

# Herkenning van emoties d.m.v. psychofysiologische signalen

Michaël Kerkhofs

Promotor: dr. Bart Wyns

Begeleiders: dr. Bart Wyns, Dieter Devlaminck

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van  
Master in de ingenieurswetenschappen: werktuigkunde-elektrotechniek

Vakgroep Elektrische energie, Systemen en Automatisering  
Voorzitter: prof. dr. ir. Jan Melkebeek  
Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur  
Academiejaar 2010-2011





# Herkenning van emoties d.m.v. psychofysiologische signalen

Michaël Kerkhofs

Promotor: dr. Bart Wyns

Begeleiders: dr. Bart Wyns, Dieter Devlaminck

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van  
Master in de ingenieurswetenschappen: werktuigkunde-elektrotechniek

Vakgroep Elektrische energie, Systemen en Automatisering  
Voorzitter: prof. dr. ir. Jan Melkebeek  
Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur  
Academiejaar 2010-2011



# Voorwoord

Emoties, of om het begrip wetenschappelijk te omschrijven: affectieve toestand. Iedereen kent ze wel. Mensen zijn goed in het inschatten van de gevoelstoestand van hun gesprekspartner en zo nodig zichzelf aan te passen hiernaar. We weten wanneer we iemand moeten mijden, wanneer iemand serieus of net sarcastisch is, wanneer iemand troost nodig heeft, ... Mensen die hierin afwijkend gedrag vertonen, bijvoorbeeld autistische mensen, vallen ook meteen op. Computers hebben hier helemaal geen notie van. In de meeste gevallen is dit ook niet nodig, maar er zijn wel degelijk veel nuttige toepassingen: van de entertainmentindustrie tot inzicht krijgen in de emoties van een autist die deze zelf niet kan uiten.

Mijn eigen interesses in het biomedische gebied zijn een gevolg van mijn concentratiestoornis (ADD) en leerstoornis (NLD). Er is al heel wat onderzoek gevoerd naar remedies hiervoor door middel van biofeedback in plaats van medicatie. Het gebruik van metingen van hersengolven als input aan een computer om deze dan terug te koppelen naar die persoon vind ik één van de meest interessante biomedische ontwikkelingen. Ik heb dan ook niet getwijfeld om deze thesis te kiezen. De opzet was anders, maar het was wel een eerste instap in de wereld van psychofysiologische signalen en biofeedback. Bij deze wil ik ook mijn promotor, Bart Wyns bedanken om deze thesis aan te bieden en mij zeer vrij te laten in de invulling ervan, en mijn begeleider Dieter Devlaminck voor de eerste hulp met de set-up. Mijn interesses zijn geprikkeld - al merkt mijn computer het niet - en ik denk niet dat deze thesis mijn laatste feit zal zijn in deze onderzoekstak waarvan de komende jaren meer en meer toepassingen het dagelijkse leven zullen insluipen.

Deze thesis afwerken was een zeer leerrijke ervaring, voornamelijk dan met betrekking tot de biomedische achtergrond en het *machinaal leren* domein waarvan ik bij aanvang nog niet zoveel afwist. Ook is dit de afsluiter van mijn studies. Daarom wil ik in de eerste plaats mijn ouders bedanken om dit mogelijk te maken voor mij en er mij te blijven in steunen. Ook een dank aan alle vrienden, voor alle steun de afgelopen jaren en in het bijzonder aan mijn vriendin Anke, wiens steun meer dan belangrijk was.

Gent, 6 juni 2011

Michaël Kerkhofs

# Toelating tot bruikleen

*De auteur geeft de toelating deze masterproef voor consultatie beschikbaar te stellen en delen van de masterproef te kopiëren voor persoonlijk gebruik. Elk ander gebruik valt onder de beperkingen van het auteursrecht, in het bijzonder met betrekking tot de verplichting de bron uitdrukkelijk te vermelden bij het aanhalen van resultaten uit deze masterproef.*

Gent, 6 juni 2011

Michaël Kerkhofs

# Herkenning van emoties d.m.v. psychofysiologische signalen

Auteur: Michaël Kerkhofs Promotor: dr. Bart Wyns

Begeleiders: dr. Bart Wyns, Dieter Devlaminck

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van Master in de ingenieurswetenschappen: werktuigkunde-elektrotechniek

Vakgroep Elektrische energie, Systemen en Automatisering

Voorzitter: prof. dr. ir. Jan Melkebeek

Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur

Academiejaar 2010-2011

## Samenvatting

In deze thesis werd de mogelijkheid om emoties te herkennen uit psychofysiologische signalen van korte tijdsduur onderzocht, met het oog op toepassing in een biofeedback applicatie in een virtuele omgeving. Hiervoor werd een grafische user interface gebouwd die op een gecontroleerde manier stimuli afspeelt en de opgemeten fysiologische signalen opslaat voor verdere offline verwerking. De aangelegde stimuli zijn afbeeldingen waarvan de affectieve inhoud gekend is, afkomstig uit het *international affective picture system*.

De gekozen signalen zijn hartslagvariabiliteit (HRV) en electrodermale activiteit (EDA). Eigenschappen van het HRV signaal bevatten informatie over de valentie (positief of negatief) van de emotie en eigenschappen van het EDA signaal houden verband met de arousal (opgewondenheid) van de emotie. Dit is het twee assige emotie model van Russel. Deze verbanden werden bevestigd voor signalen van korte tijdsduur, waarbij EDA het betere signaal is van de twee, aangezien HRV niet tijdskritisch gemaakt kan worden. Om de gewenste eigenschappen te bepalen is ten minste een signaal van 1 minuut nodig en 5 minuten worden aangeraden. De standaardafwijking en scheefheid, berekend uit EDA segmenten van 1 seconde blijken een goede indicator voor de arousal van de testpersoon op dat moment.

Aangezien EDA zeer bruikbaar is voor realtime toepassingen wordt dit signaal gekozen als input voor een biofeedback applicatie. Een virtuele kamer wordt opgebouwd in het open-source programma NeuroVR en een verbinding met Matlab wordt opgezet via Java. Om sterkere emoties te simuleren worden irritante geluiden gebruikt i.p.v. afbeeldingen. Met de eigenschappen uit deze metingen wordt een support vector machine getraind. De algemene accuraatheid hiervan is 61.2 % maar deze kan verbeterd worden door slechte signaaldata te verwijderen alvorens de eigenschappen te bepalen.

# Emotion recognition based on the measurement of psychophysiological signals

Michaël Kerkhofs

Supervisor(s): dr. Bart Wyns, Dieter Devlaminck

**Abstract**—This article looks at the quality of emotion recognition, using support vector machines trained on features from a minimum of two short term psychophysiological signals whose response to emotions are proven. These are heart rate variability features, derived from an ECG and features from skin conductivity, measured at the fingers. Also, a biofeedback application for treatment of phobias in a virtual environment is built, using the results achieved for the electrodermal activity.

**Keywords**— Heart rate variability, Electrodermal activity, Emotion recognition, Support vector machines, Virtual environment, Biofeedback, Man-machine interface

## I. INTRODUCTION

EMOTIONS are a well known concept to humans and are important in our daily activities. Yet, the use of emotions as an input for computers systems is not used that much, although there are a lot of useful applications: smart homes, automated biofeedback, knowing the emotions of an autistic child, ... The difficulty is in part due to the difficulty of the concept of emotion. To extract emotion information from signals measured from the human body, one must understand the underlying link between the emotion and the particular response of the body to that emotion. Also, there must be a clear way to describe an emotion. In this article, a two dimensional model of emotion is used: the valence-arousal model of Russel [1]. This model gives every emotion a valence and an arousal component. Valence indicates whether the emotion is positive or negative and arousal is a measure for the excitement (low or high). This simplifies emotions from a discrete set with all the emotions to two dimensions which describe the emotions. Heart rate variability (HRV), calculated from the ECG, is chosen to distinguish between valence levels and the conductivity of the skin (EDA), measured at the fingers is used for the arousal dimension [2], [3], [4], [5], [6], [7]. The fact that these signals contain information about the present emotion, can be explained from a psychophysiological point of view. An emotion is a physiological response to a psychological stimulus. The stimulus is processed in the emotional center of the brain, the limbic system, and this information triggers activity of the autonomic nervous system (ANS). This activity results in change of certain bodily systems such as the accelerating of the heart beats or the activation of sweat glands, thus explaining why measuring these signals provides us information on the underlying emotion [8], [9]. A standardized method to incite the specific emotion is the *International Affective Picture System* (IAPS) [10]. This is a database with pictures whose valence and arousal is documented through trials with large test groups. The IAPS pictures act as the stimulus and the following reaction is measured. From these signals, features are calculated and with the help of support vector machines, the

quality of these features to differentiate between various emotional states is checked. Also, a biofeedback application for the treatment of phobias is built and tested in which the emotion is used as an input for a virtual environment [11]. Since phobias are linked to negative feelings, we can pose that the valence of the emotions will always be negative and that arousal is the dominant parameter. As an example, a spider phobia is used. The person sees a virtual room on the computer, filled with spiders in the back. While his measured arousal is low, the spiders will crawl closer and when he gets excited they will slow down and eventually move backwards again until he is calmer.

## II. MATERIALS AND METHODS

### A. *Inciting the emotions*

A Matlab GUI is built which loads and shows different sets of IAPS pictures. Parameters such as time of showing and waiting time for the next picture can be chosen. The GUI also keeps the timing and saves this and both the ECG and EDA measurements in a Matlab struct.

### B. *Psychophysiological signals*

Both signals are measured with a TMSi Refa system and fed into a computer for offline or online calculations in Matlab. The acquisition of the TMSi signal in Matlab is accomplished with the help of the freely available Fieldtrip buffer. The ECG signal is measured with two electrodes: one under the right collar bone and one on the lower left ribs. With a peak detection, the heart-beat is extracted, from which the HRV signal is calculated. The EDA signal is measured with an electrode on the index finger and on the forefinger of the same hand. A voltage is put over these electrodes and by measuring the flowing current, the skin conductivity is calculated. From both signals, time segments of 30 and 10 seconds are used to determine the quality of the recognition [6], [8], [9], [12], [13].

From both signals, statistical features as mean, standard deviation and skewness are calculated. From the HRV, there are also frequency features such as low (0.04-0.15 Hz) and high (0.15-0.4 Hz) frequency power spectrum and the ratio of these, RMS value and pnn50. The EDA signal does not have frequency components but consists of a tonic component (baseline) with phasic components (or skin conductance response, SCR) imposed on it. These SCR's are mostly responses to stimuli a few seconds earlier and therefore contain a lot of information about the nature of the imposed stimuli. Used EDA features are: baseline level, number of SCR's; first differential, maximum and rise time of the first SCR and latency between stimulus and appearing of the SCR. The best features, not related to a specific stimulus

are standard deviation and skewness. The quality of these features to recognize arousal that is not linked to a specific stimulus from very short time segments (1 second) is tested offline. Afterwards, a SVM trained with these EDA features is used as the decision maker to move the spiders in the biofeedback application [6], [8], [9], [12], [13].

### C. Support Vector Machines

Support vector machines (SVM) are a technique from machine learning, used to classify data to one of two groups. By transforming the data to a higher dimensional plane, using a kernel function and minimizing a cost function, one tries to find a SVM that can classify new data to the right group with good accuracy. A SVM with RBF kernel is used. The optimal RBF parameter  $\gamma$  and cost parameter C are found by using a grid search with exponentially varying  $(\gamma, C)$  pairs [14]. These optimal parameters are calculated from offline data to use in the realtime experiment afterwards.

### D. Virtual Environment

A virtual environment is a lot like a game. The person can move around in it, using the keyboard and can look around using a computer screen or a head mounted display (HMD) which gives a more immersive experience. To set up and run the environment, NeuroVR is used [15]. This is an open source program with a drag and drop editor to construct a virtual environment. It also contains a player to render the scene, through which interactivity is possible by means of a web form. By sending values to a connector in the environment, one can change the position and properties of objects in realtime in the environment. Sending values from Matlab to NeuroVR is done by Java Http-Client. Here, a room with spiders is built in which the distance of the spiders to the test person will be determined by the level of arousal, calculated from the EDA signal.

## III. RESULTS

After filtering the EDA signal for 50 Hz noise, both signals were acquired very well. The frequency features of the HRV signal are useless for short time signals (30s and less), since at least 2 minutes of signal and preferably 5 minutes is needed to calculate these. The EDA signal proved to be very good at distinguishing between low and high arousal. Recognition rates of more than 80% were achieved for data following a specific stimulus. The accuracy of the SVM was comparable for segments of 10 and 30 seconds. This can be explained because most of the important features are linked to the first peak that appears after the stimulus and this peak appears within the first 10 seconds. For features, calculated from 1s EDA signals from one measurement, an accuracy of 77.6 % is achieved. For the same (optimized) calculations, applied on different measurements, the accuracy drops to 61.2 %. These results can be improved by deleting EDA segments which are known to be faulty. These are mainly measurements during a calm moment in which something happens that triggers the test person to lose his 'calm'.

Standard deviation and skewness appear to be good indicators of arousal, not linked to a specific stimulus. This can be explained by the fact that these give an indication about the shape

of the EDA signal and this changes a lot (high arousal: steep rising edges; low arousal: slow decaying signal). By shortening the time segments, the data becomes less separable but an accuracy of 60 % is still achieved. This could be improved by removing faulty segments from the data before training the SVM.

## IV. CONCLUSION AND FUTURE WORK

HRV is not usable for realtime estimation of valence. A correlation between short time EDA signals and arousal is found. More calculations with different measurements need to be done as the accuracy seems to be lower then. These results are used to move spiders in a virtual environment. More research should be put in the way the stimuli are presented to the test person so less wrong data gets to the classifier. This includes the used stimuli (pictures, sounds or videos) and the way they are presented (computer screen or head mounted display for a more immersive environment). Another way to improve the accuracy is to use more than one signal to recognize arousal levels. Possible physiological signals are breathing rate, EEG and EMG on jaw or neck. Another interesting approach could be to detect frustration levels instead of arousal levels, since this has more practical uses. Frustration can be used as a measure of how much a computer program (or other stimulus) is annoying a person.

## REFERENCES

- [1] J. Russel, *A circumplex model of affect*, Journal of Personality and Social Psychology, 39: 1161-1178, 1980.
- [2] J. Wagner, J. Kim, E. André, *Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals*, Medical & Biological Engineering & Computing, 42(3):419-427, 2004.
- [3] K. Takahashi, *Remarks on emotion recognition from bio-potential signals*, 2nd International Conference on Autonomous Robots and Agents, December 2004.
- [4] J. Kim and E. André, *Emotion recognition based on physiological changes in music listening*, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, December 2008.
- [5] M. C. Whang and J.S. Sang, *Physiological parameters useful to interface with computers to respond to two dimensional emotions*, AMCIS 2000 Proceedings, 2000.
- [6] E. L. van den Broek, V. Lisy, J. H. Janssen, *Affective man-machine interface: Unveiling human emotions through biosignals*, Biomedical Engineering Systems and Technologies, 52: 21-47, Berlin, 2010.
- [7] K.H. Kim, S.W. Bang, and S.R. Kim, *From physiological signals to emotions: implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification*, Institute of Computer Science, University of Augsburg, Germany.
- [8] J. T. Cacioppo, L. G. Tassinary, and G. G. Berntson, *Handbook of psychophysiology*, Cambridge University Press, 3 edition, 2007.
- [9] R.M. Stern, W. J. Ray, and K.S. Quigley, *Psychophysiological Recording*, Oxford University Press, 2001.
- [10] P.J. Lang, M.M. Bradley, and B.N. Cuthbert, *International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual. Technical report a-8*, University of Florida, Gainesville, FL, 2008.
- [11] C. Repetto and A. Gorini and C. Vigna and D. Algeri and F. Pallavicini and G. Riva, *The use of biofeedback in clinical virtual reality: the INTREPID project*, Journal of visualized experiments: JoVE, 33, 2009.
- [12] G. G. Berntson and T.J. Bigger and D.L. Eckberg and P. Grossman and P.G. Kaufmann and M. Malik and H.N. Nagaraja and S.W. Porges and J.P. Saul and P.H. Stone and M.W. Van Der Molen, *Heart rate variability: Origins, methods, and interpretive caveats*, Psychophysiology, 34:623-648, 1997.
- [13] D.T. Lykken and P.H. Venables *Direct measurement of skin conductance: a proposal for standardisation*, Psychophysiology, 8:656-672, 1971.
- [14] C.-W. Hsu, C.-C. Chang, and C.-J. Lin, *A practical guide to support vector classification*, 2010.
- [15] G. Riva, L. Carelli, A. Gaggioli, A. Gorini, C. Vigna, R. Corsi, G. Faletti, and L. Vezzadini, *Neurovr 1.5 - a free virtual reality platform for the assessment and treatment in clinical psychology and neuroscience*, Studies in health technologies and informatics, 142: 268270, 2009.



# Afkortingen

<b>Afkorting</b>	<b>Beschrijving</b>
AmI	Ambient Intelligence
ANS	Autonom Zenuwstel (eng.: <i>Autonomic Nervous System</i> )
BCI	Brein Computer Interface (eng.: <i>Brain Computer Interface</i> )
CNS	Centraal Zenuwstelsel (eng.: <i>Central Nervous System</i> )
ECG	Electrocardiogram / -grafie
EDA	Electrodermale Activiteit
EEG	Elektro-encefalografie
EGG	Electrogastrogram / -grafie
EMG	Elektromyogram / -grafie
EOG	Elektro-oculogram / - grafie
GSR	Galvanische Huid Responsie (eng.: <i>Galvanic Skin Response</i> )
GUI	Graphical User Interface
HMD	Head Mounted Display
HRV	Heart Rate Variability
IAPS	International Affective Picture System
LOOCV	Leave One Out Cross Validation
MMI	Man-Machine Interface
PNS	Perifere Zenuwstelsel (eng.: <i>Peripheral Nervous System</i> )
SCL	Skin Conductance Level
SCR	Skin Conductance Response
SPL	Skin Potential Level
SPR	Skin Potential Response
UTF-8	8-bit Unicode Transformation Format
VR	Virtual Reality

# Inhoudsopgave

<b>1</b>	<b>Gebruik van emoties als ingang voor een digitaal systeem</b>	<b>1</b>
1.1	Situering . . . . .	1
1.2	Voorbeelden . . . . .	1
1.2.1	Ambient Intelligence . . . . .	1
1.2.2	INTREPID . . . . .	2
1.2.3	Q-sensor . . . . .	2
1.2.4	Aandoeningen . . . . .	2
1.2.5	Robotica . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Emoties: een achtergrond</b>	<b>3</b>
2.1	Definitie . . . . .	3
2.1.1	Een model voor emoties . . . . .	3
2.1.2	Discrete emoties . . . . .	4
2.1.3	Valentie-arousal model . . . . .	4
2.2	Fysiologische achtergrond van emoties . . . . .	5
2.2.1	Opbouw van het zenuwstelsel . . . . .	5
2.3	Psychofysiologische signalen . . . . .	8
2.3.1	Elektrisch profiel van verschillende lichaamssystemen . . . . .	8
2.3.2	Keuze van de signalen . . . . .	9
2.3.3	Het cardiovasculaire systeem: ECG . . . . .	10
2.3.4	De huid: EDA . . . . .	11
<b>3</b>	<b>Emotieherkenning</b>	<b>14</b>
3.1	Inleiding . . . . .	14
3.2	Opwekken van de emoties: International Affective Picture System . . . . .	15
3.3	Acquisitie van de psychofysiologische signalen . . . . .	17
3.3.1	Acquisitie systeem . . . . .	17
3.3.2	Sensors . . . . .	17
3.3.3	Signalen naar Matlab: Fieldrip buffer . . . . .	19
3.3.4	Matlab GUI . . . . .	19

3.4	Bepaling van de valentie van de emotie: HRV . . . . .	20
3.4.1	Van ECG naar HRV . . . . .	20
3.4.2	HRV features . . . . .	21
3.4.3	Optimale featureset . . . . .	23
3.5	Bepaling van de arousal van de emotie: EDA . . . . .	23
3.5.1	Verkrijgen van het signaal . . . . .	23
3.5.2	EDA features . . . . .	24
3.6	Herkenning van de emoties: SVM . . . . .	28
3.6.1	Theorie . . . . .	28
3.6.2	Schaling van de data . . . . .	31
3.6.3	Trainen van de SVM . . . . .	32
3.6.4	Validatie van de SVM . . . . .	33
3.6.5	Implementatie . . . . .	33
3.7	Resultaat . . . . .	34
3.7.1	HRV . . . . .	35
3.7.2	EDA . . . . .	36
3.8	Opmerkingen . . . . .	39
3.8.1	Opwekken van de emoties . . . . .	39
3.8.2	Methode . . . . .	39
3.8.3	HRV . . . . .	39
3.9	Besluit . . . . .	40
<b>4</b>	<b>Biofeedback m.b.v. Matlab en NeuroVR ter bestrijding van fobiën</b>	<b>42</b>
4.1	Inleiding . . . . .	42
4.2	Doel . . . . .	43
4.3	De virtuele omgeving: NeuroVR . . . . .	44
4.3.1	Inleiding . . . . .	44
4.3.2	Het scenario . . . . .	45
4.3.3	Connectiviteit met externe applicaties . . . . .	45
4.4	Keuze van de fysiologische signalen . . . . .	47
4.4.1	Vereenvoudiging van het valentie-arousal model . . . . .	47
4.4.2	Opmeten van het signaal . . . . .	47
4.5	Dataverwerking en realtime beslissen: Matlab . . . . .	47
4.5.1	Keuze features . . . . .	47
4.5.2	Trainen SVM . . . . .	48
4.5.3	Realtime beslissen . . . . .	48
4.5.4	Verbinding tussen Matlab en NeuroVR . . . . .	49
4.6	Resultaten . . . . .	50
4.6.1	Overzicht . . . . .	50

4.6.2	Opmeten van de arousal datasets voor offline berekeningen . . . . .	51
4.6.3	Offline bepalen van de RBF kernel parameters . . . . .	52
4.6.4	Bespreking van de realtime testen . . . . .	56
4.7	Opmerkingen . . . . .	57
4.7.1	Kwaliteit classifier . . . . .	57
4.7.2	Lengte van de segmenten . . . . .	58
4.8	Besluit . . . . .	58
<b>5</b>	<b>Besluit en verder onderzoek</b>	<b>59</b>
5.1	Besluit . . . . .	59
5.1.1	Emoties, keuze van de signalen en stimuli . . . . .	59
5.1.2	Biofeedback applicatie in een virtuele omgeving . . . . .	60
5.1.3	Voorbereiding . . . . .	61
5.2	Verder onderzoek . . . . .	61

# Hoofdstuk 1

## Gebruik van emoties als ingang voor een digitaal systeem

### 1.1 Situering

Huidige Man-Machine Interfaces (MMI) hebben geen link met onze emoties. Daarom dat machines (computers) als koud ervaren worden. Over emoties wordt vaak heen gekeken bij het verbeteren van huidige systemen. Nochtans kan het duidelijk maken van onze affectieve toestand aan computers veel voordelen hebben. Het onderzoek naar het gebruik van emoties als computerinput kreeg grotere belangstelling na het verschijnen van het boek *Affective Computing* uit 1997 door Rosalind Picard [1], professor aan de universiteit van MIT.

