BS	71,16% (22,71%)	32	0,03125	0,421 (0,458)	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Frauen	neu/HVHA	BS	70,51% (25,66%)	2	0,0078125	0,412 (0,515)	RMSSD, mean_RR, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Männer	neu/HVHA	BS	74,32% (26,31%)	128	0,001953125	0,486 (0,526)	RMSSD, mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Zyg
Junge Stichprobe	neu/HVHA	FS	72,98% (22,52%)	0,5	0,03125	0,453 (0,458)	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Junge Frauen	neu/HVHA	FS	76,33% (20,49%)	0,5	0,03125	0,532 (0,405)	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr
Junge Männer	neu/HVHA	BS	80,68% (16,74%)	8	0,125	0,614 (0,335)	RMSSD, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, Corr, Zyg
Alte Stichprobe	neu/HVHA	BS	70,14% (25,18%)	32	0,0078125	0,400 (0,511)	RMSSD, mean_RR, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Alte Frauen	neu/HVHA	FS	71,43% (21,45%)	8	0,03125	0,448 (0,405)	std_RR(ms), SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini
Alte Männer	neu/HVHA	BS	83,33% (19,72%)	2	0,125	0,667 (0,394)	mean_RR, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Zyg
Follikuläre Frauen	neu/HVHA	FS	75,83% (20,56%)	8	0,001953125	0,500 (0,447)	RMSSD, mean_RR, std_RR, SCL_n_mini, SCL_slope_regression, Corr
Luteale Frauen	neu/HVHA	BS	72,08% (19,59%)	128	0,0078125	0,425 (0,426)	RMSSD, mean_RR, std_RR, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_slope_regression, Zyg

Fortsetzung Anhang Tabelle III

Gruppe	Klassen	Selektion	Erkennungsrate	SVM.c	SVM.gamma	kappa	selektierte Features
Neutral vs. HVLA							
Alle	neu/HVLA	FS	68,63% (21,96%)	0,5	0,125	0,371(0,441)	SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Frauen	neu/HVLA	BS	65,77% (23,62%)	2	0,5	0,322 (0,467)	RMSSD, mean_RR, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Zyg
Männer	neu/HVLA	BS	74,77% (18,42%)	128	0,0078125	0,486 (0,376)	RMSSD, SCL_mean_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr
Junge Stichprobe	neu/HVLA	BS	67,93% (21,53%)	128	0,001953125	0,355 (0,433)	RMSSD, mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Junge Frauen	neu/HVLA	FS	55,87% (21,44%)	32	0,5	0,109 (0,434)	SCL_mean_raw, SCL_n_maxi, Zyg
Junge Männer	neu/HVLA	BS	73,86% (19,18%)	2	0,5	0,477 (0,384)	RMSSD, mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Alte Stichprobe	neu/HVLA	FS	78,01% (17,03%	2	0,125	0,553 (0,350	RMSSD, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini
Alte Frauen	neu/HVLA	FS	63,89% (21,10%	0,5	0,125	0,262 (0,426	SCL_std_raw, SCL_n_mini, SCL_n_extrema
Alte Männer	neu/HVLA	BS	81,11% (17,34%)	32	0,03125	0,600 (0,374)	mean_RR, std_RR,SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle III

Gruppe	Klassen	Selektion	Erkennungsrate	SVM.c	SVM.gamma	kappa	selektierte Features
				Neutral vs. LVLA			
Alle	neu/LVLA	FS	70,18%(20,33%)	32	0,03125	0,396	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression, Zyg
Frauen	neu/LVLA	FS	67,31%(21,30%)	128	0,03125	0,336	RMSSD, mean_RR, SCL_n_maxi, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Männer	neu/LVLA	BS	76,34%(27,77%)	2	0,03125	0,338 (0,558)	RMSSD,std_RR,SCL_mean_raw,SCL_mean_fd_rawSCL_mean_amp_maxi,SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression,Corr, Zyg
Junge Frauen	neu/LVLA	FS	68,18% (23,12%)	8	0,0078125	0,353	mean_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_integral_sum, Corr, Zyg
Junge Männer	neu/LVLA	BS	66,29% (22,96%)	32	0,0078125	0,295 (0,469)	RMSSD, SCL_mean_raw, SCL_mean_amp_maxi, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr
Alte Frauen	neu/LVLA	FS	76,19% (19,63%)	2	0,125	0,524 (0,393)	SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Zyg
Alte Männer	neu/LVLA	FS	81,67% (14,34%)	8	0,03125	0,633 (0,287)	SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, Zyg
Follikuläre Frauen	neu/LVLA	BS	70,42% (19,80%)	2	0,5	0,415 (0,395)	mean_RR, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, Zyg
Luteale Frauen	neu/LVLA	BS	64,17% (19,74%)	2	0,03125	0,270 (0,400)	std_RR, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression

Fortsetzung Tabelle, siehe nächste Seite

Fortsetzung Anhang Tabelle III

Gruppe	Klassen	Selektion	Erkennungsrate	SVM.c	SVM.gamma	kappa	selektierte Features
				Neutral vs. LVHA			
Alle	neu/LVHA	FS	78,84%(21,25%)	128	0,001953125	0,574(0,428)	mean_RR, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr,
Frauen	neu/LVHA	FS	78,08%(23,00%)	128	0,000488281	0,562 (0,460)	RMSSD, mean_RR, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr
Männer	neu/LVHA	FS	76,35%(19,23%)	2	0,03125	0,527 (0,385)	SCL_mean_amp_maxi,SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr
Junge Stichprobe	neu/LVHA	FS	76,77% (19,16%)	32	0,03125	0,530 (0,388)	RMSSD, mean_RR, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_slope_regression, Corr
Junge Frauen	neu/LVHA	BS	79,92% (21,78%)	2	0,03125	0,591 (0,443)	RMSSD, mean_RR, std_RR, SCL_mean_raw, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Junge Männer	neu/LVHA	BS	75,00% (25,00%)	2	0,125	0,500 (0,500)	mean_RR, std_RR, SCL_mean_fd_raw, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr
Alte Stichprobe	neu/LVHA	BS	83,33% (21,25%)	8	0,001953125	0,667 (0,425)	mean_RR, std_RR, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Alte Frauen	neu/LVHA	FS	80,95% (24,28%)	32	0,0078125	0,619 (0,486)	mean_RR, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_mini, Corr, Zyg
Alte Männer	neu/LVHA	BS	90,00% (15,28%)	2	0,0078125	0,800 (0,306)	RMSSD, mean_RR, std_RR), SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Follikuläre Frauen	neu/LVHA	BS	81,25% (19,16%)	8	0,5	0,625 (0,383)	RMSSD, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_mini, SCL_integral_sum, SCL_slope_regression, Corr, Zyg
Luteale Frauen	neu/LVHA	BS	84,58% (21,77%)	128	0,125	0,675 (0,455)	RMSSD, mean_RR, SCL_std_raw, SCL_mean_fd_raw, SCL_n_maxi, SCL_n_mini, SCL_n_extrema, SCL_mean_amp_maxi, SCL_mean_amp_mini, SCL_slope_regression, Corr, Zyg

DANKSAGUNG

Die Danksagung wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.

Die Danksagung wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.

LEBENSLAUF

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes entfernt.