### 1.2 Voorbeelden

#### 1.2.1 Ambient Intelligence

*Ambient Intelligence* (AmI) is een benaming voor projecten die de integratie van technologie en computers in het dagelijkse leven bevorderen. Hierbij staat gebruiksgemak en intuïtiviteit op de eerste plaats. De grondslagen hiervoor zijn in de jaren '90 gelegd, wanneer rekenkracht goedkoop beschikbaar werd. In een toekomstig huis volgens de visie van AmI zal elk elektrisch toestel in het huis verbonden zijn met en kunnen communiceren mee een centraal netwerk. Ook de link tussen deze technologische omgeving en de gebruiker speelt een grote rol in deze visie. Om deze wisselwerking natuurlijk te laten aanvoelen moet ook de omgeving bewust worden van de gebruiker. Het kennen van de affectieve toestand van de gebruiker is dus een belangrijk gegeven. Naast het onderzoek naar draagbare sensoren die de gebruiker niet hinderen (geïntegreerd in kleding, sieraden, ...), is ook de goede verwerking van deze gegevens tot nuttige data voor computers een belangrijk gegeven [2, 3].

### 1.2.2 INTREPID

Het INTREPID project is een Europees onderzoek naar het ontwerp van een draagbaar systeem met meerdere sensors die lichaamssignalen opmeten. Het doel hiervan is een draagbaar biofeedback systeem te ontwikkelen voor mensen met bepaalde fobiën waarbij de meting van de opwinding van de patiënt een input is voor virtuele omgeving. Het realistisch ervaren van de virtuele omgeving wordt versterkt door het gebruik van *Head Mounted Displays* (HMD's) en *virtual reality* (VR) handschoenen. De patiënt kan op deze manier zijn angsten leren controleren [4].

### 1.2.3 Q-sensor

De S-sensor is een armband, ontworpen door de MIT spin-off Affectiva<sup>1</sup>, die affectieve toestanden kan meten. Hiervoor maakt de armband gebruik van metingen van de huidconductantie en temperatuur van de patiënt. Dit is een voorbeeld van emotieherkende technologie die succesvol commercieel toegepast werd. De *National Science Foundation* prijs die Affectiva in januari 2011 gewonnen heeft, bewijst dat ook de nutswaarde van de technologie ingezien wordt.

### 1.2.4 Aandoeningen

Zoals hiervoor al aangehaald heeft het meten van emoties, naast het gebruik voor recreatieve doeleinden, ook veel potentieel in de medische wereld. Voorbeelden hiervan zijn het gebruik van biofeedback voor de bestrijding van stress, depressies of fobieën. Een andere nuttige toepassing hiervoor is bijvoorbeeld bij kinderen met een autistische aandoening. Aangezien zij hun emoties moeilijk kunnen uiten, kan een extern systeem die dit wel kan veel situaties vereenvoudigen voor de mensen rondom hen.

### 1.2.5 Robotica

Robots dringen steeds meer door in het dagelijkse leven. Vooral omdat sommige mensen dit als onaangenaam kunnen ervaren, is het nodig dat deze systemen kunnen waarnemen wanneer ze dicht naderen of bewegingen uitvoeren die als onbehagelijk ervaren worden.

Dit zijn slechts enkele voorbeelden, maar er kunnen meteen nog meer nuttige toepassingen voor de geest gehaald worden.

---

<sup>1</sup>[www.affectiva.com](http://www.affectiva.com)

## Hoofdstuk 2

# Emoties: een achtergrond

### 2.1 Definitie

#### 2.1.1 Een model voor emoties

Het woord *emotie* is afgeleid van het latijnse *emovere*, wat letterlijk betekent: *aanzetten tot beweging*. Dit lijkt een vreemde beschrijving van wat wij beschrijven met emoties, namelijk bepaalde gevoelstoestanden zoals blijdschap, woede, verbazing, ...

Wat emoties zijn is zeer duidelijk voor mensen, maar een algemene definitie voor emoties bestaat niet. De meeste interpretaties stellen wel dat emoties toestanden zijn die het gevolg zijn van complexe interne processen en uitwendige situaties. Emoties zijn een bepaalde reactie van de persoon op externe stimuli. De verwerking van deze stimuli gebeurt in de hersenen, meer bepaald in het limbisch systeem, een onderdeel van de grote hersenen. De belangrijkste structuren van het limbisch systeem die bijdragen aan emoties zijn de hypothalamus en de amygdala [5, 6].

Een compacte definitie die emoties goed omschrijft is:

*Een emotie heeft een fysiologische reactie tot gevolg op een (externe) psychologische stimulus.*

Deze definitie stelt dat emoties een oorzaak hebben (de stimulus), waarop het lichaam op een bepaalde manier reageert. Bijvoorbeeld, het versnellen van de hartslag en verwijden van de ogen bij angst, klamme handen bij zenuwen, opspannen van de spieren bij ergernis of woede, ... Net zoals het latijnse woord *emovere*, zetten emoties bepaalde lichaamsprocessen in beweging.

Het meten van veel van deze processen zal geen probleem blijken. Duidelijke verbanden tussen lichaamssignalen en specifieke emoties vastleggen is heel wat minder vanzelfsprekend. Daarom wordt hierna een korte beschrijving gegeven van de mogelijke manieren om emoties voor te stellen en de keuze in deze thesis. Ook wordt er een korte beschrijving gegeven van de

fysiologische oorsprong van emoties en het effect hiervan op het zenuwstelsel. Dit verklaart waarom het wel degelijk mogelijk is, aan de hand van lichaamssignalen, de achterliggende emotie te herkennen.

### 2.1.2 Discrete emoties

William James stelde de hypothese dat elke emotie een bepaalde fysiologische toestand voorstelt [7]. Over de exacte voorstelling van emoties bestaat eveneens onenigheid. Sommige wetenschappers, zoals James, houden het bij een lijst van discrete emoties. Anderen geloven dat er een set van basisemoties bestaan en een set van complexere emoties die daar van afgeleid zijn. Basis emoties zijn emoties die in elke cultuur terug te vinden zijn en die herkenbaar zijn voor iedereen. Door foto's van verschillende emoties te tonen aan stammen die weinig of geen contact met de rest van de wereld hadden werden bepaalde emoties vooropgesteld als universeel of basis. Afhankelijk van de onderzoeker en van de gebruikte veronderstellingen durft deze basisverzameling wel te verschillen. Tabel 2.1 geeft een lijst van basis emoties weer volgens verschillende auteurs [8].

Auteur	Basis emoties
Arnold	woede, afkeer, moed, neerslachtigheid, wanhoop, angst, haat, hoop, liefde, droevigheid
Ekman	woede, afkeer, angst, vreugde, droevigheid, verbazing
Frijda	verlangen, blijdschap, interesse, verbazing, smart
Gray	woede, angst, vreugde
Izard	woede, minachting, afkeer, angst, schuld, interesse, blijdschap, schaamte, verbazing
James	angst, verdriet, liefde, woede
McDougall	woede, afkeer, opgetogenheid, angst, verbazing, onderwerping
Mowrer	pijn, plezier
Oatley	woede, afkeer, angst, blijdschap, droevigheid
Panksepp	verwachting, angst, woede, paniek
Plutchik	aanvaarding, woede, verwachting, afkeer, vreugde, angst, droevigheid, verbazing
Tomkins	woede, interesse, minachting, afkeer, nood, angst, vreugde, schaamte, verbazing
Watson	angst, liefde, woede
Weiner	Blijdschap, droevigheid

**Tabel 2.1:** Basisemoties volgens verschillende auteurs [8]

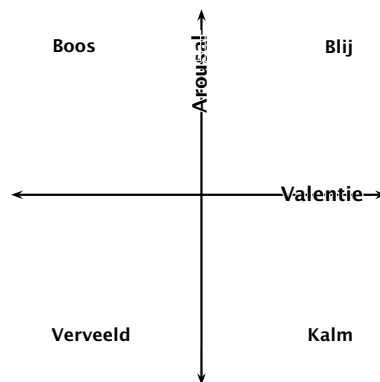
### 2.1.3 Valentie-arousal model

Een andere voorstelling maakt gebruik van een twee-assig continu model, vooropgesteld door Russel en afgebeeld in Figuur 2.1 [9]. De valentie-as geeft weer of de emotie positief of negatief is. De arousal-as geeft de intensiteit van de emotie weer. Hierbij zijn valentie en arousal wetenschappelijke termen, gedefinieerd in de psychologische literatuur. Valentie en arousal



zijn psychologische en fysiologische toestanden die verband houden met de activatie van het centrale en autonome zenuwstelsel. Het is een indicatie voor bewustzijn en gevoeligheid aan stimuli. Beide emotie modellen sluiten elkaar niet uit en het is mogelijk een mapping te maken tussen discrete emoties en het valentie-arousal model (bijvoorbeeld, blijdschap heeft positieve valentie en hoge arousal terwijl woede ook een hoge arousal waarde heeft, maar een negatieve valentie).

Ondanks de simpliciteit, wordt dit model grotendeels aanvaard als model om emoties te koppelen aan psychologische toestanden. Net door de simpliciteit - complexe toestanden als emoties beschrijven volgens twee assen - vindt dit model veel bijval in de ingenieurswereld. Het is dan ook het voorkeursmodel om emoties te beschrijven voor computergebruik. Recent onderzoek toont zelfs aan dat betere resultaten kunnen behaald worden door emoties te classificeren naar één van twee onderliggende dimensies in plaats van naar de discrete emotie zelf [10]. Ook in deze thesis wordt om deze redenen uitgegaan van dit model.



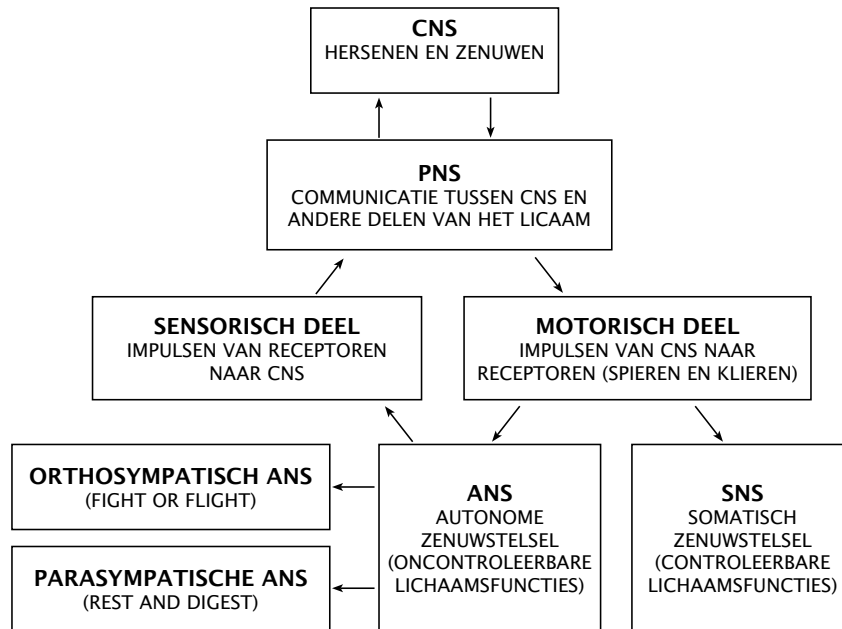
**Figuur 2.1:** Valentie-Arousal model

## 2.2 Fysiologische achtergrond van emoties

### 2.2.1 Opbouw van het zenuwstelsel

Als we bang of boos zijn, begint ons hart sneller te slaan, onze ademhaling versnelt, onze spieren spannen op en onze handen beginnen te zweten. De hartslag, ademhaling, spiercontractie en zweten zijn allemaal reacties van interne organen en systemen, gestuurd door het autonome zenuwstelsel (ANS). Dit bestaat op zijn beurt uit het parasympatische en het orthosympatische ANS. Het ANS wisselt informatie met het perifere zenuwstelsel (PNS) dat op zijn beurt communiceert met het centrale zenuwstelsel (CNS). Het CNS bestaat uit het

ruggenmerg en de hersenen, het controlecentrum van ons lichaam. De wisselwerking tussen de verschillende delen van het zenuwstelsel worden vereenvoudigd weergegeven in Figuur 2.2 [11].



**Figuur 2.2:** Vereenvoudigd model van het zenuwstelsel, gebaseerd op figuur uit [12]

Een deel van de hersenen, het limbisch systeem wordt in verband gebracht met emoties en geheugen. Hier worden externe stimuli verwerkt en wordt de reactie doorgezonden naar het ANS. Een bepaalde prikkel zal in de hersenen verwerkt worden, waarna een bepaalde emotie wordt toegekend aan de ontvangen signalen. Deze informatie wordt gebruikt door het ANS wat bijvoorbeeld hersenactiviteit, spiercontracties, een hartslagverandering of zweetende handen tot gevolg heeft. Deze signalen zijn meetbaar en worden psychofysiologische signalen genoemd [13, 6, 14].

Dat emoties lichaamsreacties tot gevolg hebben is nu wel duidelijk. Dat deze lichaamsreacties ook specifiek zijn voor bepaalde emotionele toestanden is niet vanzelfsprekend. Daarom wordt een korte bespreking gegeven van enkele lichaamssystemen die bijdragen aan het principe waarop deze thesis gestoeld is:

### Limbisch systeem

Het limbisch systeem is een groep hersenstructuren die onder andere tussenkomen in de verwerking van emoties. De belangrijkste structuren ervan zijn: hypothalamus, amygdala,

thalamus en hippocampus. Hierna worden de hoofdfuncties van deze subsystemen samengevat zodat duidelijk wordt dat ze informatie van alle zintuigen en sensorsystemen van het lichaam ontvangen als input en als output rechtstreeks het autonome zenuwstelsel aansturen [13, 14].

### **Hypothalamus**

De hypothalamus controleert het autonome zenuwstelsel en het endocriene systeem. Informatie wordt ontvangen via het ruggenmerg, exterosensoren (smaak-, reuk-, gezicht-, gehoor- en huidzintuigen) voor prikkels van de buitenwereld en interosensoren (organen en lichaams-holten) voor prikkels uit het lichaam zelf. Ook enkele vezels van de optische zenuw sturen visuele informatie rechtstreeks naar deze structuur. De hypothalamus verwerkt de informatie en stuurt neurale signalen naar het autonome zenuwstelsel.

### **Amygdala**

De amygdala legt verbanden tussen informatie die van verschillende zintuigen afkomstig is en koppelt deze aan emoties. Bij iedere nieuwe situatie bepaalt het individu welke emotionele reactie het meest zinvol is. Daarbij reageert de amygdala bijvoorbeeld ook op de gezichts-uitdrukking van anderen. De reactie van de amygdala op prikkels die angst veroorzaken kan snel en volledig automatisch (d.w.z.reflexmatig) plaatsvinden. De amygdala speelt een belangrijke rol bij het vormen en opslaan van herinneringen aan emotionele gebeurtenissen. Daarbij wordt informatie die afkomstig is van verschillende zintuigen geïntegreerd. Na het verwerken van de ontvangen informatie stuurt de amygdala impulsen naar de hypothalamus die het orthosympatische zenuwstelsel activeren [15].

### **Thalamus**

De thalamus ontvangt ook informatie van alle sensorsystemen in het lichaam en stuurt deze informatie door naar andere delen van het limbisch systeem of de hersenen.

### **Autonoom zenuwstelsel**

Het autonoom zenuwstelsel is het deel van het zenuwstelsel dat informatie stuurt naar de organen en de onbewuste processen regelt. Het heeft invloed op processen als hartslag, zweten, speekselproductie, vertering, pupildiameter en seksuele opwinding. De meeste functies zijn wel onbewust, maar in sommige gevallen is een zekere vorm van controle mogelijk, bijvoorbeeld bij de ademhaling. Het bestaat uit het parasympatisch en orthosympatisch zenuwstelsel.

### **Orthosympathisch zenuwstelsel**

Het orthosympathisch zenuwstelsel, ook wel sympatisch zenuwstelsel genoemd, is het deel van het autonome zenuwstelsel dat de organen zodanig beïnvloedt dat het lichaam arbeid kan

verrichten. Uit evolutionair standpunt, wordt het orthosympatisch zenuwstelsel gekoppeld aan de *fight or flight* reflex. Het zorgt dat, in geval van nood, het lichaam op een gepaste manier reageert om te overleven.

### **Parasympathisch zenuwstelsel**

Het parasympathisch zenuwstelsel is het deel van het autonome zenuwstelsel dat de organen zodanig beïnvloedt dat het lichaam in een toestand van rust en herstel kan komen. Het parasympathische zenuwstelsel zorgt onder andere voor een grotere productie van verteringssappen, een snellere darmbeweging, verwijding van de bloedvaten naar het spijsverteringsstelsel en een snellere nierwerking. Het verlaagt onder andere de hartslagfrequentie en ademfrequentie. Naar analogie met de *fight or flight* reflex van het orthosympatisch zenuwstelsel wordt dit ook wel de *rest and digest* genoemd.

### **Organen en systemen**

Alle organen worden door het para- of orthosympathische zenuwstelsel bezenuwd en meestal door beide. Activiteit van het zenuwstelsel zal een reactie van deze organen tot gevolg hebben. Meten van veranderingen in de toestand van de organen/systemen van het lichaam geeft dus informatie over het autonome zenuwstelsel wat op zijn beurt informatie geeft over de emoties opgewekt door het limbisch systeem [13].

## **2.3 Psychofysiologische signalen**

### **2.3.1 Elektrisch profiel van verschillende lichaamssystemen**

Emoties worden verwerkt in de hersenen en veroorzaken een bepaalde reactie. De hersenen scheiden neurotransmitters en hormonen af. Aangezien deze gelinkt kunnen worden aan de emoties, kan een emotieschatting uitgevoerd worden door meting van hormoongehaltenes of door elektrodes rechtstreeks in de hersenen in te planten. Deze methodes zijn meestal niet praktisch bruikbaar en met het oog op draagbare en alledaags bruikbare methoden wordt enkel gekeken naar niet-invasieve methoden om informatie over het zenuwstelsel te krijgen. Veel onderzoek is al verricht naar het gebruik van gezichtsherkenningsoftware en stemanalyse. Dit zijn echter methodes die beïnvloed kunnen worden door mensen. Gezichtsherkenning wordt nutteloos bij een *poker face* en ook op de eigenschappen van de stem heeft de mens invloed. De zenuwactiviteit levert een 'eerlijker' signaal. Daartegenover staat dat de gemeten signalen moeilijker te interpreteren zijn aangezien ze niet rechtstreeks te linken zijn aan de menselijke perceptie van emotie (bij gezichtsherkenning is op voorhand geweten welke uitdrukking bij welke emotie hoort). Enkele van deze lichaamssystemen (en de manier van meten van het bijhorende signaal) zijn [13, 14]:

- Hersenen: *Elektro-encefalografie* (EEG)
- Spieren: *Elektromyografie* (EMG)
- Ogen: *Elektro-oculografie* (EOG)
- Ademhalingssysteem
- Verteringsstelsel: *Elektrogastrografie* (EGG)
- Cardiovasculaire systeem: *Elektrocardiografie* (ECG)
- Huid: *Elektrodermale activiteit*<sup>1</sup> (EDA)

### 2.3.2 Keuze van de signalen

Eén signaal blijkt niet voldoende om te differentiëren tussen veel verschillende emoties. Combinaties van verschillende parameters zijn al gebruikt in de literatuur. Er wordt vooropgesteld om een aantal emoties te onderscheiden met een minimum van twee sensoren om de gebruiksdrempel laag te houden met oog op praktische toepassingen. Er wordt gekozen voor emoties die ver uit elkaar liggen voor zowel valentie als arousal.

Als fysiologische signalen worden ECG en EDA gekozen. De keuze van ECG en EDA meting voor feature extractie is tweezijdig.

Eenzijds worden features van de hartslag in verband gebracht met de valentie-as en features van EDA gelinkt aan de arousal-as van het twee-assige model. Het moet dus mogelijk moeten zijn met dit minimum aan fysiologische signalen een herkenning van emoties te realiseren volgens het twee-assig model [16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24].

Anderzijds zijn deze signalen meetbaar door sensoren die in het dagelijkse leven kunnen gedragen worden met weinig of geen hinder. ECG kan bijvoorbeeld gemeten worden met twee sensoren op de borstkas of zelfs geïntegreerd worden in kleding. Hierbij komt ook nog de robuustheid van het ECG-signaal. Zelfs met veel ruis is de karakteristieke vorm nog goed herkenbaar. EDA kan door twee ringen rond de vingers of een polsband gemeten worden en beide signalen kunnen draadloos naar een verwerkingseenheid zoals bijvoorbeeld een smartphone gestuurd worden [14, 25, 26].

EMG-metingen gebeuren vaak op de kaakspier, dit vereist dus constant sensoren op het gezicht. Ademhaling wordt gemeten met een riem rond de borstkas wat als ongemakkelijk kan ervaren worden. Ook EEG vereist een kap die als hinderlijk kan aangezien worden. De gekozen fysiologische signalen kunnen het gemakkelijkst opgemeten worden in dagdagelijkse bezigheden zonder de drager te hinderen [20].

---

<sup>1</sup>Vroeger werd dit signaal vaak aangeduid met *Galvanic Skin Response* (GSR). Tegenwoordig is de algemeen aanvaarde term EDA en deze wordt dus ook in deze thesis gebruikt.

### 2.3.3 Het cardiovasculaire systeem: ECG

#### Fysiologie van het hart

Het hart is een spier, het myocardium genaamd die begint te werken in de vierde week van de embryonale ontwikkeling en klopt drie tot vier miljard keer doorheen het leven. De hoofdfunctie van het hart is het laten circuleren van bloed door het lichaam. Dit gebeurt door samentrekken van de hartspieren. De hartslag van een volwassene in rust ligt tussen de 60 en 100 slagen per minuut. Bij sporters kan deze zakken tot 45 slagen per minuut en bij grote inspanning of stress kan deze stijgen tot 200 slagen per minuut.

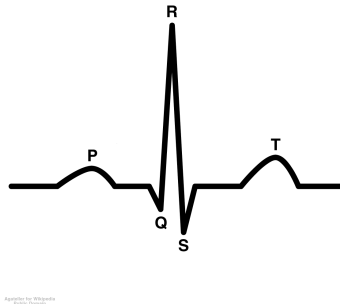
Het hart staat in contact met zowel het ortho- als parasympatische zenuwstelsel. Activatie van het parasympatische zenuwstelsel heeft een vertraging van de hartslag tot gevolg en vermindering van parasympatische activiteit zorgt voor een versnelling van de hartslag. Activatie van het orthosympatische zenuwstelsel daarentegen, heeft een versnelling van de hartslag tot gevolg [13, 14].

#### Elektrische activiteit van het hart

Alle stappen tussen twee hartslagen worden samen de hartcyclus genoemd. De elektrische activiteit van het hart wordt gemeten tussen minstens twee punten op het lichaam, dit is het electrocardiogram (ECG), te zien in Figuur 2.3. Deze cyclus bestaat uit twee tijdspannes: de diastole en de systole fase. Tijdens de diastole fase ontspant het hart zich en vult het zich met bloed terwijl de samentrekking gebeurt tijdens de systole fase. De hartcyclus begint met de depolarisatie van de sinusknoop in het rechter atrium op het einde van de diastole fase. De sinusknoop is een groepje gespecialiseerde cellen die autonoom samentrekken met een periode van ongeveer één seconde. De contractie van deze cellen gebeurt dus zonder sturing vanuit de hersenen. De depolarisatiegolf die door de atriale spier loopt, stemt overeen met de P-golf in het ECG. De P-golf wordt gevolgd door het QRS complex wat de contractie weergeeft en dus de systole fase. Als de druk hoog genoeg wordt, openen de aortakleppen waarlangs het bloed doorheen het lichaam gepompt wordt. Op het einde van de contractie vindt er een herpolarisatie plaats, wat te zien is als de T-golf in het ECG. Dit start de ontspanning van de spier en de volgende diastole fase.

#### Verband tussen ECG en emoties

De gekende vorm van het ECG-signaal bevat zeer veel informatie over de manier waarop het hart samentrekt. De specifieke vorm is dus zeer nuttig om hartstoornissen of bepaalde ziektes te herkennen, maar de manier van samentrekken bevat geen informatie over affectieve toestanden. Het hart wordt ook doorlopen door zenuwen van zowel het para- als orthosympatische zenuwstelsel. Via deze zenuwbanen wordt het hart ook beïnvloedt door emoties, afkomstig van de hersenen (en dus het limbisch systeem). De activiteit van het zenuwstelsel uit zich in



**Figuur 2.3:** ECG: PQRST-complex

een versnellen of vertragen van de hartactiviteit. De versnelling (of vertraging) van de hartslag bevat dus de nuttige informatie over de emotionele toestand [27, 24]. Hierdoor is het niet nodig om informatie uit de complexe golfvorm te halen, maar is enkel de hartslag, gedefinieerd als de tijd tussen twee R-pieken, nodig. Het tijdssignaal dat deze informatie bevat wordt de hartslag variabiliteit (eng.: *heart rate variability* (HRV)) genoemd. De bepaling van de HRV en het gebruik bij de herkenning van emoties wordt verder beschreven [27, 13, 14, 28].

Aangezien de complexiteit van het ECG niet gebruikt wordt en enkel dient ter bepaling van de hartslag waaruit dan het HRV signaal bepaald wordt, zal hierna altijd gesproken worden over HRV. HRV is dus het tijdssignaal, afgeleid uit de activiteit van het hart, dat informatie bevat over de affectieve toestand.

## Metten

De elektrische activiteit van het hart ligt hoger dan de meeste andere elektrische signalen in het lichaam. Daardoor is, met behulp van een versterker, het signaal vrij makkelijk op te meten tussen twee punten op lichaam, op voldoende afstand van elkaar. Er bestaat een gestandaardiseerd systeem voor plaatsing van de elektrodes, waarbij tien elektrodes gebruikt worden. Dit om een gestandaardiseerde vorm van de ECG te krijgen voor diagnostische doeleinden. Aangezien de vorm van de ECG niet belangrijk is en enkel de R-piek nodig is ter bepaling van de hartslag, wordt hier gebruikt gemaakt van een ECG-meting tussen twee punten op het lichaam.

### 2.3.4 De huid: EDA

#### Geschiedenis

Elektrodermale activiteit of het spanningsprofiel van de huid is één van de meest opgemeten fysiologische signalen. Eerste onderzoek naar de eigenschappen van dit signaal gebeurde al meer dan 100 jaar geleden. De eerste onderzoeken naar elektrische veranderingen in de

menselijke huid worden toegeschreven aan Jean Charcot, een Franse neuroloog. In 1888 ontwikkelde de onderzoeker Féré een methode om deze veranderingen te meten: hij stuurde een kleine stroom door de huid en mat op deze manier de verandering in conductiviteit. Hij nam veranderingen in huidconductiviteit waar bij het aanleggen van verschillende externe stimuli (visueel, auditief, etc.). Kort daarna ontdekte de Russische fysioloog Tarchanoff dat deze veranderingen ook konden waargenomen worden door de veranderingen in elektrische potentiaal van de huid te meten zonder een externe stroom aan de huid aan te leggen. Dit zijn ook de twee verschillende methodes om EDA te meten die hedendaags gebruikt worden: de exosomatische (externe stroom) en de endosomatische (huidpotentiaal) methode [13, 14].

Sindsdien is het spanningsprofiel van de huid is in duizenden psychologische studies gebruikt en eigenschappen van dit signaal zijn dus zeer goed beschreven in de literatuur. Deze populariteit is waarschijnlijk te danken aan de goede resultaten die Carl Jung in 1907 hiermee behaalde in zijn woord-associatie experimenten. Een andere toepassing is de polygraaf, beter bekend als de leugendetector [13].

### **Fysiologie van het endocriene stelsel**

Het veranderen van de conductiviteit van de huid is voornamelijk een gevolg van de werking van zweetklieren. Het lichaam bevat verschillende soorten klieren, waarvan de meeste thermoregulerend zijn. Er zijn echter zweetklieren, wiens functie niet het reguleren van de lichaamstemperatuur is, maar die rechtstreeks geactiveerd worden door het orthosympatische zenuwstelsel (en alleen het orthosympatische zenuwstelsel). Dit zijn de eccriene zweetklieren. Ze bevinden zich met hoogste concentratie in de handen en voeten van mensen en dit zijn dan ook de ideale meetlocaties hiervoor. Het is aangetoond dat er een duidelijke link is met hersenactiviteit en in het bijzonder emoties. Dit verklaart onder andere de goede werking van leugendetectoren om reacties op specifieke vragen waar te nemen [13, 14].

Inwendig kunnen de zweetklieren voorgesteld worden door een weerstandsnetwerk met variabele weerstanden, afhankelijk van de activiteit van de zweetklieren. Dit verklaart waarom EDA een zeer goede maat is voor ANS activiteit. Zelfs emotieveranderingen die zeer kleine ANS-activiteit tot gevolg hebben, zorgen voor activiteit van de zweetklieren wat een meetbare verandering van het volledige weerstandsnetwerk tot gevolg heeft. De vroegere opvatting dat er effectief zweet moest waargenomen worden op de huid is dus onjuist [13, 14, 29].

### **Elektrische activiteit van de huid**

In tegenstelling tot HRV, is de EDA een niet periodiek signaal. Het kan opgedeeld worden in twee componenten: een fasische en een tonische component. De tonische component is een traag variërende component, een *baseline*, die in verband gebracht wordt met een het huidige gevoel van de testpersoon. De tonische component wordt in de literatuur ook wel aangeduid



met *level* (L). Naast deze traag variërende basis is er ook veel snellere fasische component te onderscheiden onder de vorm van pieken. Deze pieken in het signaal zijn rechtstreeks gerelateerd aan activiteit van het CNS ten gevolge van een prikkel. Aangezien deze component een reactie van het zenuwstelsel verraadt, wordt hij in de literatuur ook wel aangegeven door *response* (R). Door de manier van meten (endo- of exosomatisch) en de verschillende componenten (L of R) zijn dus vier types EDA te onderscheiden: *Skin conductance level* (SCL), *Skin conductance response* (SCR) *Skin potential level* (SPL) en *Skin potential response* (SPR) [13, 14].

## Hoofdstuk 3

# Emotieherkenning

### 3.1 Inleiding

Hiervoor werd gesteld dat emoties reacties zijn op stimuli. De bijhorende emotie ontstaat in het limbisch systeem, een deel van de hersenen dat het autonoom zenuwstelsel aanstuurt. Dit autonome zenuwstelsel bestaat uit een ortho- en parasympatisch deel dat doorheen het volledige lichaam loopt en invloed heeft op werking van o.a. organen en klieren. De toestand van een bepaald orgaan of een bepaalde klier bevat dus informatie over de activiteit van het zenuwstelsel en dus over de emotie die deze activiteit veroorzaakt heeft. De werking van deze organen en klieren is meetbaar door externe sensoren.

Emoties worden hier niet als discrete toestanden gezien, maar als tweedimensionaal met een valentie en een arousal component. Er wordt nu gecontroleerd of het mogelijk is emoties te herkennen met behulp van twee psychofysiologische signalen, één als arousal indicator en één als valentie indicator. Deze signalen zijn HRV, afgeleid uit het ECG en EDA of huidconductantie.

Beide signalen worden opgemeten m.b.v. een data-acquisitie systeem, gesampled en doorgegeven aan een computer voor verdere verwerking en uiteindelijk het herkennen van de affectieve toestand (de emotie) van de testpersoon. Voor het inlezen van de data in de computer tot het herkennen van de emoties en alle nodige berekeningen en bewerkingen ertussen, wordt gebruik gemaakt van Matlab.

In de meeste studies gebeurt de emotieherkenning offline. De hierbij bekomen resultaten zijn zeer goed (Tabel 3.1) [21]. De tijdsduur van de signalen is hier dan ook veel langer. Voor het ECG bijvoorbeeld, wordt gebruik gemaakt van data met een tijdsduur van 5 minuten of meer. Aangezien de herkenning in deze thesis voor realtime toepassingen gebruikt zal worden, wordt uitgegaan van data met een lengte van 30 en 10 seconden. Dit is geen echte realtime, maar de resultaten zijn beschikbaar binnen een tijdspanne die nog praktisch bruikbaar is.

Auteur	Jaar	Signalen	Classifier	Doel	Resultaat
Sinha & Parsons	1996	M	LDA	2 emoties	86%
Picard et al.	2001	C,E,R,M	LDA	8 emoties	81%
Scheirer et al.	2002	C,E	HMM	2 frustraties	64%
Nasoz et al.	2003	C,E,S	k-NN, LDA	6 emoties	69%
Takahashi	2003	C,E,B	SVM	6 emoties	42%
Haag et al.	2004	C,E,S,M,R	MLP	valentie / arousal	64 - 97%
Kim et al.	2004	C,E,S	SVM	3 emoties	78%
Lisetti & Nasoz	2004	C,E,S	k-NN, LDA, MLP	6 emoties	84%
Wagner et al.	2005	C,E,R,M	k-NN, LDA, MLP	4 emoties	92%
Yoo et al.	2005	C,E	MLP	4 emoties	80%
Choi & Woo	2005	E	MLP	4 emoties	75%
Healey & Picard	2005	C,E,R,M	LDA	3 stress niveau's	97%
Liu et al.	2006	C,E,M,S	RT	3 angst niveau's	70%
Rani et al.	2006	C,E,S,M,P	k-NN, SVM, RT	3 emoties	86%
Zhai & Barreto	2006	C,E,S,P	SVM	2 stress niveau's	90%
Jones & Troen	2007	C,E,R	ANN	5 arousal niveau's	31 / 62%
				5 valentie niveau's	26 / 57%
Leon et al.	2007	C,E	AANN	3 emoties	71%
Liu et al.	2008	C,E,S,M	SVM	3 affectieve toestanden	83%
Katsis et al.	2008	C,E,M,R	SVM, ANFIS	4 affectieve toestanden	79%
Yannakakis	2008	C,E	SVM, MLP	2 plezier niveau's	70%
Kim & André	2008	C,E,M,R	SBS LDA, DC	4 emoties	70 / 95%

**Tabel 3.1:** Een overzicht van 20 studies op automatische classificatie van emoties, gebruik makend van biosignalen/physiologische signalen (C: ECG, E: EDA, R: ademhaling, M: EMG, B: EEG, P: EOG, S: huidtemperatuur) [21]

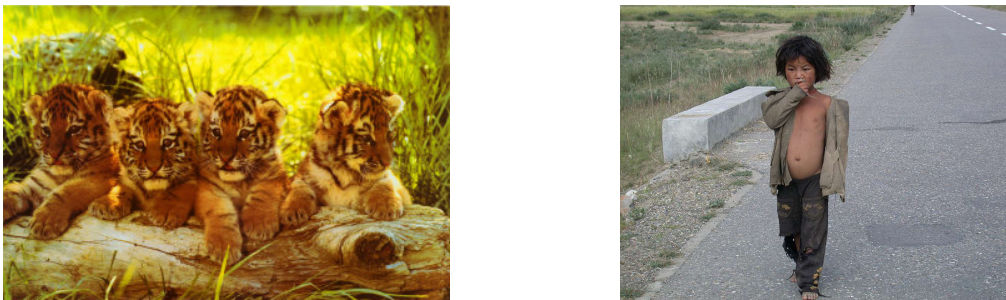
### 3.2 Opwekken van de emoties: International Affective Picture System

Om de algoritmes te ontwerpen en te testen is een goede manier nodig om emoties op te wekken bij testpersonen. Hiervoor kan bijvoorbeeld gebruik gemaakt worden van videofragmenten. Het voordeel van videofragmenten is dat de testpersonen meer betrokken worden bij de scène dan bij andere technieken. Het nadeel is dat de opgemeten data moeilijker te interpreteren is. Er kunnen verschillende emoties optreden tijdens een bepaalde scène. Ook kunnen mensen bij een negatieve scène toch positieve gevoelens tonen omdat ze de scène herkennen uit hun favoriete film. Deze gemengde gevoelens maken filmfragmenten minder geschikt om specifieke emoties op te wekken.

In tegenstelling tot film, is er al veel meer onderzoek gedaan naar de affectieve inhoud van afbeeldingen door de Amerikaanse psycholoog Peter Lang. De resultaten hiervan zijn vervat

in het *International Affective Picture System* (IAPS) [30]. Het IAPS bevat meer dan 700 afbeeldingen waarvan de valentie en arousal waarde vastgelegd zijn, aan de hand van grote testgroepen.

Een individu ondervindt niet exact dezelfde gevoelens, maar een positieve foto zal normaal als positief en een negatieve als negatief ervaren worden. Ook zorgt het IAPS dat de resultaten gemakkelijker reproduceerbaar zijn aangezien deze afbeeldingen vrij door onderzoekers kunnen aangevraagd worden<sup>1</sup>. Om deze reden wordt het IAPS in deze thesis gebruikt als psychologische stimulus bij de metingen van de fysiologische signalen.



**Figuur 3.1:** Afbeeldingen, vergelijkbaar met IAPS afbeeldingen

Figuur 3.1 geeft enkele afbeeldingen weer die vergelijkbaar zijn met deze uit het IAPS. De echte afbeeldingen zijn niet gebruikt op vraag van de makers. Als deze afbeeldingen algemeen bekend raken, kunnen ze hun accuraatheid verliezen.

Een selectie met gebruikte afbeeldingen is weergegeven in Tabel 3.2. Hier is een beschrijving van de foto gegeven, het nummer in de database, alsook de gemiddelde valentie- en arousalwaarde (met standaardafwijking). De overige gebruikte afbeeldingen zijn: 1750, 2530, 5210, 9412, 4660, 8030, 2045, 4001, 9001, 2722, 4687, 5594, 5628, 6520, 8180, 9301, 4235, 2520, 2532, 9405, 2311 en 2092. De afbeeldingen, beschrijving en bijhorende waarden zijn terug te vinden op de bijgevoegde dvd.

Deze afbeeldingen worden getoond op een computerscherm via een Matlab GUI. Op deze manier kan de exacte timing van vertonen van de afbeeldingen bijgehouden worden voor latere verwerking van de data.

---

<sup>1</sup><http://csea.php.ufl.edu/>

Afbeelding	Nummer	Valentie	Arousal
Natuur	5760	7.69 (1.28)	2.77 (2.16)
Konijn	1610	7.28 (1.47)	2.82 (2.01)
Brand slachtoffer	3053	1.50 (1.16)	6.20 (2.71)
Verminking	3080	1.63 (1.11)	6.84 (2.06)
Baby tumor	3170	1.77 (1.31)	6.79 (1.93)
Aantrekkelijke vrouw	4250	8.39(0.93)	7.02 (2.02)
Erotische vrouw	4210	8.25 (1.3)	7.80 (1.90)
Strand	5833	8.15(1.19)	6.37 (2.37)
Dakloze	9331	3.09 (1.27)	3.42 (1.67)
Erotische man	4561	3.82 (1.96)	2.64 (1.95)
Leeg zwembad	9360	3.96 (1.43)	2.49 (1.83)

Tabel 3.2: IAPS selectie

### 3.3 Acquisitie van de psychofysiologische signalen

#### 3.3.1 Acquisitie systeem

De data-acquisitie gebeurt door middel van een Refa systeem van TMS International <sup>2</sup> (Figuur 3.2a) . Dit is een versterker voor stationair gebruik met 40 beschikbare kanalen. Van de 40 kanalen zijn er 32 unipolaire, vier bipolaire en vier AUX-kanalen. Voor het opnemen van de data wordt gebruik gemaakt van een pasief bipolair kanaal voor het ECG-signaal en een actief AUX-kanaal voor de huidconductantie. Alle signalen worden opgenomen met een sample snelheid van 256 Hz.

#### 3.3.2 Sensors

Er worden verschillende sensors gebruikt voor het opmeten van beide signalen. Zowel de ECG als EDA sensor heeft geen actieve componenten en wordt verbonden met het Refa systeem via snap connectors.

#### ECG

De standaard methode voor opmeten van het ECG maakt gebruik van 10 elektrodes. Aangezien de vorm van het signaal niet belangrijk, maar er enkel de hartslag uit bepaald wordt, is het voldoende twee elektrodes te gebruiken. De positie van deze elektrodes kan optimaal gekozen worden voor deze toepassing. Het meten van de hartslag gebeurt namelijk door detectie van de langste piek, de R-piek, van het QRS-complex. De vorm van de golf is afhankelijk van de positie van de elektrodes. Posities op armen en benen worden uitgesloten omdat

<sup>2</sup><http://www.tmsi.com/>

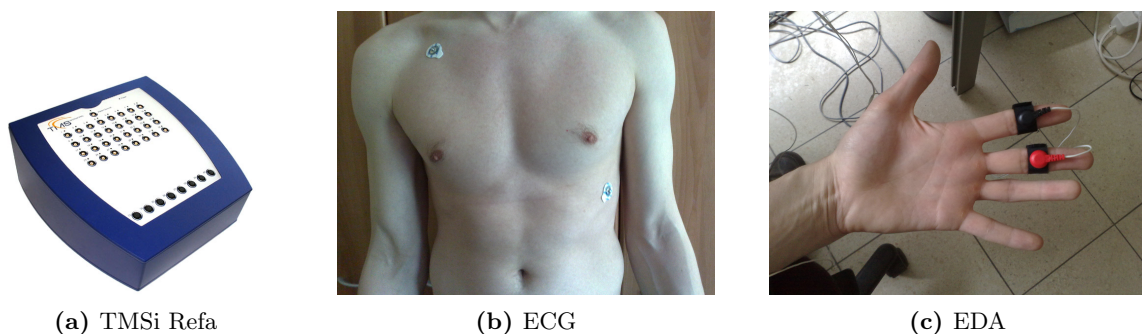
het signaal dan gevoeliger wordt aan beweging. Uit de mogelijke posities wordt gekozen om de meting uit te voeren met een elektrode onder het rechter sleutelbeen en één links op de onderste ribben geplaatst (Figuur 3.2b). Door deze positie wordt het signaal zo vervormd dat de R-piek langer wordt wat de piekdetectie robuuster maakt [14]. Er worden  $Ag - AgCl$  elektrodes met een diameter van 24 mm gebruikt en het signaal wordt opgemeten met een afgeschermd kabel aan een bipolair kanaal (kanaal 34) van het Refa systeem.

## EDA

Het EDA signaal wordt ook opgemeten tussen twee plaatsen op het lichaam, waar de concentratie aan eccrine zweetklieren het hoogst is, dit zijn de handen en de voeten. Er werd gekozen om het signaal op te meten aan de handen. De verschillende mogelijke locaties zijn weergegeven in Figuur 3.5. Aangezien het EDA signaal onafhankelijk is van de mogelijke plaatsingslocaties wordt gekozen om te meten tussen twee vingers van de linkerhand. Hiervoor wordt gebruik gemaakt van twee droge elektrodes die met velcro aan de wijs- en middenvinger van de linkerhand bevestigd worden (Figuur 3.2c). Zo is de rechterhand nog beschikbaar om computertaken uit te voeren. Bij linkshandigen kan de meting aan de andere hand gebeuren [14].

Het is mogelijk om een geleidende gel aan te brengen tussen de contacten van de elektrodes en de huid. Voor EDA-metingen is een isotone gel nodig (zelfde zoutgehalte als de huid). Enkele proefopnames toonden aan dat ook zonder gel zeer goede resultaten behaald worden. Daarom is er geen gel aangekocht. Het is zeker niet aan te raden de gel die voor de EEG-metingen gebruikt wordt te gebruiken. Dit is namelijk hypertone gel. Doordat het zoutgehalte van deze gel verschilt van het zoutgehalte van de huid, zal na verloop van tijd de conductantie van de huid beïnvloed worden hierdoor [14].

Er wordt gekozen voor de exosomatische meetmethode. Aangezien hiervoor een stroom door de huid gestuurd wordt, wordt een actief AUX kanaal (kanaal 37) van het Refa systeem gebruikt. Deze bevat een 5V pin waarmee een stroom door de huid kan gestuurd worden.



**Figuur 3.2:** Acquisitie fysiologische signalen

### 3.3.3 Signalen naar Matlab: Fieldtrip buffer

Om de data, opgemeten door de TMSi Refa, realtime te gebruiken in Matlab, wordt gebruik gemaakt van een buffer, ontwikkeld door het Donders Instituut te Nijmegen<sup>3</sup>, de Fieldtrip buffer genaamd [31]. De Fieldtrip buffer is een alleenstaande applicatie geschreven in C, specifiek om data van een TMSi systeem te bufferen en kan aangeroepen worden op **localhost:1972**.

De buffer is deel van een open-source Matlab pakket, genaamd Fieldtrip. Behalve de buffer, bevat het pakket matlabfuncties om de buffer uit te lezen en er naar te schrijven. Naast deze functies zijn er vele functies voor offline verwerking van EEG-data, alsook functies voor het online verwerken van data.

Om data uit de buffer uit te lezen wordt de functie **ft\_read\_data** gebruikt. Deze roept de buffer aan uit matlab door de poort te specificeren ('buffer://localhost:1972'), het gewenste kanaal (chanindx) en de begin- en eindsample van het nodige datasegment aan te geven:

```
data = ft_read_data('buffer://localhost:1972', 'begsample', begsample, ...  
...'endsample', endsample, 'chanindx', chanindx);
```

Als enkel

```
data = ft_read_data('buffer://localhost:1972');
```

gebruikt wordt, wordt de gemeten data op elk kanaal, sinds het opstarten van de buffer, opgeslagen in de variabele 'data'.

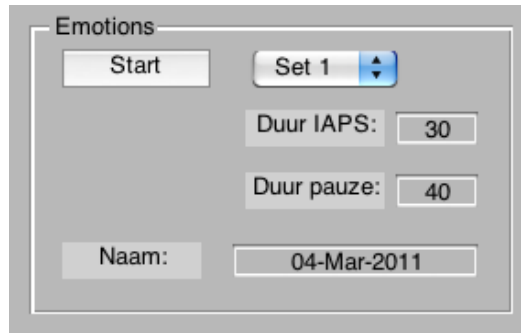
### 3.3.4 Matlab GUI

Om de acquisitie van data te stroomlijnen en altijd op dezelfde manier uit te voeren, wordt gebruik gemaakt van een Grafische User Interface (GUI), gebouwd in Matlab (Figuur 3.3). Bij het starten toont deze alle gekozen afbeeldingen van het IAPS met ertussen telkens een grijs scherm zodat de testpersoon terug naar een neutrale toestand kan gaan. De GUI heeft toegang door de volledige IAPS database. De namen van de gewenste foto's worden uit de handleiding geselecteerd en worden in een matlab cell ingegeven. Er kunnen verschillende fotosets gedefinieerd worden in de m-file en gekozen worden die via een dropdown menu in de GUI. Ook de tijd dat de IAPS afbeeldingen getoond worden en de tijd dat de grijze schermen getoond worden is apart instelbaar. De IAPS afbeeldingen worden voor deze metingen telkens 30 seconden getoond en de grijze afbeeldingen ertussen 40 seconden.

Het vertonen van de afbeeldingen gebeurt met een for-lus en nadat alle stimuli getoond zijn wordt de data uitgelezen uit de Fieldtrip buffer en samen met de timing van vertonen van de stimuli opgeslagen in een Matlab struct voor verdere offline berekeningen. Ook is het

---

<sup>3</sup><http://fieldtrip.fcdonders.nl/>



**Figuur 3.3:** Matlab GUI voor metingen

mogelijk de data op te knippen in segmenten die met de verschillende stimuli (en grijze schermen) overeen stemmen en deze data ook op te slaan met een naam naar keuze. Als geen naam opgegeven wordt, krijgt de data de huidige datum als naam.

### 3.4 Bepaling van de valentie van de emotie: HRV

De valentie-as van het twee-assige model van Russel bepaalt of een emotie positief of negatief is. Testen tussen verschillende signalen tonen aan dat HRV een goede indicator is hiervoor.

#### 3.4.1 Van ECG naar HRV

Het ECG signaal wordt opgemeten via een bipolair kanaal van het TMSi Refa systeem. Deze signalen worden in Matlab ingelezen via de Fieldtrip buffer met een sample snelheid van 256 Hz. Dit geeft een resolutie van ongeveer  $4ms$  ( $1/256$ ) wat voldoende is voor een juiste localisatie van de R-pieken [32]. Via dit kanaal wordt het signaal, versterkt met een factor 20 weergegeven in  $mV$  (Figuur 3.4a). Op dit ECG signaal wordt een piekdetectie toegepast (Figuur 3.4b) om de R-pieken te localiseren. Uit de positie van deze R-pieken wordt de HRV bepaald. De HRV wordt als volgt gedefinieerd. In het midden tussen twee R-pieken is de waarde van de HRV gelijk aan de tijdsduur tussen deze twee pieken (in  $ms$ ). De tijden (in  $ms$ ) van optreden van een R-piek worden bijgehouden in een vector  $R$ . De HRV tussen hartslag  $R(i)$  en  $R(i + 1)$  wordt dan gegeven door:

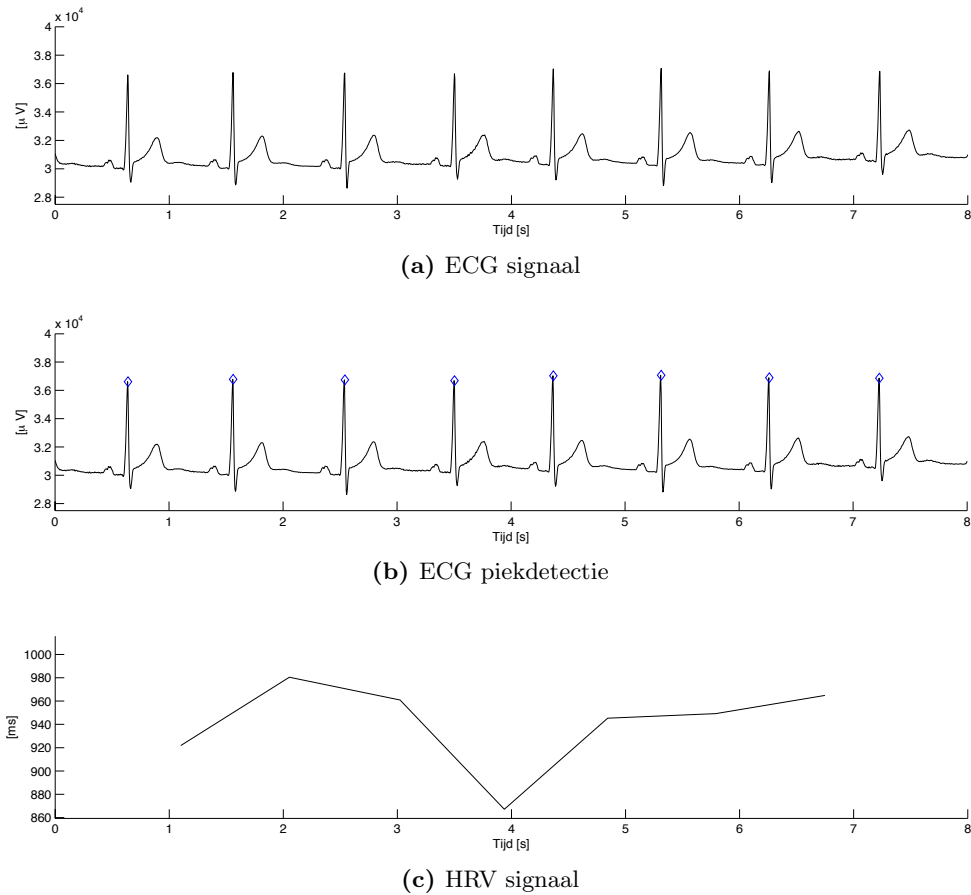
$$HRV(t_i) = R(i + 1) - R(i)$$

Het HRV signaal heeft waarde  $HRV(t_i)$  in het midden tussen twee hartslagen:

$$t_i = \frac{R(i) + R(i + 1)}{2}$$

Door nu lineair te interpoleren tussen deze punten, wordt het HRV tijdsignaal bekomen (Figuur 3.4c).





**Figuur 3.4:** HRV bepalen uit ECG

### 3.4.2 HRV features

Het HRV tijdsignaal wordt zoals eerder besproken, afgeleid uit de R-R intervallen van het ECG. Uit het HRV signaal kunnen de verschillende features berekend worden. Traditioneel worden deze features in drie groepen verdeeld [32, 33]:

- tijdsdomein features
- frequentiedomein features
- niet-lineaire features

Voor elk van deze groepen worden hierna een aantal mogelijke features gegeven en aan de hand van de bestaande literatuur wordt een subset van features met de meeste informatie geselecteerd [21, 16, 32].

### Tijdsfeatures

De features uit het tijdsdomein zijn onder andere statistisch, zoals gemiddelde, standaardafwijking, maar bijvoorbeeld ook het aantal hartslagen in een bepaald tijdsinterval dat meer dan 50 milliseconden afwijkt van het gemiddelde (pnn50). De belangrijkste features zijn:

- gemiddelde HRV ( $\mu$ )
- standaardafwijking HRV ( $\sigma$ )
- RMS-waarde HRV (RMS)
- percentage HRV (aantal RR-intervallen) dat meer dan 50ms afwijkt van  $\mu$  (pnn50)

### Frequentiefeatures

Om informatie uit het frequentiedomein te halen, worden drie banden gedefinieerd: de zeer lage frequenties (*VLF*,  $0 - 0.04Hz$ ), de lage frequenties (*LF*,  $0.04 - 0.15Hz$ ) en de hoge frequenties (*HF*,  $0.15 - 0.4Hz$ ). Aangezien in deze thesis een realtime systeem opgebouwd moet worden, worden de zeer lage frequenties niet beschouwd. Voor elke van deze frequentiebanden wordt dan het vermogen bepaald als feature. Een aantal nuttige frequentiefeatures zijn dan:

- laagfrequent vermogen (*LF*)
- hoogfrequent vermogen (*HF*)
- frequentieverhouding (*LF/HF*)
- genormaliseerde *LF* ( $LF_\nu$ )
- genormaliseerde *HF* ( $HF_\nu$ )

waarbij de genormaliseerde frequenties gegeven worden door:

$$LF_\nu = \frac{LF}{LF + HF} \cdot 100$$

$$HF_\nu = \frac{HF}{LF + HF} \cdot 100$$

### Niet-lineaire features

Hierbij wordt gebruik gemaakt van niet-lineaire methodes zoals o.a. Lyapunov exponenten. Aangezien deze niet-lineaire informatie eerder gebruikt wordt voor het vinden van bepaalde aandoeningen en niet zozeer voor het herkennen van emoties, worden deze niet verder beschouwd. Ook niet-lineaire geometrische features, afgeleid uit de Poincaré plot van de HRV, worden gebruikt. Breedte- en lengtematen (*SD1* en *SD2*) van de grafische voorstelling van de Poincaré plot bevatten ook informatie over de emotionele toestand van het individu, maar leveren op zeer korte tijdssignalen geen betrouwbare resultaten op en worden dus niet verder beschouwd.

### 3.4.3 Optimale featureset

Er wordt een classificatie uitgevoerd met elk van de gedefinieerde features apart om te controleren hoe goed zij afzonderlijk kunnen onderscheiden tussen de verschillende toestanden. Daarna wordt gekeken naar combinaties van de beste individuele features om de accuraatheid van de herkenning te verhogen.

Uit deze resultaten worden de beste features geselecteerd en met deze features worden dan featuresets van twee of meer goede features gevormd. De voorgaande procedure wordt dan herhaald om een optimale set features te vinden voor signalen van korte tijdsduur.

#### Matlab implementatie

Om deze features te berekenen uit het HRV signaal bestaan er verschillende toolboxes die bruikbaar zijn in Matlab. Er werd gebruik gemaakt van twee open-source pakketten: *ECG-bag*<sup>4</sup>, ontworpen door Gari D. Clifford, professor aan de universiteit van Oxford en de *Biosig Toolbox*<sup>5</sup> [34].

Beide bevatten nuttige algoritmes en in de eigen code is vermeld waar gebruikt gemaakt werd van deze functies voor het offline verwerken van HRV data.

## 3.5 Bepaling van de arousal van de emotie: EDA

Arousal of opwinding is gelinkt aan de activiteit van het orthosympatische zenuwstelsel. Dit uit zich bijvoorbeeld in de *fight or flight* reflex van onze voorouders en dieren: instinctief beslissen te vluchten of te verdedigen in een onverwachte paniek situatie. Deze reflex wordt gereguleerd door het orthosympatische zenuwstelsel en heeft duidelijk te maken met de staat van opwinding. Aangezien de eccrine zweetklieren enkel geactiveerd worden door dit zenuwstelsel, bevatten zij dus informatie over de arousal dimensie van een emotie [13, 14, 16].

### 3.5.1 Verkrijgen van het signaal

De huidconductantie (of EDA) wordt opgemeten via twee elektroden die met velcro rond de vingerkootjes van wijs- en middenvinger bevestigd worden (Figuur 3.2c). Aangezien de exosomatische methode gebruikt wordt, moet er een externe stroom door de huid gestuurd worden. Hiervoor wordt gebruik gemaakt van een actief AUX kanaal (kanaal 37) van de TMSi Refa. Dit actief kanaal zet een spanning van 5 V over de twee elektrodes waardoor er een stroom zal vloeien doorheen de huid (zie Figuur 3.5). De positieve (+5 V) klem is met de huid verbonden via een impedantie van 6,6 M $\Omega$  (intern in het Refa systeem). Het data-acquisitiesysteem meet dan de spanning over de huid via dezelfde connectoren. Dit kan gezien

---

<sup>4</sup><http://www.robots.ox.ac.uk/~gari/CODE/ECGtools/>

<sup>5</sup><http://biosig.sourceforge.net/>

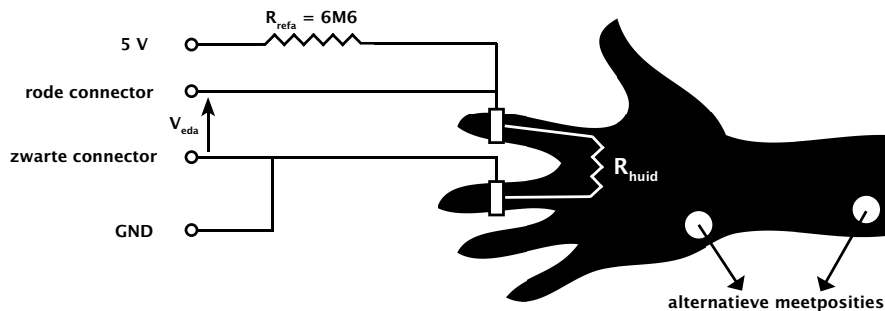
worden als spanningsdeler tussen de interne Refa weerstand ( $6,6 \text{ M}\Omega$ ) en de huidweerstand (zie Figuur 3.5):

$$V_{eda} = \frac{R_{huid}}{R_{huid} + R_{refa}} \cdot 5V$$

Uit deze uitdrukking kan de huidconductantie  $G$  afgezonderd worden:

$$G = \frac{1}{R_{huid}} = \frac{5 - V_{eda}}{R_{refa} V_{eda}} \cong \frac{5V}{R_{refa} V_{eda}}$$

aangezien  $V_{eda} \ll 5V$  [35].



**Figuur 3.5:** Exosomatische meetmethode

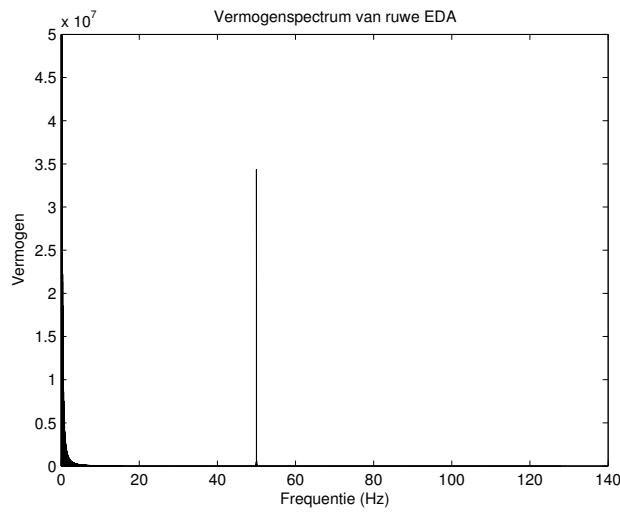
De actieve kanalen hebben een versterkingsfactor 1 en geven dus het gemeten signaal  $V_{eda}$  in  $\mu V$  weer. In Figuur 3.7a is een meting van 20s weergegeven. Deze meting blijkt een hoogfrequente ruis te bevatten. Na plotten van het frequentiespectrum (Figuur 3.6) is het duidelijk dat dit een  $50Hz$  rimpel is, ten gevolge van het lichtnet.

Het signaal filteren met een *low pass butterworth* filter van vierde orde met cut-off frequentie van  $20Hz$  lost dit probleem op. Er gaat op deze manier geen informatie verloren aangezien de EDA toch geen periodieke componenten bevat. Het signaal na filtering is weergegeven in Figuur 3.7b. Nu wordt de gemeten spanning (in  $\mu V$ ) omgerekend naar de bijhorende huidconductantie (in  $\mu S$ ), weergegeven in Figuur 3.7c.

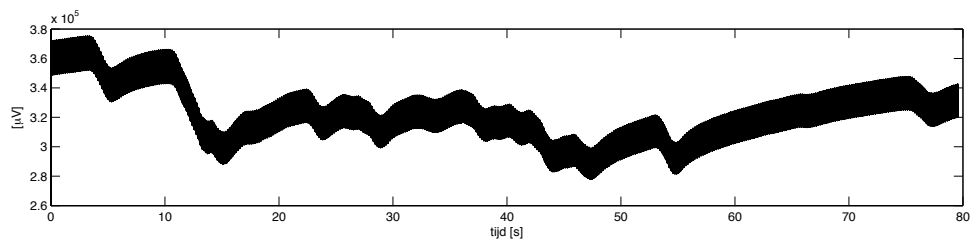
### 3.5.2 EDA features

Het EDA-signaal bestaat uit een traag variërende tonische component (SCL) en een snel variërende fasische component (SCR). Features die regelmatig gebruikt worden zijn:

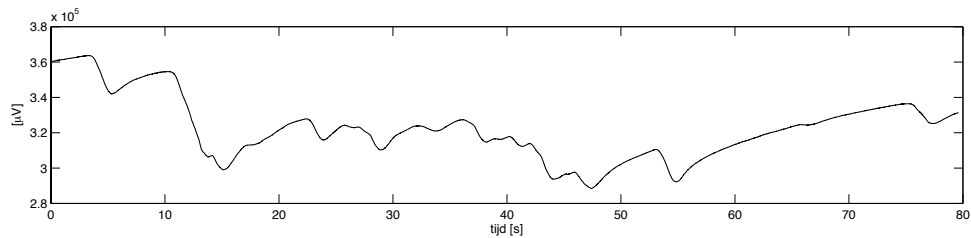
- Gemiddelde
- Standaardafwijking



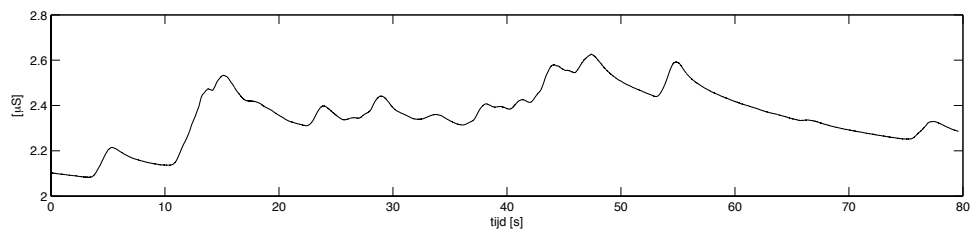
**Figuur 3.6:** Vermogenspectrum opgemeten EDA



**(a)** gemeten EDA signaal



**(b)** gefilterde EDA signaal



**(c)** Huidconductantie

**Figuur 3.7:** Huidconductantie uit het EDA signaal

- Scheefheid
- Vertraging reactie na stimulus
- Eerste afgeleide van de eerste piek
- Stijgtijd
- Amplitude eerste piek
- Aantal SCR's

De herkenning van de arousal-niveaus moet realtime gebeuren. Een tijdsperiode van 10 seconden wordt aanvaardbaar geacht om nog te spreken van (semi-)ogenblikkelijke resultaten. Aangezien dit een veel kortere tijdsduur is dan in de literatuur, zullen voornamelijk features uit de snel variërende component geselecteerd worden.

### Herkenning van de SCR's

De SCR's zijn de pieken, zichtbaar in Figuur 3.9, die een gevolg zijn van een stimulus een korte tijd ervoor. Om de posities van deze fasische componenten uit het signaal te halen, wordt de tweede afgeleide van het tijdssignaal bepaald. In de literatuur wordt gebruik gemaakt van de methode van Ktonas [36], d.i. de 7-punts Lagrange interpolatie van Ktonas. Aangezien bij deze berekeningen (afleiden) ruis versterkt wordt, wordt de sample snelheid zo laag mogelijk gekozen. Het signaal hersamplen naar  $8Hz$  geeft geen verlies aan signaalinformatie.

De eerste afgeleide van het EDA signaal  $g$  bij sample  $n$ , wordt bepaald met de 3-punts Lagrange-interpolatie:

$$g'[n] = \frac{g[n+1] - g[n-1]}{2h}$$

Hierbij is  $h$  de sampletijd ( $1/8 = 0.125s$ ). De tweede afgeleide wordt gegeven door de 5-punts tweede orde vergelijking

$$g''[n] = \frac{2g'[n+2] + g'[n+1] - g'[n-1] - 2g'[n-2]}{10h}$$

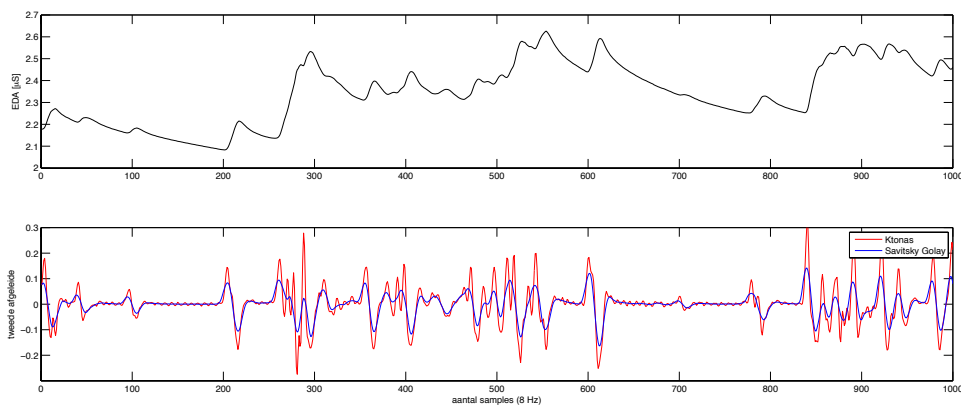
Combineren van bovenstaande uitdrukkingen geeft de 7-punts *ktonas* operator:

$$g''[n] = \frac{2g[n+3] + g[n+2] - 2g[n+1] - 2g[n] - 2g[n-1] + 2g[n-2] + 2g[n-3]}{10h^2}$$

Hierop wordt de 7-punts operator toegepast, waarna na thresholding de posities van de SCR's gevonden worden. Hierbij zal het maximum van een SCR overeenstemmen met een negatieve uitwijking van de tweede afgeleide. De positieve uitwijking van de tweede afgeleide die hieraan vooraf gaat stemt dan overeen met de voet van de SCR.

Deze methode levert het resultaten op die nog steeds zeer ruisgevoelig zijn: de amplitude van kleine storingen wordt door twee maal af te leiden veel versterkt. Daarom wordt deze operator vergeleken met een Savitzky-Golay filter voor het berekenen van de tweede afgeleide [37] om te kijken of geen betere resultaten kunnen behaald worden. Dit is een zeer belangrijk en veelgebruikt filter in ingenieurstoepassingen met als voornaamste voordeel, een beter behoud van features van het oorspronkelijke signaal zoals maxima en stijgtijd. Hierbij wordt in elk punt een polynomiale regressie uitgevoerd a.d.h.v. de omliggende punten zodat een meer waarschijnlijke en minder ruisafhankelijke waarde voor de signaalwaarde in dat punt bekomen wordt.

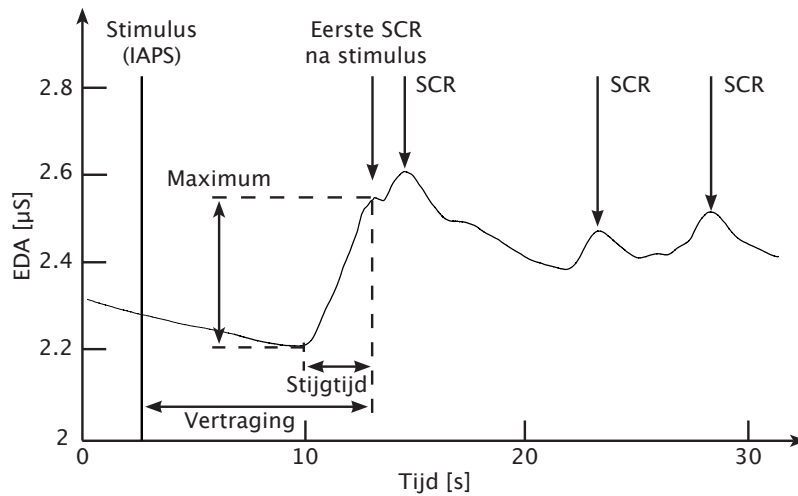
In Figuur 3.8 wordt voor een signaal van 125 seconden (1000 samples aan  $8Hz$ ) de tweede afgeleide bepaald door toepassen van de 7-punts operator en het Savitzky-golay filter. De 7-punts operator geeft duidelijk grotere pieken bij het optreden van fasisische activiteit, maar versterkt ook kleine oneffenheden in het signaal. Het Savitzky-golay filter geeft een kleinere amplitude, maar is ook veel vlakker als er geen fasische activiteit is. Afhankelijk van de kwaliteit van het opgemeten signaal kan dus een keuze gemaakt worden. Aangezien het EDA-signaal, opgemeten met het Refa systeem volgens de exosomatische methode van goede kwaliteit is, kan ook de 7-punts *ktonas* operator gebruikt worden.



**Figuur 3.8:** SCR's door treshouden tweede afgeleide

### Eerste SCR gerelateerde features

De features die betrekking hebben tot de eerste SCR na het optreden van de stimulus (IAPS afbeelding) zijn weergegeven in Figuur 3.9. Dit zijn de vertraging van optreden van de piek na de stimulus, de hoogte van deze piek, de stijgtijd tot het maximum en de eerste afgeleide. Deze kunnen bepaald worden door kennis van het tijdstip van optreden van de stimulus en de positie van de voet en top van de SCR piek.



**Figuur 3.9:** EDA features gerelateerd aan de eerste SCR na stimulus

### 3.6 Herkenning van de emoties: SVM

De features die uit beide fysiologische signalen berekend worden, zijn hiervoor gedefinieerd. Op basis van deze features zal de meting ingedeeld worden in een bepaalde categorie (hoge/lage arousal of positieve/negatieve valentie). Hiervoor wordt gebruik gemaakt van support vector machines (SVM's). Deze methode is afkomstig uit het domein *machinaal leren* en scheidt data die bij één van twee mogelijke toestanden hoort in twee groepen. De SVM wordt getraind met opgemeten data voorspelt daarna voor nieuwe data tot welke van de twee mogelijke toestanden de data behoort [38, 39, 40]. Er wordt één SVM gebruikt om onderscheid te maken tussen positieve en negatieve valentie en één om onderscheid te maken tussen hoge en lage arousal.

#### 3.6.1 Theorie

Gegeven, een set  $\mathcal{D}$  met  $n$  featurevectoren  $\mathbf{x}_i$  om de SVM te trainen:

$$\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^p, y_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^n$$

Hierbij kan  $y_i$  enkel de waarde  $-1$  of  $1$  aannemen, om aan te geven tot welke van de (enige) twee mogelijke toestanden het punt  $\mathbf{x}_i$  behoort. Één SVM kan dus een onderscheid maken tussen twee verschillende toestanden.

Het algoritme bepaalt nu een hypervlak met beste scheiding tussen de punten met  $y_i = 1$  en die met  $y_i = -1$ , in de veronderstelling dat de data lineair scheidbaar is. Een willekeurig



hypervlak wordt gegeven door

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 0$$

De vector  $\mathbf{w}$  is een normale, loodrecht op het hypervlak en  $\frac{b}{\|\mathbf{w}\|}$  is een parameter die de afstand van de oorsprong volgens de normale richting  $\mathbf{w}$  tot het hypervlak weergeeft.  $b$  en  $\mathbf{w}$  moeten nu zo bepaald worden dat dit hypervlak op maximale afstand ligt van beide datasets, horende bij de twee toestanden.

Dit houdt in dat  $b$  en  $\mathbf{w}$  zo gekozen worden dat voor elk punt van de lineair scheidbare dataset geldt dat

$$\begin{aligned} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b &\geq 1 && \text{voor } y_i = +1 \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b &\leq -1 && \text{voor } y_i = -1 \end{aligned}$$

Deze vergelijkingen kunnen samengevoegd worden tot

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) \geq 1, \quad \forall_i$$

De punten van de data, waarvan de loodrechte afstand tot het hypervlak het kortste is, worden de support vectors genoemd. De hypervlakken door deze punten, parallel met het scheidende hypervlak worden gegeven door:

$$\begin{aligned} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b &= 1 && \text{voor } H_1 \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b &= -1 && \text{voor } H_2 \end{aligned}$$

waarbij  $H_1$  het hypervlak door de support vectors behorende bij  $y_i = +1$  en  $H_2$  het hypervlak door de support vectors behorende bij  $y_i = -1$  is.

Dit is de methode voor lineair scheidbare data. Aangezien de data niet noodzakelijk scheidbaar zal zijn (en er ook foute punten in de datasets kunnen zitten), wordt de SVM uitgebreid om niet scheidbare data te kunnen classificeren. Dit gebeurt door het toevoegen van een extra parameter (eng.: *slack variable*) die aangeeft dat datapunten zich ook aan de andere kant van de support vector mogen bevinden:

$$\begin{aligned} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b &\geq 1 - \xi_i && \text{voor } y_i = +1 \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b &\leq 1 + \xi_i && \text{voor } y_i = -1 \\ \xi_i &\geq 0 && \forall_i \end{aligned}$$

Samengevoegd geeft dit:

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) - 1 + \xi_i \geq 0, \quad \xi_i \geq 0 \quad \forall_i$$

Door middel van een kostenfunctie te minimaliseren zal een optimale classifier gezocht worden. Dit wordt gerealiseerd door aan de punten die zich aan de verkeerde kant van de scheidingslijn

bevinden een kost toe te kennen die groter wordt naarmate ze zich verder van de scheidingslijn verwijderen. Het vinden van een optimale classifier vertaalt zich in een minimum aantal verkeerd geclassificeerde punten of dus een minimalisatie van de afstand van fout geclassificeerde punten bovenop de standaard formule bij scheidbare data. Wiskundig vertaalt dit zich in volgende kostenfunctie:

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

waarbij voldaan is aan:

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) - 1 + \xi_i \geq 0, \quad \xi_i \geq 0 \quad \forall_i$$

De kostparameter  $C$  bepaalt hier de grootte van de invloed van de *slack variable* op het standaard minimalisatie vraagstuk voor scheidbare data. Hierbij moeten  $\mathbf{w}$ ,  $b$  en  $\xi_i$  bepaald worden zodat een minimum kost gehaald wordt. Deze worden gevonden door het probleem om te vormen naar de Lagrange functie:

$$L = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n \mu_i \xi_i \quad \alpha_i, \mu_i \geq 0$$

Hierin moeten  $\mathbf{w}$ ,  $b$  en  $\xi_i$  gevonden worden die  $L$  minimaliseren en  $\alpha_i$  die  $L$  maximaliseren. Dit minimaliseren wordt gedaan door de Lagrange functie af te leiden naar  $\mathbf{w}$ ,  $b$  en  $\xi_i$  en de afgeleiden nul te stellen:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow C = \alpha_i + \mu_i$$

Door deze betrekkingen in de Lagrange functie te brengen en uit te werken, wordt een duale functie  $L_D$  bekomen waarin de  $n$   $\alpha_i$ 's de enige te bepalen parameters zijn. Dit resulteert na uitwerking in:

$$L_D = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i H_{ij} \alpha_j, \quad H_{ij} = y_i y_j \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j$$

Deze duale functie moet dus gemaximaliseerd worden. Uit  $C = \alpha_i + \mu_i$  en  $\mu_i \geq 0$  volgt dat  $\alpha_i \leq C$ . Dit resulteert in:

$$\max_{\alpha} \left[ \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \alpha^T \mathbf{H} \alpha \right]$$

met voorwaarden:

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad \forall i$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

Dit is de methode voor lineair scheidbare data. De uitbreiding naar niet lineair scheidbare data wordt gemaakt door middel van kernel functies. In het geval van lineaire data werd de matrix  $\mathbf{H}$  gevormd in de oplossingsmethode:

$$H_{ij} = y_i y_j \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j = y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$$

De functie  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j$  is in dit geval een lineaire kernel. In plaats van de hiervoor gebruikte lineaire functie kunnen kernel functies opgebouwd worden uit functies die een niet lineaire transformatie ( $\Phi$ ) van de oorspronkelijke data uitvoeren:

$$\Phi : \mathbf{x}_i \rightarrow \Phi(\mathbf{x}_i)$$

De kernels zijn dan van de vorm:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i)^T \Phi(\mathbf{x}_j)$$

De populairste kernels zijn:

- Linear:  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j$
- Polynomiaal:  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j + a)^p$
- Radiale basis functie (RBF):  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}, \gamma > 0$
- Gaussisch:  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{\frac{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\gamma^2}}$
- Sigmoïdaal  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(a\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j - b)$

Hierbij zijn  $a$ ,  $b$  en  $\gamma$  kernelparameters. Er worden in de gespecialiseerde literatuur regelmatig nieuwe kernels voorgesteld, maar deze zijn in de meeste gevallen goed bruikbaar en worden aangeraden om als startpunt te gebruiken.

### 3.6.2 Schaling van de data

Bij SVM speelt schaling een zeer belangrijke rol. Een zelfde dataset kan bijna perfecte herkenning of geen herkenning geven, afhankelijk van de schaling van de data. Schaling is nodig opdat de features met grotere absolute waarden geen grotere invloed hebben dan de kleinere. Volgende schalingen van de oorspronkelijke data beschouwd:

- **Geen** schaling

- **Normalisatie** om gemiddelde 0 en standaardafwijking 1 te maken
- **Eenheidsschaling** van alle features naar dezelfde grootte orde
- **Schaling** om alle waarden in het interval  $[-1 \ 1]$  te leggen
- **Combinaties** van bovenstaande

De normalisatie is een z-score normalisatie. Toegepast op een vector  $y$  (bestaande uit een featurebepaling op  $n$  metingen) met gemiddelde  $\mu$  en standaardafwijking  $\sigma$  geeft dit:

$$y_n = \frac{y - \mu}{\sigma}$$

Eenheidsschaling naar dezelfde grootte orde gebeurt door de features van een reeks berekeningen steeds door hun absoluut maximum te delen:

$$y_{s1} = \frac{y}{|\max(y)|}$$

Schaling naar het interval  $[-1 \ 1]$  gebeurt door op alle elementen van de vector  $y$  volgende transformatie toe te passen:

$$y_{s2}(i) = 2 \frac{y(i) - \min(y)}{\max(y) - \min(y)} - 1$$

### 3.6.3 Trainen van de SVM

De data wordt gesplitst in twee groepen waarbij één groep de toestand  $-1$  krijgt (negatieve valentie of lage arousal) en de andere  $+1$  (positieve valentie of hoge arousal). Daarna wordt een eenvoudige schaling toegepast. Deze geschaalde data wordt dan gebruikt om de SVM te trainen. De SVM met RBF kernel wordt gekozen omdat deze meestal een goed startpunt vormt en voor bepaalde waarden van de parameters het gedrag van andere kernels benadert [40]. Bij de RBF kernel met de besproken oplossingsmethode zijn  $\gamma$  en  $C$  de parameters die kunnen gewijzigd worden om de SVM te verbeteren.

Om optimale waarden voor  $C$  en  $\gamma$  te vinden, wordt een rooster methode toegepast (eng.: *grid search*). Hierbij worden verschillende  $(C, \gamma)$  paren getest tot er één gevonden wordt die de beste herkenning van de data oplevert met laagste kostparameters  $C$ . Praktisch worden goede resultaten bekomen door exponentieel groeiende parameters te kiezen [40]:

$$C : 2^a, \quad a = -5..15$$

$$\gamma : 2^b, \quad b = -10..5$$

### 3.6.4 Validatie van de SVM

Om de SVM te testen wordt de opgemeten dataset opgedeeld in twee sets: een trainings- en een validatie. De SVM wordt met gewenste schaling, kernel en kernelparameters getraind a.d.h.v. de trainingset. De accuraatheid van deze SVM wordt daarna getest op de validatieset. Er zijn verschillende mogelijkheden om deze validatiesets te kiezen en hier worden er twee gebruikt, afhankelijk van de hoeveelheid datapunten.

#### *v*-fold cross validation

Bij de *v*-fold cross validation wordt de data opgedeeld in *v* subsets. De SVM wordt getraind met (*v*-1) subsets en wordt getest op de overblijvende set. Deze procedure wordt dan zoveel keer uitgevoerd tot elke set eens als validatieset gebruikt is. Deze methode is goed als er veel testdata beschikbaar is.

#### Leave one out cross validation

Als er minder data beschikbaar is, is LOOCV de aangewezen methode. Als er *n* datapunten zijn, wordt de SVM telkens getraind met *n* - 1 datapunten waarna de SVM getest wordt op het overgebleven datapunt. Deze procedure wordt *n* keer uitgevoerd voor elke van de punten waarna het gemiddelde van de accuraatheden van de *n* geteste SVM's genomen wordt.

### 3.6.5 Implementatie

Er zijn verschillende toolboxes beschikbaar voor support vector machines. De *Bio informatics* toolbox<sup>6</sup> van Matlab, bijvoorbeeld, bevat functies om SVM's te trainen en gebruiken. Deze is echter niet gratis. Een goed en gratis alternatief is het *LIBSVM*<sup>7</sup> pakket [39]. Dit open-source SVM-pakket kan gebruikt worden vanuit Matlab en is dus ideaal voor deze toepassing.

*LIBSVM* bevat functies voor het trainen en testen van SVM's. Hierbij kan de kernel gekozen worden alsook de besproken kernelparameters. Het *LIBSVM* pakket en de m-files die er gebruik van maken om de resultaten uit deze thesis te bekomen, zijn te vinden op de bijgevoegde dvd. Het testen van kwaliteit van een SVM met bepaalde parameters op een bepaalde *dataset* met bijhorende *labels* die aangeven in welke klasse de data behoort ziet er als volgt uit in Matlab:

```
svmtrain(labels,data,'-s 0 -t 2 -g 1 - c 2');
```

De string geeft aan dat gebruik gemaakt wordt van een kostenfunctie zoals hiervoor beschreven ('-c 0'), dat een RBF kernel gebruikt wordt ('-t 2'), dat  $\gamma$  één wordt gekozen ('-g 1') en de kostparameter C gelijk aan twee wordt gekozen ('-c 2').

<sup>6</sup><http://www.mathworks.com/products/bioinfo/>

<sup>7</sup><http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

### 3.7 Resultaat

Hierna wordt de herkenning van de emoties besproken voor beide signalen. De gevolgde methode is:

1. Laad **data**
2. Bereken **features**
3. Pas **schaling** toe
4. Train **SVM**

#### Laad data

De data is afkomstig van metingen op twee testpersonen en is beschikbaar op de bijgevoegde dvd. Deze data is opgemeten volgens de beschreven methode met als stimuli, afbeeldingen uit het IAPS. Hierbij worden de afbeeldingen in twee klassen verdeeld voor elke as: positieve en negatieve valentie of hoge en lage arousal. Een foto wordt negatief (laag) verondersteld als de valentie (arousal) lager dan vier is en positief (hoog) met een valentie (arousal) hoger dan zes. De valentiewaarden van enkele gebruikte foto's zijn terug te vinden in Tabel 3.2. De opgemeten data wordt gesplitst in datasegmenten van 10 of 30 seconden. Het begin van het datasegment valt hierbij samen met verschijnen van de afbeelding.

#### Berekenen features

Het berekenen van de features is afhankelijk van het signaal en wordt bij elk signaal besproken. De kwaliteit van elke feature apart om onderscheid te maken tussen twee toestanden wordt berekend. Uit combinaties van de beste aparte features, wordt de beste featureset bepaald.

#### Pas schaling naar keuze toe

De mogelijke schalingen zijn hiervoor besproken.

#### Train bepaalde SVM

Onderscheid tussen twee toestanden wordt gemaakt door een SVM met RBF kernel. Een goede waarde voor de RBF parameter  $\gamma$  en de kostparameter  $C$  wordt gezocht door een *grid search* uit te voeren met paren  $(C, \gamma)$ . Hierbij worden  $C$  en  $\gamma$  exponentieel gevarieerd volgens:

$$C : 2^a, \quad a = -5..15$$

$$\gamma : 2^b, \quad b = -10..5$$

De accuraatheid wordt getest met de LOOCV methode voor elk  $(C, \gamma)$  paar en de beste resultaten worden opgeslagen.

Bovenstaande procedure wordt voor zowel het HRV als het EDA signaal uitgevoerd. De m-files en de datasets zijn te vinden op de bijgevoegde dvd. Hierna worden de resultaten voor beide signalen besproken.

### 3.7.1 HRV

#### Bereken geselecteerde features

De gebruikte HRV-features zijn:

- Gemiddelde ( $\mu$ )
- Standaardafwijking ( $\sigma$ )
- RMS
- pnn50
- Laagfrequent vermogen ( $LF$ )
- Hoogfrequent vermogen ( $HF$ )
- Vermogensverhouding ( $LF/HF$ )
- Genormaliseerd laagfrequent vermogen ( $LF\nu$ )
- Genormaliseerd hoogfrequent vermogen ( $HF\nu$ )

Van elk van de gesplitse datasegmenten worden de negen features bepaald. Deze features kunnen dan apart of in bepaalde combinaties gebruikt worden. Eerst wordt van elke feature apart onderzocht of ze onderscheid kan maken tussen positieve en negatieve valentie, waarna de beste features gecombineerd worden en opnieuw gecontroleerd wordt of deze effectief een goed onderscheid kan maken.

#### Resultaat

De gebruikte dataset hiervoor bestaat uit 38 datasegmenten, behorende bij 26 IAPS afbeeldingen met positieve valentie en 16 met negatieve valentie. De bekomen resultaten zijn niet allemaal even goed verklaarbaar. Voor frequentiefeatures van gelijkaardige metingen worden resultaten bekomen die soms meer dan drie grootte ordes verschillen. Het grootste probleem is dat HRV, net door zijn opbouw, geen geschikt signaal is voor realtime toepassingen. Het wordt gevormd door lineaire interpolatie tussen punten tussen twee hartslagen. Aangezien er

maar gemiddeld één hartslag per seconde optreedt is dit signaal onbruikbaar op heel korte tijdstippen, zeker door de ruwe interpolatie methode. De kortste tijdsduur voor HRV signalen voor feature extractie in verband met emoties, gevonden in de literatuur was 60 seconden [24]. Voor klinische studies worden tijdssegment van vijf minuten aangeraden. Voor laag frequente vermogenscomponenten wordt ten minste een signaal van twee minuten voorgesteld en voor hoogfrequente data wordt één minuut als ondergrens aangeraden [32]. De frequentieparameters zijn dus eigenlijk niet bruikbaar op deze korte intervallen. Ook de invloed van willekeurige ANS activiteit heeft waarschijnlijk een belangrijke invloed op alle features.

Er wordt toch gekeken naar een verband tussen de valentie en de vier niet frequentie gerelateerde features ( $\mu$ ,  $\sigma$ , RMS en pnn50). Hieruit blijkt dat voor een tijdssignaal van 30 seconden, de combinatie van RMS en pnn50 de beste resultaten geeft (73.7 %), mits een z-score normalisatie van de features uitgevoerd wordt. Een ietwat slechter resultaat wordt bekomen voor  $\sigma$ , RMS en pnn50 (71.1 %), maar met een veel lagere kostparameter C. Bij de segmenten van 10 seconden wordt een gelijkaardig beste resultaat behaald (73.7 %) en wel met alle vier de beschouwde parameters nu.

Features	Schaling	$\gamma$	C	Accuraatheid
$\mu$	geen	0.125	2	60.5%
$\sigma$	geen	0.0625	4	65.8%
RMS	geen	0.0312	0.0312	57.9%
pnn50	geen	256	1	63.2%

Tabel 3.3: resultaten 30s HRV

	Schaling	$\gamma$	C	Accuraatheid
30s	z-score	1	1024	73.7%
30s	z-score	4	1	71.1%
10s	z-score	0.25	256	73.7%

Tabel 3.4: SVM resultaten met beste featurecombinatie

### 3.7.2 EDA

#### Bereken geselecteerde features

De gebruikte EDA-features zijn:

- Gemiddelde ( $\mu$ )



- Standaardafwijking ( $\sigma$ )
- Scheefheid ( $\gamma_1$ )
- Aantal SCR's in het interval
- Vertraging tot eerste SCR ( $V$ )
- Stijgtijd van de eerste SCR ( $S$ )
- Eerste afgeleide van de eerste SCR ( $D$ )
- Maximum van de eerste SCR ( $M$ )

Deze features worden bepaald uit de dezelfde datasets als waaruit de HRV features berekend zijn. Hierbij wordt onderscheid gemaakt tussen een dataset van 30 en 10 seconden.

### Resultaat

Op elk van deze acht features worden de mogelijke schalingen toegepast waarna via een *grid search* naar de beste parameters wordt gezocht om een RBF kernel te trainen. De resultaten hiervan zijn weergegeven in Tabel 3.5 en 3.6 en kunnen herberekend worden met de bijhorende m-files, te vinden op de bijgevoegde dvd.

De beste features om onderscheid te maken tussen hoge en lage arousal bij IAPS stimuli zijn: scheefheid, eerste afgeleide van de eerste SCR, maximum van de eerste SCR, aantal SCR's, gemiddelde en vertraging tussen stimulus en optreden van de bijhorende SCR. Het is logisch dat de herkenning voor features gerelateerd aan de eerste piek ongeveer gelijk zijn. Deze SCR treedt namelijk meestal binnen de 10s na vertonen van de afbeelding op.

Met deze beste features worden groepen gevormd en worden opnieuw optimale parameters voor de SVM bepaald. De beste resultaten worden bekomen door combinatie van:

- Aantal SCR's in het interval
- Vertraging tot eerste SCR ( $V$ )
- Eerste afgeleide van de eerste SCR ( $D$ )

De accuraatheid en bijhorende informatie worden weergegeven in Tabel 3.7 voor datasegmenten van 30s en 10s.

Er worden betere resultaten behaald voor het kortere tijdsinterval (10s). Dit is te verklaren door het optreden van willekeurige SCR's, t.g.v. random activiteit van het zenuwstelsel, die niet gelinkt zijn aan een bepaalde stimulus. Door het interval na een stimulus te beperken

Features	Schaling	$\gamma$	C	Accuraatheid
$\mu$	geen	128	1	65.3%
$\sigma$	z-score	128	32	61.5%
$\gamma_1$	geen	4	256	86.5%
# SCR's	geen	0.25	8	69.2%
$V$	geen	128	0.0312	65.4%
$S$	geen	0.25	1024	59.6%
$D$	geen	0.0625	1024	86.5%
$M$	geen	0.0312	512	75%

Tabel 3.5: resultaten 30s EDA

Features	Schaling	$\gamma$	C	Accuraatheid
$\mu$	geen	1	8192	67.3%
$\sigma$	z-score	256	0.0312	59.6%
$\gamma_1$	geen	0.125	0.0312	75%
# SCR's	geen	0.0312	64	69.2%
$V$	geen	128	0.0312	65.4%
$S$	geen	0.25	32768	53.8%
$D$	geen	0.0312	512	82.7%
$M$	geen	0.0312	512	73.1%

Tabel 3.6: resultaten 10s EDA

	Schaling	$\gamma$	C	Accuraatheid
30s	geen	1	64	80.8%
10s	z-score, eenheidsschaling	4	8192	88.5%
10s	geen	2	64	84.6%

Tabel 3.7: SVM resultaten met beste featurecombinatie (# SCR's,  $V, D$ )

tot 10s is de kans veel groter dat een gedetecteerde SCR het gevolg is van de IAPS afbeelding die net ervoor getoond is. Ook is bij een lage arousal afbeelding de kans groter dat er in een tijdspanne van 30s een willekeurige SCR (of een echte, t.g.v. een bepaalde gedachte i.p.v. een aangelegde stimulus) optreedt die dan ten onrechte geclassificeerd wordt als afkomstig van een hoge arousal stimulus.

Het is opmerkelijk dat zelfs bij combinaties van verschillende parameters meestal geen normalisatie of schaling nodig is. Het beste resultaat (88.5%) bij 10s data wordt wel gehaald met een normalisatie en een eenheidsschaling, maar zonder schaling wordt ook nog steeds een zeer goede herkenning behaald (84.6 %). Het is dus niet nodig om de features te herschalen

om onderscheid tussen hoge en lage arousal te maken uit EDA-metingen.

## 3.8 Opmerkingen

### 3.8.1 Opwekken van de emoties

#### Omgeving

Bij het vertonen van de afbeeldingen liepen er geregeld mensen het lokaal binnen en waren er verschillende geluiden te horen (verkeer, laden en lossen van trucks, pratende studenten, grasmaaiers, ...). Dit leidt af van de afbeeldingen en zorgt soms ook voor irritatie wat wel gevolgen kan hebben op de metingen. Voor toekomstige metingen is het dus aan te raden een aparte (rustige) kamer voor de metingen te voorzien.

#### Immersive v.s. non-immersive

Het is aangetoond dat mensen zich beter kunnen inleven in de stimuli als ze er kunnen in opgaan. Dit opgaan in de gecreëerde stimuli wordt in het Engels omschreven als hoe *immersive* deze is. Vooral met stimuli die eerder saai zijn zoals afbeeldingen is het moeilijk om personen zich te doen inleven en echte emoties op te wekken [41].

#### Gewenning

Er zijn slechts bij twee testpersonen metingen uitgevoerd. Hierbij viel op dat de afbeeldingen na verloop van tijd anders werden ervaren en was er na het uitvoeren van meerdere testen een gevoel van gewenning, irritatie en saaiheid door langdurig naar afbeeldingen te kijken. Dit kan ook zijn gevolgen hebben op de kwaliteit van de metingen.

### 3.8.2 Methode

EDA is inderdaad een goede indicator voor de arousal van een persoon. Dit kan nog tijds-kritischer worden door het signaal op een andere manier te analyseren: het modelleren van een specifieke piek en een algoritme dat een update doet van de toestand nadat een piek waargenomen is.

### 3.8.3 HRV

Na nadere berekeningen bleken de vier bruikbare parameters voor HRV toch informatie te bevatten over de valentie. Aangezien hier uiteindelijk van af gestapt was omdat dit in eerste instantie niet zo leek te zijn, zijn er te weinig datasets aanwezig om dit met zekerheid te bevestigen.

### 3.9 Besluit

Het doel om te controleren of het mogelijk is om emoties te onderscheiden volgens een twee-assig model van valentie en arousal door middel van psychofysiologische signalen van relatief korte tijdsduur is geslaagd. Er werd een gestandaardiseerde manier gekozen om emoties op te wekken (IAPS). Deze stimuli werden op goed gedefinieerde manier aan de testpersoon getoond (Matlab GUI) waarbij de tijdstippen van vertonen precies bijgehouden werden en de data, opgemeten met het Refa systeem, automatisch werd opgeslagen en opgesplitst in tijdssegmenten, behorende bij de aparte stimuli. Deze data werd offline verwerkt om te controleren of er een verband bestond tussen features uit zeer korte metingen en de bijhorende emoties.

Uit de metingen blijkt dat emoties inderdaad te onderscheiden zijn volgens het twee-assige model van Russel. Arousal bepalen uit huidconductantie geeft zeer goede resultaten, maar valentie onderscheiden uit HRV-data bleek minder goed te lukken. Dit ligt aan de korte tijdsduur van de metingen, waardoor een aantal van de features niet juist bepaald kunnen worden. Voor realtime toepassingen is HRV dus geen bruikbaar signaal. Wel kan het gebruikt worden voor toepassingen waar *moods* van de persoon belangrijk zijn (AmI toepassingen), aangezien dit typisch langere gevoelstoestanden zijn. Ook voor het volgen van mensen die met een depressie kampen kan het dan een nuttige toepassing hebben (bijvoorbeeld met een polsband hartslagmeter en dataverwerking via een smartphone). Dat de resultaten voor de arousal dimensie beter zijn, wordt ook beschreven in de literatuur. Verschillen in arousal zijn duidelijker te detecteren uit fysiologische features dan valentie verschillen [17].

Achteraf beschouwd, was het gebruik van het IAPS misschien niet de beste methode voor het opwekken van emoties. Deze verzameling afbeeldingen heeft zijn werking al bewezen in onderzoeken met voldoende testpersonen. In eerste instantie leek het dan ook een zeer geschikte methode en sommige foto's wekten duidelijk sterke emoties op, in het bijzonder deze met negatieve valentie (verminkte mensen, wc besmeurd met uitwerpselen). Als echter veel metingen op dezelfde personen uitgevoerd worden, verliezen deze foto's hun waarde doordat mensen eraan wennen en zich beginnen te vervelen.

Indien hier nog onderzoek naar gebeurt, kunnen ofwel beter testgroepen gevormd worden zodat voldoende data van verschillende personen kan opgemeten worden of kunnen andere methodes gebruikt worden om meer levendige emoties op te wekken. Er kan gebruik gemaakt worden van filmfragmenten. Hier bestaat wel geen gestandaardiseerde verzameling van, dus deze zal zelf moeten opgebouwd worden, wat het natuurlijk een meer subjectieve methode maakt. Een andere manier is om tijdens het vertonen van de afbeeldingen muziek te laten horen die overeenstemt met de affectieve inhoud van de foto. Ook dit brengt weer een graad van subjectiviteit met zich mee.

Het opzet van de thesis was in dit aspect wat te ambitieus. Emoties blijven, ondanks de vereenvoudigingen, een complex gegeven. Slechts twee fysiologische signalen van relatief korte tijdsduur bevatten onvoldoende informatie over deze complexiteit. Daarom kan beter specifieker gewerkt worden: het aantal signalen opdrijven ofwel toespitsen op een hoge accuraatheid voor één dimensie van het emotiemodel. Hierop wordt dieper ingegaan in het algemeen besluit.

Aangezien de individuele resultaten niet positief waren voor een beperkt aantal metingen, is ook niet verder gekeken naar de kwaliteit voor verschillende gemengde datasets. In het volgende hoofdstuk wordt een biofeedback applicatie opgezet in een virtuele omgeving voor behandeling van fobiën. Er worden andere stimuli gebruikt om meer extreme reacties uit te lokken en er wordt gekeken om de resultaten tijdskritischer te maken om echt van een realtime systeem te kunnen spreken.

## Hoofdstuk 4

# Biofeedback m.b.v. Matlab en NeuroVR ter bestrijding van fobiën

### 4.1 Inleiding

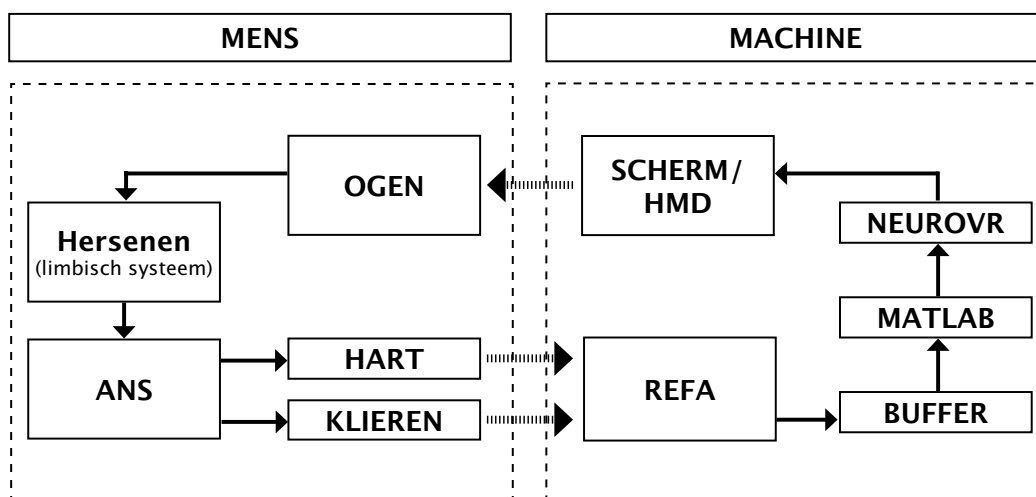
Een eerste uitgangspunt van deze thesis was het gebruik van psychofysiologische signalen voor *biofeedback* in een virtuele omgeving ter bestrijding van fobiën. Een manier om patiënten te helpen hun angsten te overwinnen is ze ermee confronteren. De verplaatsing naar zulke omgevingen brengt echter een aanzienlijke kost met zich mee. Ook is het niet mogelijk van een reële omgeving alle parameters te controleren. Daarbij is het in sommige gevallen onmogelijk dit op een veilige manier te doen [42, 43].

Om deze redenen gebeurt er veel onderzoek naar het gebruik van virtuele omgevingen bij het bestrijden van fobiën. De voordelen zijn duidelijk. Alles kan in één kamer gebeuren, wat de kosten laag houdt. De omgeving is volledig controleerbaar door de psycholoog of dokter en kan ten allen tijde uitgeschakeld worden. Mensen met vliegangst bijvoorbeeld, kunnen in een simulator geplaatst worden en als de paniek te groot wordt, kan alles gestopt worden, wat in de echte situatie uiteraard niet mogelijk is. Er zijn ook nadelen en kritiek op deze methode. In eerste instantie bestaat er onduidelijkheid over de effectiviteit van de virtuele wereld zelf. Het is niet zeker dat mensen met fobiën in een virtuele wereld op dezelfde manier reageren op hun angsten als in de echte wereld. Het inlevingsvermogen van de patiënt speelt hierin een belangrijke rol. Een tweede probleem is dat veel van de huidige behandelingen met virtuele omgevingen niet geautomatiseerd zijn. Er moet altijd een psycholoog of dokter aanwezig zijn die de sessie stuurt en stopt wanneer nodig. Dit verhoogt de kosten weer aanzienlijk en maakt de behandeling beperkter toepasbaar [41].

Een oplossing voor dit tweede probleem is het gebruik van biofeedback. De intensiteit van de angststimuli worden hierbij gestuurd door signalen opgemeten bij de patiënt zelf. Onderzoek hiernaar wordt onder andere verricht door het Europese Intrepid project [4, 44].

## 4.2 Doel

Het is de bedoeling een biofeedback applicatie te bouwen. Deze gebruikt fysiologische signalen als input om bepaalde gebeurtenissen in een virtuele omgeving te sturen. Als voorbeeld wordt een applicatie om een spinnenfobie te bestrijden gekozen. De virtuele omgeving bestaat uit een kamer met spinnen. De testpersoon bekijkt de kamer vanuit eenzelfde oogpunt als in een werkelijke kamer. De fysiologische signalen nodig voor de biofeedback worden opgemeten met de sensors beschreven in Hoofdstuk 3 via een TMSi Refa systeem. De verwerking van de signalen naar bruikbare features om beslissingen te maken wordt uitgevoerd in Matlab. Deze beslissing bepaalt de positie van de spinnen in de kamer: als de testpersoon kalm is zal beslist worden om de spinnen dichterbij te bewegen en als de testpersoon te opgewonden wordt, zullen de spinnen zich weer verwijderen. De realtime sturing van objecten (hier spinnen) in de virtuele omgeving wordt ook via Matlab uitgevoerd. Deze wisselwerking tussen computer en testpersoon wordt een mens-machine interface genoemd en is schematisch weergegeven in Figuur 4.1.



**Figuur 4.1:** Mens-machine interface

Het is duidelijk dat het voorbeeld van de spinnen kan aangepast worden naar verschillende fobiën die kunnen voorgesteld worden door een virtueel object. De afmetingen, afstand tot de testpersoon, kleur, ... van het object in de virtuele wereld kunnen dan gemanipuleerd worden van buitenaf. De wijze waarop deze parameters aangepast worden, wordt volledig bepaald uit features afkomstig van psychofysiologische signalen opgemeten bij de persoon in kwestie.

Hierna worden alle aspecten van de biofeedback applicatie besproken.

## 4.3 De virtuele omgeving: NeuroVR

### 4.3.1 Inleiding

Het gebruik van virtuele omgevingen bij het bestrijden van fobiën krijgt steeds meer aandacht. Ingeven van de zoekterm 'virtual reality' in de virtuele medische bibliotheek *Medline* geeft een stijging van het aantal publicaties van 15 % per jaar in de periode 1997 tot 2007 [45].

Hier wordt gebruik gemaakt van het programma NeuroVR<sup>1</sup> omdat het gratis beschikbaar en gemakkelijk in gebruik is door een drag en drop interface voor het opbouwen van eigen scenario's. Ook is er support voor *head mounted displays* (HMD's) met head tracking aanwezig. Dit is een bril of helm waarin het beeld zichtbaar is en verandert volgens de richting waarin gekeken wordt. Dit kan nuttig zijn voor toekomstige toepassingen en draagt ook sterk bij aan het inleven van de patiënt in de virtuele wereld. Momenteel is er geen HMD aanwezig en wordt de virtuele wereld gewoon weergegeven op een computerscherm. Het NeuroVR pakket bestaat uit twee delen: de *editor* en de *player*.

#### NeuroVR editor

De *NeuroVR editor* (Figuur 4.2) is een gemodificeerde versie van het open-source 3D-modelleer programma Blender<sup>2</sup>. Door middel van een python script zijn enkel de functies nodig voor de *editor* beschikbaar. Deze editor maakt het mogelijk op een eenvoudige manier een scenario op te zetten in een virtuele omgeving.

Bij het opzetten van zo een omgeving wordt eerst een kamer of landschap (veld, strand, ...) ingevoegd. Hier wordt een kamer gebruikt. In deze kamer kunnen via *drag and drop* 3D objecten geplaatst worden waarmee interactie mogelijk is. Dit kunnen voorwerpen zijn die kunnen opgenomen worden zoals in een spel of objecten die bewegen als aan een bepaalde voorwaarde voldaan is (dicht genoeg, tijd gebaseerd, ...). Ook kunnen video's en geluiden ingevoegd worden en op gedefinieerde tijdstippen afgespeeld worden.

#### NeuroVR player

Na het opbouwen van een virtueel scenario kan dit afgespeeld worden in de *NeuroVR player*. Deze is gebaseerd op de open-source rendering software OpenGL<sup>3</sup>. De *player* zorgt voor interactieve rendering van de opgebouwde virtuele wereld zodat het mogelijk is er in rond te bewegen, zoals bij een *first person* computerspel. Dit kan d.m.v. het toetsenbord, een controller of een andere input. Ook is het mogelijk om te kiezen tussen afspelen op het

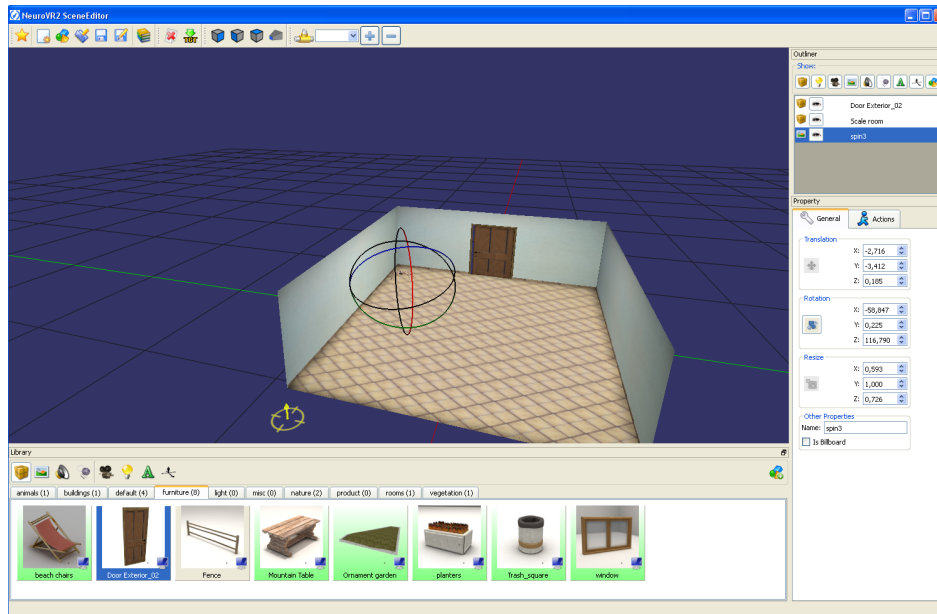
---

<sup>1</sup><http://www.neurovr.org/>

<sup>2</sup><http://www.blender.org/>

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





**Figuur 4.2:** NeuroVR editor

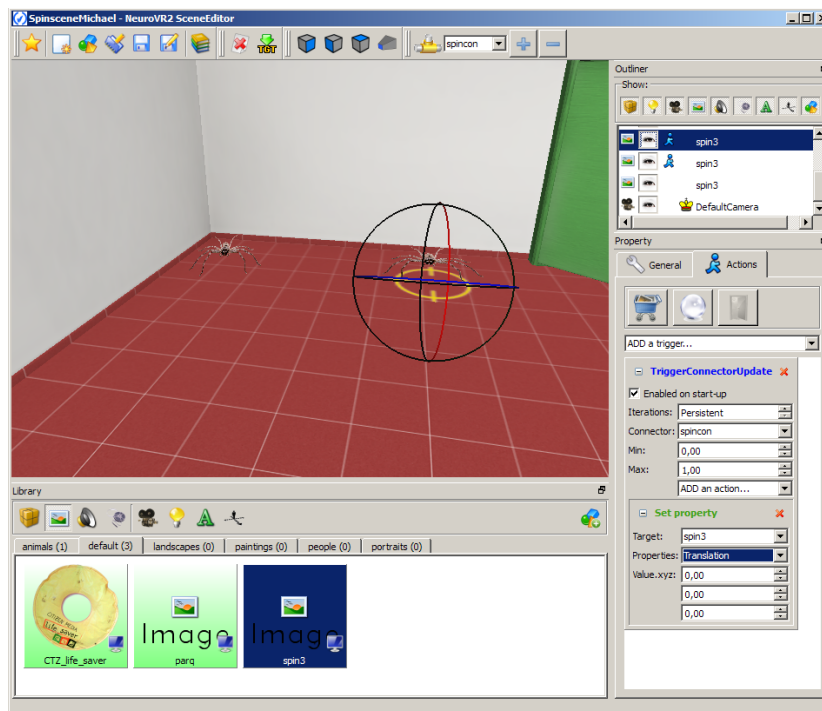
computerscherm of gebruik maken van een HMD. Een voorbeeld van een kamer, weergegeven in de NeuroVR player is te zien in Figuur 4.5.

### 4.3.2 Het scenario

Het scenario bestaat uit een virtuele kamer met enkele statische objecten zoals een tafel, stoelen, plant, ... om een meer realistisch gevoel te verkrijgen. In de hoeken van de kamer bevinden zich spinnen. Er was geen 3D model van een spin aanwezig in de bibliotheek van NeuroVR, dus dit is gratis gedownload van [www.turbosquid.com](http://www.turbosquid.com), een site gespecialiseerd in 3D modellen. De kamer met enkele spinnen, opgebouwd in de *editor*, is weergegeven in Figuur 4.5.

### 4.3.3 Connectiviteit met externe applicaties

De positie van de spinnen t.o.v. de patiënt in de virtuele kamer moet aanpasbaar zijn. Vanaf NeuroVR 2.1 is dit mogelijk d.m.v. *connectors*. Deze connectors worden toegevoegd in de *editor*. Hierna is het mogelijk een 3D object, in dit geval de spin, te koppelen aan deze connector en aan te geven welke variabele aangepast moet worden. Dit kan grootte, oriëntatie of afstand tot een bepaald punt zijn. Een voorbeeld kan zijn: de grootte van de kamer koppelen aan een connector. Hierdoor kan de grootte van de kamer dynamisch aangepast worden tijdens de simulatie. Dit kan interessant zijn voor mensen met claustrofobie te helpen. In dit geval wordt dus gekozen om de afstand van de spin tot de patiënt te variëren (Figuur 4.3).



**Figuur 4.3:** NeuroVR editor: connectors

Als waardenbereik van de connector wordt het interval  $[0\ 1]$  gekozen. Hierbij stemt 0 met de startpositie van de spin, de verste mogelijke afstand van de testpersoon, overeen. Positie 1 stemt overeen met een positie van de spin, net voor de patiënt opdat de spin niet uit het beeld zou verdwijnen bij te dicht komen. Nu kan de spin elke positie tussen het einde van de kamer en de patiënt innemen door het aanpassen van de connector tussen 0 en 1.

Post test

ConnectorID

ConnectorVal

**Figuur 4.4:** Verbinding connector via html

De connector is beschikbaar buiten de virtuele omgeving via een html webform (Figuur 4.4). Deze webform wordt geopend als de url `http://localhost:8888` ingegeven wordt in een webbrowser. In het keuzevak **ConnectorID** wordt de naam van de connector zoals hij gedefinieerd werd in de *editor* ingegeven. In het vak **ConnectorVal** wordt dan de gewenste waarde in het interval  $[0\ 1]$  ingegeven. Bij het indrukken van de zendknop, wordt deze data volgens de *POST* methode verzonden naar `http://localhost:8888/setconnectordata`. Als bijvoor-

beeld naar een connector met naam 'con1' een waarde '0,5' moet doorgestuurd worden, zal het webform dit doorsturen als string `ConnectorID=con1&ConnectorVal=0.5`, geëncodeerd in 8-bits Unicode (UTF-8).

## 4.4 Keuze van de fysiologische signalen

### 4.4.1 Vereenvoudiging van het valentie-arousal model

Aangezien de applicatie gebruikt wordt voor fobiën, wordt er van uit gegaan dat de emotie steeds negatief is. Er wordt dus enkel gekeken naar de arousal as van het valentie-arousal model van Russel. Het is intuïtief ook duidelijk dat de staat van opwinding van de patiënt de belangrijkste parameter is voor gebruik bij biofeedback. Zoals hiervoor beschreven, kan het arousal niveau betrekkelijk goed uit de huidconductantie gehaald worden. De positie van de spinnen zal dus enkel bepaald worden door features uit de elektrische activiteit van de huid.

### 4.4.2 Opmeten van het signaal

Het opmeten van het EDA-signaal ter bepaling van de huidconductantie gebeurt opnieuw volgens de exosomatische methode. Voor acquisitie van de data wordt ook hier de Fieldtrip buffer gebruikt waarin alle opgemeten data gebufferd wordt met een sample rate van  $256\text{Hz}$ .

## 4.5 Dataverwerking en realtime beslissen: Matlab

### 4.5.1 Keuze features

Aangezien er nu geen discreet starttijdstip van optreden van de stimulus definieerbaar is, maar een continu waarnemen van prikkels (constant zichtbare spinnen met variabele afstand tot de testpersoon), hebben aan stimuli gerelateerde features geen goed omschreven betekenis meer. De vertraging tot de eerste piek of stijgtijd van de eerste piek zijn niet meer te definiëren, aangezien er geen 'eerste' piek hiervoor kan aangewezen worden. De lengte van het signaal waaruit realtime de features zullen bepaald worden is 1 seconde gekozen.

De meest geschikte features die geen gebruik maken van een specifiek startpunt zijn de tonische component (SCL), fasische activiteit (SCR) en scheefheid [18, 19, 21, 23]. De tonische component of basis level van de huidconductantie wordt vereenvoudigd bepaald door het gemiddelde van de EDA te nemen in een tijdspanne van 1 seconde ( $N$  EDA-samples  $y_i$ ):

$$SCL(t) = \mu(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$$

Veel specifieke aan stimuli gerelateerde features uit de fasische activiteit zijn nu niet bruikbaar. Het al dan niet optreden van fasische activiteit is echter wel nuttig. Een definitie voor deze

SCR die goede resultaten geeft is de standaardafwijking in het interval [22]:

$$SCR(t) = \sigma(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - SCL(t))^2}$$

Als derde parameter wordt opnieuw de scheefheid gekozen:

$$\gamma_1(t) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - SCL(t))^3}{\left( \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - SCL(t))^2} \right)^3}$$

Het is duidelijk dat de statistische parameters veel informatie bevatten om onderscheid te maken tussen de twee verschillende toestanden. Dit is te verklaren doordat deze parameters intrinsiek veel informatie bevatten over de andere parameters. Standaardafwijking en scheefheid zijn een maat voor afwijking van een verdeling t.o.v. een normale (symmetrische) verdeling. Parameters als stijgtijd en eerste afgeleide bepalen hoe snel een SCR stijgt. Een snelle stijgtijd van de SCR (hoge arousal) bijvoorbeeld en een normale trage afname van de piek zorgen voor een scheve SCR.

Bij hoge arousal zal de EDA zich grilliger zal gedragen in een interval (optreden van SCR's) en bij lage arousal zal deze eerder vlak of monotoon dalend zijn (geen SCR, kalm terug naar baseline). Het is dus te verwachten dat features zoals scheefheid die informatie over de vorm bevatten anders zullen zijn bij hoge en lage arousal.

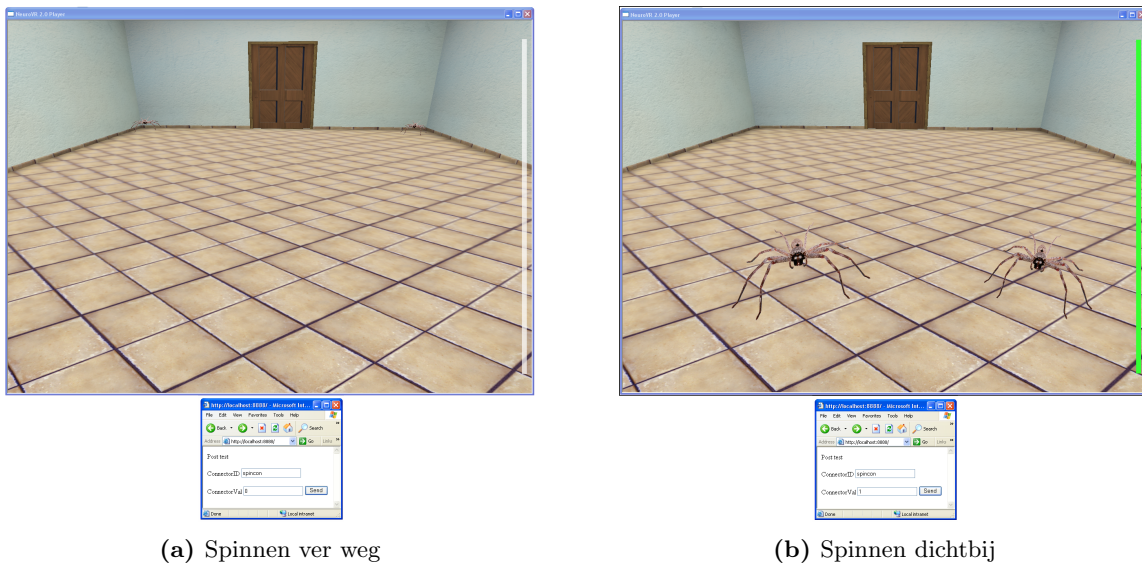
#### 4.5.2 Trainen SVM

Er wordt gekozen voor een SVM met RBF kernel waarvan de parameters  $\gamma$  en  $C$  offline bepaald worden a.d.h.v. de opgemeten testdata. Hierbij wordt ter controle de SVM getraind met features uit een meting en getest of features berekend uit een andere meting.

#### 4.5.3 Realtime beslissen

Als de SVM getraind is, kan het online experiment beginnen. De testpersoon opent het scenario in de NeuroVR *player* en start de Fieldtrip buffer. Het algoritme, dat de classifier gebruikt, wordt gestart door in de GUI op de knop **realtime** te klikken. Elke seconde worden de gekozen features bepaald uit het realtime opgemeten signaal. Aan de hand van deze features bepaalt de support vector machine de staat van opwinding van de testpersoon. Als deze kalm is, worden de spinnen dichtbij gebracht via een connectorupdate. Als de persoon zijn kalmte verliest, zullen de spinnen zich naar achter bewegen.

Hierbij wordt ook rekening gehouden met de vorige toestand om het algoritme robuuster te maken. Als de persoon kalm is en bij de nieuwe meting nog steeds kalm is, kan er vanuit gegaan worden dat dit de juiste toestand is en kan de spin sneller dichterbij gebracht worden. Als de nieuwe meting echter aangeeft dat de persoon opgewonden is, maar ervoor nog kalm was, kan dit betekenen dat de spinnen te dicht zijn, maar ook dat er een foute classificering van de data gebeurd is. Daarom wordt de spin niet meteen achteruit bewogen, maar trager dichterbij gebracht. Omgekeerd geldt dit ook. Bij een grotere zekerheid dat de testpersoon wel degelijk opgewonden is, zullen de spinnen sneller weg bewegen dan bij een lagere zekerheid.



**Figuur 4.5:** Scene met spinnen in NeuroVR player

Deze schatting van de arousal via SVM wordt vergeleken met een simpel realtime algoritme waarbij er elke seconde d.m.v. een piekdetectie gecontroleerd of er al dan niet een SCR optreedt. Als er geen SCR optreedt, zal de spin dichterbij bewegen. Als er wel één optreedt, wordt de amplitude vergeleken met een te specificeren threshold waarde. Indien de amplitude kleiner is, kan gesteld worden dat de testpersoon niet zeer opgewonden is en worden de spinnen nog steeds dichterbij bewogen. Als de amplitude groter is dan de threshold, is de persoon opgewonden en zullen de spinnen terug naar achter bewogen worden. Ook hier wordt rekening gehouden met de vorige toestand om meer zekerheid te hebben over het al niet opgewonden zijn van de testpersoon.

#### 4.5.4 Verbinding tussen Matlab en NeuroVR

De beslissing, op basis van de psychofysiologische signalen, moet automatisch de connectorwaarden in NeuroVR aanpassen. Dit blijkt niet rechtstreeks mogelijk te zijn in Matlab door de juist geformateerde data rechtstreeks naar de localhost te sturen. Daarom wordt er gebruik

gemaakt van de Java package *HttpClient*<sup>4</sup>, specifiek ontworpen voor interactie met webtoepassingen. Hierin zijn functies aanwezig om data juist te formatteren en door te sturen naar web forms [46].

Bij starten van het programma worden de nodige packages in Matlab ingeladen via een initialisatie m-file, te vinden op de dvd. Het sturen van connectorwaarden naar de web form gebeurt d.m.v. de functie **connector\_update**, die de java package op volgende wijze gebruikt:

```
function connector_update(con,val)

    \% initialisatie van een HttpClient
    httpclient = org.apache.http.impl.client.DefaultHttpClient()
    loc_host = 'http://localhost:8888/setconnectordata';
    con_update = org.apache.http.client.methods.HttpPost(loc_host);

    \% Connectors en waarden samenvoegen (navapa = namevaluepair)
    strval = num2str(val);
    navapa1 = org.apache.http.message.BasicNameValuePair('connectorID',con);
    navapa2 = org.apache.http.message.BasicNameValuePair('connectorValue',strval);

    con_data = java.util.ArrayList();
    con_data.add(navapa1);
    con_data.add(navapa2);

    \% UTF-8 formatteren
    utf8=java.lang.String('UTF-8');
    data_enc = org.apache.http.client.entity.UrlEncodedFormEntity(con_data,utf8);

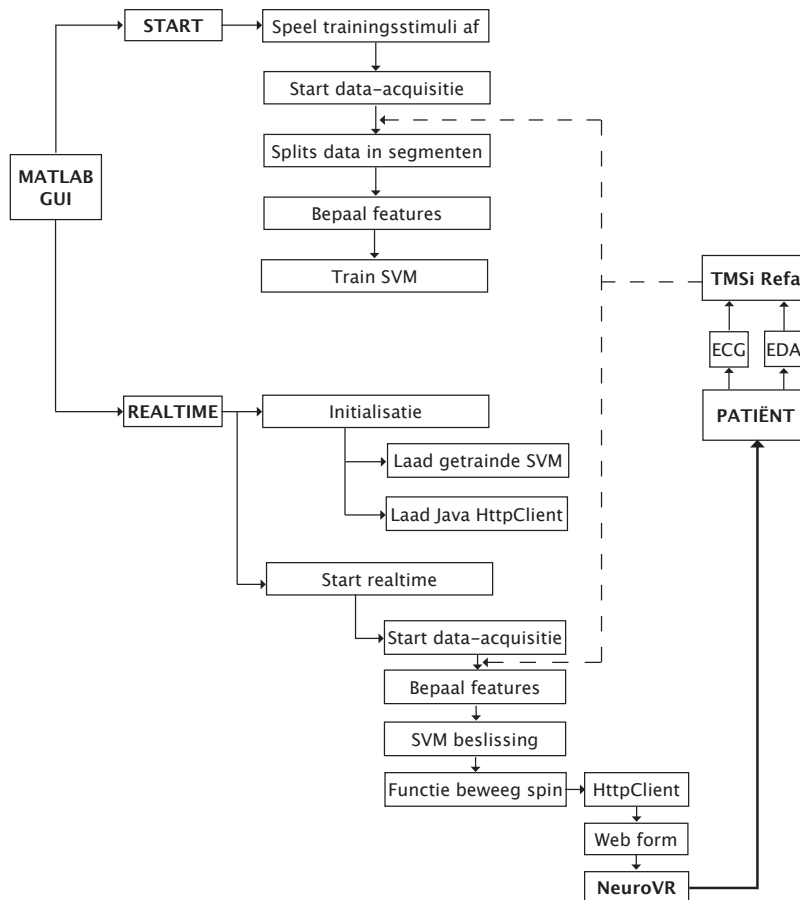
    \% Data verzenden
    con_update.setEntity(data_enc);
    httpclient.execute(con_update);
```

## 4.6 Resultaten

### 4.6.1 Overzicht

In Figuur 4.6 wordt schematisch de werking van de applicatie weergegeven. Deze stappen worden uitgevoerd door m-files, geschreven in Matlab. Eerst wordt de startknop ingedrukt in de Matlab GUI, dit is de initialisatie. Hierbij worden stimuli aan de patiënt opgelegd waarna offline de berekeningen om een SVM te trainen gebeuren. Als de offline berekeningen voorbij zijn, kan het realtime gedeelte gestart worden door het scenario in NeuroVR te openen en de applicatie te starten met de bijhorende knop in de GUI.

<sup>4</sup><http://hc.apache.org/httpcomponents-client-ga/>



Figuur 4.6: Schema fobiëapplicatie

#### 4.6.2 Opmeten van de arousal datasets voor offline berekeningen

Aangezien er geen testpersonen met spinnenfobie beschikbaar zijn, wordt een hoge arousal waarde op een kunstmatige manier opgewekt. Bij het starten van de trainingsfase in de GUI, worden een aantal irritante geluiden afgespeeld, afgewisseld met een grijs scherm. De irritante geluiden simuleren hier het onbehagelijke gevoel van de patiënt en de grijze schermen stellen een kalme, neutrale toestand voor. De gebruikte geluiden zijn: een bange kat, een hoge pieptoon, een alarmklok, een vlieg, een wesp en het gezoen van een *buzzer*. Na afspelen van alle geluiden, wordt alle fysiologische data uitgelezen uit de buffer en opgeslagen voor onder andere verificatie achteraf.

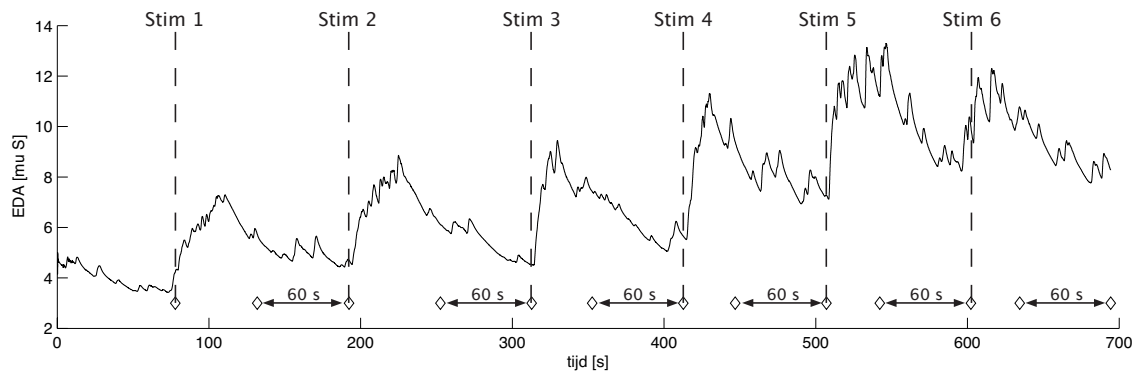
Deze data wordt verdeeld in tijdssegmenten van één seconde, waarna uit elk segment de

features bepaald worden. In dit geval wordt dus gestreefd naar een realtime systeem met een vertraging van één seconde, wat zeker aanvaardbaar en bruikbaar is voor toepassingen. De zes geluiden samen hebben een tijdsduur van 72 seconden. Om voldoende meetpunten te bekomen, wordt elk geluid tweemaal per meting afgespeeld in een willekeurige volgorde. Dit levert 144 datasegmenten van 1 seconde op voor hoge arousal. Na het afspelen van twee geluiden, wordt een minuut pauze gelaten om te kalmeren. De laatste 20 seconden hiervan worden ook opgeslagen. Dit levert dus 120 datapunten op voor (relatief) lage arousal per meting.

Er werden tien metingen verricht op twee testpersonen, verspreid over verschillende dagen.

### 4.6.3 Offline bepalen van de RBF kernel parameters

Figuur 4.7 geeft een EDA-meting met de irritante geluiden als stimulus weer. Het starten en eindigen van het geluid, alsook de 60 seconden pauze zijn aangegeven. Hieruit valt op dat het gemiddelde (SCL) een goede feature, of net geen goede feature zal zijn, afhankelijk van de doelstelling. Als het de bedoeling is om een applicatie te bouwen die slechts de spinnen beweegt als de persoon volledig kalm is, zal dit een zeer goede feature zijn, aangezien het verschil tussen volledig kalme SCL en SCL bij grote opwinding veel kan verschillen. Hiervoor moet echter wel voldoende tijd gelaten worden opdat de SCL terug kan zakken naar zijn minimumwaarde.



**Figuur 4.7:** EDA signaal irritante meting

Hier is het echter de bedoeling om de spinnen terug dichterbij te bewegen van zodra de persoon opnieuw begint te kalmeren. Dit stemt ook eerder overeen met de situatie van fobiën waar de persoon nooit echt zal kalmeren in bijzijn van zijn angsten (altijd hoge SCL), maar wel kalm genoeg kan zijn om ze opnieuw te confronteren. Bijvoorbeeld, in het begin van de irritante stimuli is de SCL nog steeds laag, maar er is wel degelijk hoge arousal en na het wegvallen van



de geluiden is de testpersoon al aan het kalmeren, maar is de SCL nog steeds relatief hoog. Wel is de vorm van het signaal zeer verschillend voor beide toestanden: snel stijgend en veel SCR's bij hoge arousal en traag afnemen met minder pieken bij lage arousal. De individuele pieken (SCR's) zijn in dit geval dus een betere indicator voor arousal. Uit het opgemeten signaal worden daarom enkel standaardafwijking en scheefheid bepaald als features en wordt het gemiddelde niet gebruikt.

Aangezien er maar twee features zijn kunnen deze geplotted worden om de mogelijkheid tot scheiden van de data te visualiseren. De EDA-meting uit Figuur 4.7 wordt in tijdssegmenten van verschillende lengte gesplitst om de scheidbaarheid weer te geven bij steeds korter wordende metingen. Eerst worden de features uit segmenten van 16 seconden bepaald. Dit geeft zes featuresets voor hoge en zes voor lage arousal. Zoals te verwachten is de data zeer goed (lineair) gescheiden 4.8a. Dit is te wijten aan de duidelijk verschillende vorm van de EDA in de 16 seconden na de stimulus en deze in de laatste 16 seconden van de kalmeringsfase. Naarmate het interval waarop features bepaald worden verkort wordt, wordt de data minder goed (lineair) scheidbaar (Figuur 4.8b tot 4.8e). Dit komt omdat, naarmate het interval korter wordt, de specifiek verschillende vorm voor beide toestanden meer verloren gaat.

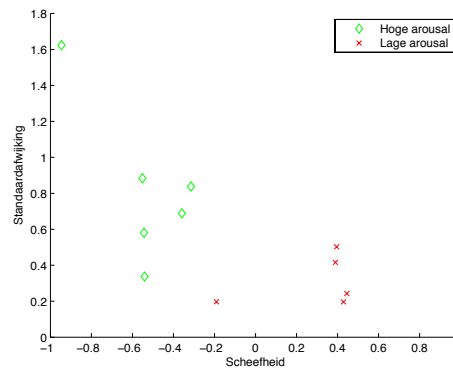
Bij de gewenste signaallengte van 1 seconde (144 hoge arousal en 120 lage arousal featuresets) liggen de lage arousal waarden rond de nulwaarde voor zowel standaardafwijking als scheefheid. De lage arousal is het deel waar de EDA traag afneemt (Figuur 4.7). Op een voldoende kort signaal is dit dus bijna een rechte lijn met weinige afwijkende activiteit. Op Figuur 4.8e is te zien dat de meeste waarden inderdaad rond de oorsprong liggen, maar dat er toch nog een aantal punten wat verder liggen. In Figuur 4.7 kan hier een verklaring voor gevonden worden. Naarmate het einde van de kalme periode verschijnen toch al enkele SCR pieken. Dit is te wijten aan het feit dat deze set van stimuli regelmatig gebruikt is voor metingen. Daarom is er al een zekere stress waarneembaar door de anticipatie op de komende irritante geluiden.

Het is wel duidelijk dat de meeste lage arousal features bij elkaar gegroepeerd liggen en de hoge arousal features eromheen liggen bij datasegmenten van 1 seconde. Het is dus inderdaad aangewezen een RBF kernel te gebruiken, aangezien deze dit type data goed kan scheiden [38]. De beste parameters (RBF parameter  $\gamma$  en kost parameter  $C$ ) worden gezocht door een *grid search* uit te voeren met alle combinaties van de parameters. De parameters worden hierbij exponentieel gevarieerd in volgende intervallen:

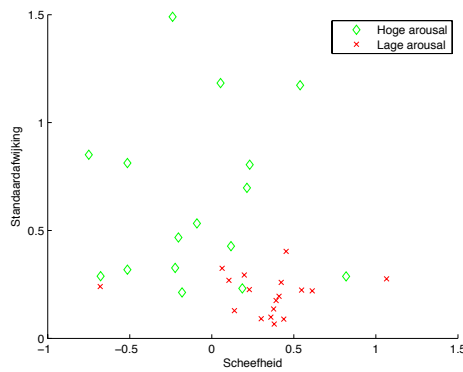
$$\gamma : 2^b, \quad b = -10..8$$

$$C : 2^a, \quad a = -5..15$$

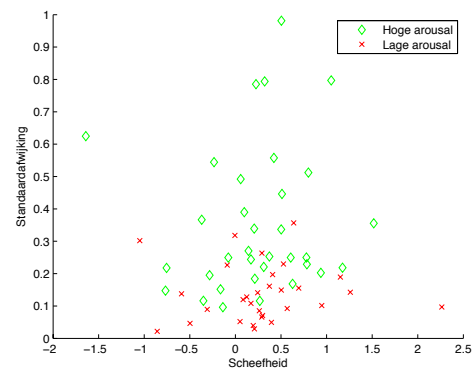
en het parameterkoppel voor de beste accuraatheid en laagste kost wordt bijgehouden.



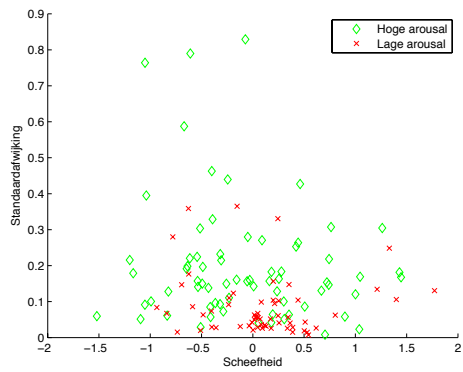
(a) 16 seconden



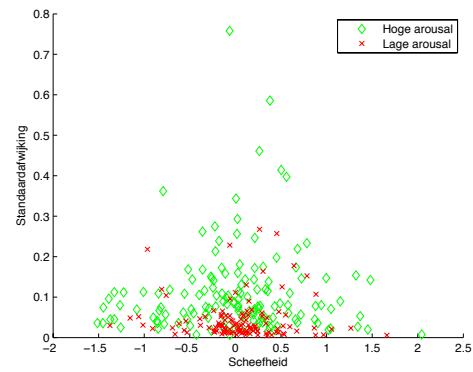
(b) 8 seconden



(c) 4 seconden



(d) 2 seconden



(e) 1 seconde

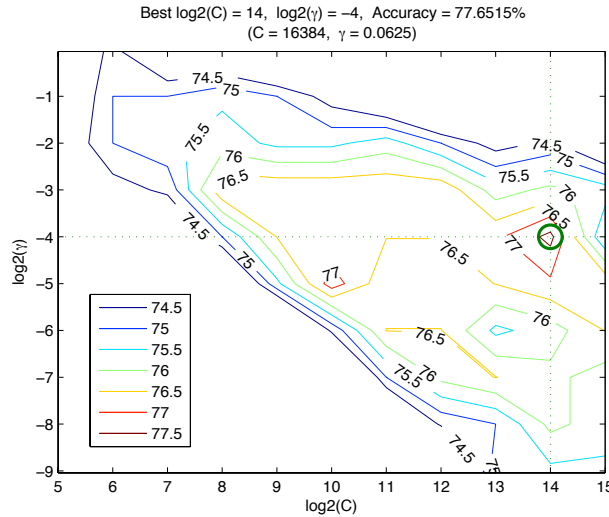
**Figuur 4.8:** Features berekend op verschillende tijdsintervallen

Voor het geval van de featureset uit segmenten van 1 seconde (Figuur 4.8e), bepaald uit de meting weergegeven in Figuur 4.7 resulteert in:

$$\gamma = 2^{-4}$$

$$C = 2^{14}$$

wat een accuraatheid oplevert van 77.6 %. De resultaten van de *grid search* zijn afgebeeld in Figuur 4.9



**Figuur 4.9:** Beste accuraatheid voor  $(\gamma, C)$  paren

De resultaten van één meting zijn duidelijk zeer goed. Figuur 4.10a geeft de features, bepaald uit datasets opgemeten op drie verschillende dagen volgens dezelfde procedure en dezelfde geluiden. De scheiding tussen hoge en lage arousal data is nog steeds zichtbaar, maar deze is al meer gemengd. Dit kan verschillende oorzaken hebben. De features kunnen variëren van dag tot dag. De gebruikte features bevatten echter informatie over het optreden van fasische activiteit (SCR's), welke dezelfde vorm hebben. De gemiddelde EDA (SCL) is wel afhankelijk van het tijdstip van de dag en de temperatuur, maar deze wordt hier niet gebruikt.

Een andere reden die meer waarschijnlijk is, is het herkennen van de gebruikte stimuli. Dit is ook al te zien in Figuur 4.7. Door steeds dezelfde dataset te gebruiken, is er op het einde van de kalme periode al fasische activiteit waarneembaar. Dit komt door het stressgevoel van de anticipatie op de irritante geluiden. Zeker als meerdere datasets in een korte periode na elkaar opgenomen worden is dit waarneembaar. Sommige fasische activiteit kan ook te wijten zijn aan gebeurtenissen in de kamer, tijdens het uitvoeren van de metingen.

De resultaten van de *grid search* voor exponentieel variërende  $(\gamma, C)$  paren zijn weergegeven in Figuur 4.10b. De beste parameters die hieruit volgen zijn

$$\gamma = 2^{-5}$$

$$C = 2^6$$

welke een accuraatheid van 61.2 % opleveren. Dit is al een veel slechter resultaat, maar het blijkt nog steeds mogelijk onderscheid te maken tussen hoge en lage arousal. De classifier maakt al meer fouten, maar zal in een robuust algoritme dat rekening houdt met de vorige toestanden en positie van de spin, een nuttige bijdrage leveren tot het bepalen van de volgende positie.

Deze resultaten zijn echter wel te optimistisch. Om een beter zicht te bekomen op de kwaliteit van de emotieherkenning wordt nu de classifier telkens getraind op features bepaald uit één meting, en wordt daarna de getrainde SVM gebruikt om de features uit andere metingen te classificeren. Om dit te illustreren wordt data van vier verschillende metingen (drie verschillende dagen) gebruikt. Er worden eerst parameters gezocht die voor alle sets een goed resultaat opleveren.

De testen met data van 1 seconde leveren op het eerste zicht bedroevende resultaten op. Een degelijker resultaat wordt bekomen vanaf data met een lengte van 8 seconden. De resultaten zijn weergegeven in Tabel 4.1, waarbij  $\gamma = 16$  en  $C=32$  genomen wordt voor features bepaald uit datasegmenten van 8 seconden.

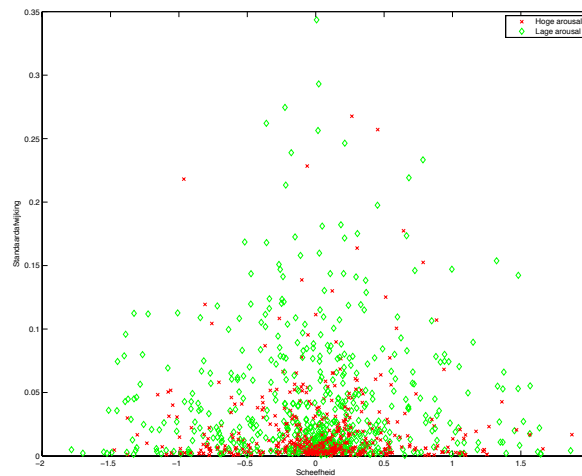
Trainingsdata	Validatiedata			
	Meting 1	Meting 2	Meting 3	Meting 4
Meting 1	85.7%	67.9	53.6%	57.1%
Meting 2	75%	92.8%	39.3%	57.1%
Meting 3	46.4%	53.6%	92.9%	75%
Meting 4	42.9%	60.7%	50%	96%

**Tabel 4.1:** Validatie over verschillende metingen

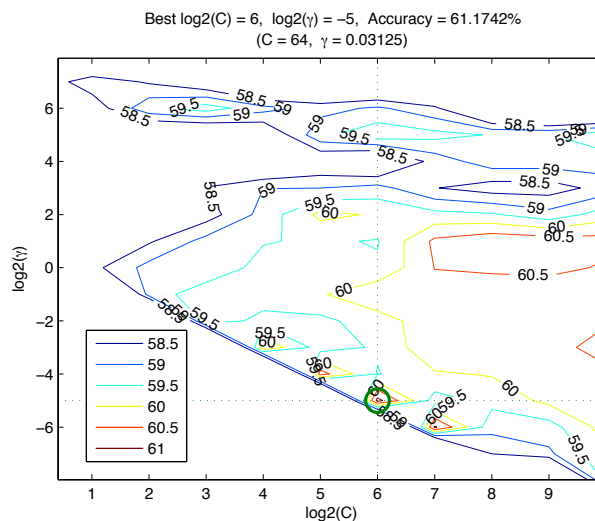
Deze resultaten vallen eerder tegen, maar er is nog geen schaling toegepast op de datasets. Dit kan mogelijk betere resultaten opleveren en moet verder onderzocht worden.

#### 4.6.4 Bespreking van de realtime testen

Bij de laatste testen zaten er enkele fouten in de berekening van de features wat vreemde resultaten en een niet werkende classifier opleverde. De beschreven resultaten hiervoor zijn met de juiste berekeningen bepaald. De classifier zou dus ook betrekkelijk goed moeten werken. Wel is de spinnenapplicatie getest met het simpele thresholding algoritme met zeer goede resultaten. Elke seconde wordt d.m.v. piekdetectie gecontroleerd of er een SCR optreedt in de twee ervoor optredende seconden. Als er een SCR optreedt wordt de amplitude vergeleken met een threshold waarde van  $1 \mu S$ . Als er geen SCR optreedt of de piek kleiner is dan  $1 \mu S$  zullen de spinnen dichterbewegen, aangezien verondersteld wordt dat de testpersoon voldoende kalm is. Als een piek groter dan  $1 \mu S$  onderscheiden wordt, zal de spin zich weer verder weg bewegen, aangezien de testpersoon opgewonden verondersteld wordt.



(a) Features

(b) Beste accuraatheid voor  $(\gamma, C)$  paren bij verschillende metingen**Figuur 4.10:** Verschillende metingen

## 4.7 Opmerkingen

### 4.7.1 Kwaliteit classifier

Zoals hiervoor besproken, wordt de kwaliteit van de classifier naar beneden gehaald door features uit data waarvan geweten is dat ze fout geclassificeerd wordt (SCR's door anticipatie op irritante geluiden en door omgevingsfactoren). Ook hier kan de meting beter uitgevoerd worden in een rustige omgeving. De kwaliteit van de classifier kan ook verbeterd worden door het manueel of automatisch corrigeren van de data. Uit korte datasegmenten kunnen

visueel de verkeerde delen geselecteerd en verwijderd worden. Dit kan ook geautomatiseerd worden door de mogelijkheid toe te voegen om d.m.v. een druk op een knop aan te geven of er tijdens de kalme momenten iets heeft plaats gevonden wat de meting kan beïnvloeden (lawaai, niesbui, ...), waarna het programma automatisch de data die overeenstemt met een bepaald bereik rond dit tijdstip niet meeneemt in de training van de classifier.

#### 4.7.2 Lengte van de segmenten

Uit Figuur 4.8b tot 4.8e blijkt dat de eigenschappen die onderscheid maken tussen hoge en lage arousal verloren gaan naarmate de tijdsduur korter gemaakt wordt. Er zijn verschillende mogelijkheden om tot een hogere accuraatheid te bekomen. Er kunnen bijvoorbeeld meerdere psychofysiologische signalen gebruikt worden om de arousal te bepalen. Ook kunnen metingen met verschillende lengtes gecombineerd worden. Op een bepaald tijdstip kunnen zowel de meting van de laatste seconde als van een langere periode ervoor gebruikt worden om features te bepalen. Deze kunnen dan volgens een nader te bepalen beslissingsalgoritme meer zekerheid geven over de huidige toestand.

### 4.8 Besluit

Het is mogelijk uit EDA signalen van korte tijdsduur, het onderscheid tussen hoge en lage arousal te maken door gebruik te maken van statistische features (standaardafwijking en scheefheid). Het onderscheid wordt wel onduidelijker naarmate het signaal korter gekozen wordt, aangezien dit tijdssegment steeds minder informatie over de vorm bevat. Er moet dus een afweging tussen vertraging van realtime en kwaliteit van de featurebepaling gemaakt worden. Features van korte tijdssignalen en signalen van langere lengte kunnen ook naast elkaar gebruikt worden.

Hierbij dient de kanttekening gemaakt te worden dat de bekomen resultaten te optimistisch zijn. Hoewel de data afkomstig is van verschillende metingen, is de SVM geoptimaliseerd voor deze gecombineerde dataset. Testen waarbij een SVM, getraind op features uit één meting, gebruikt wordt om nieuwe data (een andere meting) te classificeren levert beduidend slechtere resultaten. Deze data werd wel niet geschaald, dus de invloed van schaling op de accuraatheid dient nog onderzocht te worden.

De NeuroVR editor is zeer gemakkelijk in gebruik en het definiëren van interactieve objecten d.m.v. connectors is niet moeilijk. Wel is de manier om de interactieve objecten te beïnvloeden van buitenaf beperkt tot verbinding via een web form. De grafische kwaliteit van de gerenderde omgeving liet wel de wensen over. Deze is ver onder het niveau van wat hedendaags bereikbaar is. Dit kan ook een factor zijn die het inlevingsvermogen van de testpersonen negatief kan beïnvloeden.

## Hoofdstuk 5

# Besluit en verder onderzoek

### 5.1 Besluit

#### 5.1.1 Emoties, keuze van de signalen en stimuli

Het doel van deze thesis was het herkennen van emoties uit psychofysiologische signalen van korte tijdsduur voor gebruik bij realtime toepassingen. Een eerste studie werd uitgevoerd naar de onderliggende mechanismen die ervoor zorgen dat het concept emotie meetbaar is aan de hand van signalen, opgemeten aan de oppervlakte van het lichaam. De belangrijkste informatie van deze studie werd samengevat in Hoofdstuk 2. Uit deze meer psychologisch en medisch gerichte literatuur werden de signalen HRV en EDA gekozen aangezien deze terugkwamen in veel onderzoeken en een goed verband met emoties en meer bepaald het twee-assige valentie-arousal model vertoonden (zie ook Tabel 3.1).

Achteraf gezien was het nuttig geweest om in deze eerste fase ook het realtime aspect van de thesis al te bekijken. De psychologische testen werden immers niet met het oog op een toepassing gevoerd, maar om het verband tussen meetbare signalen en bepaalde emoties vast te stellen. De gebruikte manieren om hier emoties op te wekken houden geen rekening met een tijdskritisch aspect. Deze informatie omzetten naar een werkbaar programma bleek geen probleem bij de huidconductantie (EDA) waar veel van de informatie over een emotie volgend op een bepaalde stimulus vervat zit in de eerste fasische EDA component (SCR) die optreedt na de stimulus. Wel kan gesteld worden dat de tonische component van het EDA signaal (SCL) niet nuttig bleek in een snel reagerende realtime applicatie, terwijl dit in de psychologische literatuur een zeer efficiënte parameter is.

Het HRV signaal bleek minder bruikbaar dan eerst gehoopt was. De berekeningen leverde niet altijd duidelijke resultaten op. Dit kon voor een deel verwacht worden door de 'trage' opbouw van het signaal (1 hartslag per seconde). Meer onderzoek naar dit signaal maakte duidelijk dat voor goede resultaten ten minste 1 minuut data nodig is en om alle features te

bepalen, meer dan 2 minuten. De aangeraden minimumlengte is zelfs 5 minuten. Dit kwam niet naar voren in de psychologie handboeken, maar zorgt dat het signaal niet bruikbaar is voor realtime toepassingen.

De afbeeldingen van het IAPS zijn goed om reproduceerbare resultaten te bekomen. De gekozen afbeeldingen wekten wel degelijk emoties als afkeer (verminkte baby) of blijdschap (puppies) op, zij het op een eerder passieve manier. Door meerdere metingen te doen, verminderde de kwaliteit van de waargenomen emoties nog meer door een gevoel van saaiheid. Daarbij werden de metingen uitgevoerd in een gedeelde ruimte waar ook andere stimuli aanwezig waren die zeker een emotiemeting kunnen beïnvloeden. Ook het achtergrondgeluid zoals grasmaaiers of trucks die laden en lossen had een storende invloed, maar hier is minder aan te doen. Als in de toekomst nog experimenten gedaan worden, waarbij de affectieve toestand van de testpersonen belangrijk is, is het wel aan te raden hier een afgezonderde en rustige kamer voor te voorzien.

Op dit ogenblik is er ook nog geen algemeen aanvaarde theorie omtrent emoties als input voor digitale systemen. Dat emoties meetbaar zijn en dat sommige realtime te gebruiken zijn, is aangetoond. Er bestaan echter nog geen richtlijnen over welke signalen het beste zijn en welke features berekend moeten worden. Dit wordt bijvoorbeeld duidelijk door een feature als scheefheid bij EDA die duidelijk goede resultaten geeft, maar niet overal gebruikt wordt.

### 5.1.2 Biofeedback applicatie in een virtuele omgeving

Het bouwen van een biofeedback applicatie voor de behandeling van fobiën, met behulp van een virtuele omgeving, was een initiële doelstelling van deze thesis. Er was niemand aanwezig met een specifieke fobie, dus werd gekozen voor een spinnenfobie, aangezien dit gemakkelijk aanschouwelijk kan gemaakt worden in een virtuele omgeving. Het emotie model werd vereenvoudigd met de veronderstelling dat als iemand met zijn angsten geconfronteerd wordt, de waargenomen valentie altijd negatief zal zijn. Dit veranderde het probleem naar een herkenning van arousal uit biosignalen, die dan als input van een virtuele omgeving dienen.

Om het onbehagelijke gevoel beter te creëren werd afgestapt van het IAPS en werden irritante geluiden op een onaangenaam hoog volume als stimulus gebruikt. Deze procedure van afspelen van de stimuli, opnemen van de signalen en splitsen in segmenten werd ook geautomatiseerd door de Matlab GUI. Hierbij werd met succes een onderscheid gemaakt tussen data met hoge en lage arousal. De accurateid van de classifier was vrij laag, maar dit heeft waarschijnlijk te maken met data die bij lage arousal horend verondersteld werd in de SVM, eigenlijk bij hoge arousal hoort (anticipatie op de irritante geluiden in het kalme deel). Dit kan opgelost worden door deze data manueel te verwijderen of door een mogelijkheid toe te voegen aan de GUI om aan te geven wanneer er iets gebeurt tijdens de meting (bijvoorbeeld gsm die afgaat tijdens een kalm stuk waardoor toch SCR's waargenomen worden). Ook kunnen de



geluiden op random tijdstippen afgespeeld worden, maar dit zou waarschijnlijk ook een vorm van stress teweeg brengen.

Deze methode werd vergeleken met een simpel algoritme dat enkel controleert of er fasische activiteit optreedt. Als dit gebeurt, wordt de amplitude van de piek vergeleken met een thresholdwaarde en op basis hiervan wordt beslist om de spinnen dichter of verder te bewegen. Dit bleek zeer goed te werken.

Er werd een virtuele omgeving met spinnen opgebouwd in NeuroVR, waarbij een verbinding met Matlab tot stand gebracht werd. Om applicaties in een virtuele omgeving meer bruikbaar te maken is het wel aan te raden te zorgen voor een omgeving waarin de testpersoon zich meer kan inleven. Dit kan bewerkstelligd worden d.m.v. HMD's (met headtracking), gebruik van geluiden, temperatuursvariaties in de kamer, kleding met drukactuators die reageren op gebeurtenissen uit de virtuele wereld. Dit zorgt ervoor dat de patiënt meer geloof hecht aan zijn beleving in de virtuele wereld, wat sterkere emoties opwekt.

### 5.1.3 Voorbereiding

Bij gelijkaardige thesissen is het misschien een goed idee om studenten te wijzen op het keuzevak **Machine Learning** dat in de eerste semester gedoceerd wordt. Machinaal leren is immers een groot vakgebied en zonder enige voorkennis is het moeilijk om een 'beste' methode te kiezen uit de vele bestaande classificeringsmethodes.

## 5.2 Verder onderzoek

Het gebruik van emoties als input voor computersystemen is een jonge onderzoekstak, waarbij nog veel niet gestandaardiseerd is. Het herkennen van emoties aan de hand van psychofysiologische signalen in zijn algemeenheid is een te breed begrip voor één master thesis. Het probleem opsplitsen waarbij dieper op bepaalde aspecten wordt ingegaan kan meer nuttige resultaten opleveren. Dit kan o.a. zijn:

1. Een reproduceerbare procedure opzetten om op een wetenschappelijke manier stimuli aan te leggen die affectieve toestanden opwekken die nuttig zijn voor ingenieurstoepassingen
2. Een studie naar beste psychofysiologische signalen
3. Dieper ingaan op de fysiologische achtergrond van een bepaald signaal
4. Niet het complete emotie model gebruiken maar hoge accuraatheid op een bepaald deel proberen halen

Op deze mogelijkheden wordt wat dieper ingegaan:

1. Dit kan bijvoorbeeld een applicatie met denkspelletjes zijn die te moeilijk zijn of een spel waarbij de toetsen voor de bediening random veranderen zodat frustraties opgewekt worden. Hierbij worden alle metingen bijgehouden en de features automatisch bepaald. Ook kan de manier waarop IAPS afbeeldingen weergegeven, en geluiden afgespeeld worden verbeterd worden. Deze kunnen bijvoorbeeld op random tijdstippen afgespeeld worden.
2. Zoals tijdens deze thesis gebleken is, zijn goede signalen voor het onderscheiden van affectieve toestanden niet altijd even nuttig voor een praktische toepassing. Alle gemakkelijk meetbare signalen kunnen opgemeten worden volgens een bepaald nader te bepalen experiment (1), waarna features bepaald worden en gekeken wordt welke signalen van korte tijdsduur het beste tussen de gewenste toestanden kunnen onderscheiden. Het boek *Affective Computing* ([1]) kan hierbij een goed startpunt zijn.
3. Door rekening te houden met de fysiologische achtergrond van het signaal kunnen eventueel meer tijdskritische en meer correcte classificeringen gebeuren. Hier is niet veel literatuur over te vinden, maar als het mogelijk is om informatie uit korte gebeurtenissen in het signaal te halen in plaats van 'ruwe' features zoals gemiddelde en standaardafwijking, gaat dit zeker snellere resultaten geven. In het geval van EDA bijvoorbeeld, kan niet enkel het optreden van de SCR piek en simpele features als maximum en eerste afgeleide gebruikt worden, maar kan volledig de piek wiskundig gemodelleerd worden ([29]). Op basis van dit model van één piek kan een classificering gebeuren, meteen na het optreden van die piek.
4. Zowel valentie als arousal herkennen met slechts twee signalen leverde geen hoge accurateheid. Dit kan verbeterd worden door meerdere fysiologische signalen te gebruiken om één aspect van het model met hoge accurateid te proberen beschrijven. De voor computersystemen meest interessante aspect is in dat geval arousal. Ook kan gekeken worden naar herkenning van het frustratieniveau, wat ook zeer nuttige toepassingen heeft. In een andere thesis werd een *brain computer interface* (BCI) ontworpen voor het sturen van een rolstoel. De mate van frustratie kan hier een input zijn die de parameters van de BCI kan bijsturen tot deze beter werkt. Indien beide assen beschouwd worden, is het zeker aan te raden meer signalen te gebruiken. Signalen die gelinkt worden aan valentie zijn EEG, EMG voor knipperen van de ogen, EMG op de kaakspier en vanachter in de nek. Goede extra signalen voor arousal kunnen EEG en ademhaling zijn.

# Bibliografie

- [1] R.W. Picard. *Affective computing*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1997.
- [2] B. de Ruyter and E. Aarts. Ambient intelligence: visualizing the future. In *Proceedings of the working conference on Advanced visual interfaces, AVI '04*, 2004.
- [3] Philips Research. *365 days Ambient Intelligent research in HomeLab*, April 2003.
- [4] C. Repetto, A. Gorini, C. Vigna, D. Algeri, F. Pallavicini, and G. Riva. The use of biofeedback in clinical virtual reality: the intrepid project. *Journal of visualized experiments: JoVE*, 33, November 2009.
- [5] M.L. Phillips. Neurobiology of emotion perception i: the neural basis of normal emotion perception. *Biological Psychiatry*, 54(5):504–514, September 2003.
- [6] I.B. Mauss and M.D. Robinson. Measures of emotion : A review. *Cognition & Emotion*, 23(2):209–237, September 2009.
- [7] W. James. What is an emotion. *Mind*, 09(34):188–205, April 1884.
- [8] A. Ortony and T.J. Turner. What's basic about basic emotions? *Psychological Review*, 97:315–331, 1990.
- [9] J. Russell. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6):1161–1178, December 1980.
- [10] C. Peter, R. Beale, A. Lichtenstein, A. Oehme, S. Kupschick, and T. Jürgensohn. *Affect and Emotion in Human-Computer Interaction*, volume 4868, chapter Comparing Two Emotion Models for Deriving Affective States from Physiological Data, pages 35–50. Springer Berlin, 2008.
- [11] D. Hagemann, S. R. Waldstein, and J. F. Thayer. Central and autonomic nervous system integration in emotion. *Brain and Cognition*, 52:79–87, February 2003.
- [12] E.N. Marieb and K. Hoehn. *Human Anatomy & Physiology*. Pearson, 7 edition, 2007.

- [13] J. T. Cacioppo, L. G. Tassinary, and G. G. Berntson. *Handbook of psychophysiology*. Cambridge University Press, 3 edition, 2007.
- [14] R.M. Stern, W. J. Ray, and K.S. Quigley. *Psychophysiological Recording*. Oxford University Press, 2001.
- [15] J. LeDoux. The emotional brain, fear, and the amygdala. *Cellular and Molecular Neurobiology*, 23(4):727–738, October 2003.
- [16] M. C. Whang and J.S. Sang. Physiological parameters useful to interface with computers to respond to two dimensional emotions. In *AMCIS 2000 Proceedings*, 2000.
- [17] E. André J. Wagner, J. Kim. From physiological signals to emotions: implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification. Institute of Computer Science, University of Augsburg, Germany.
- [18] K. Takahashi. Remarks on emotion recognition from bio-potential signals. *2nd International Conference on Autonomous Robots and Agents*, December 2004.
- [19] K.H. Kim, S.W. Bang, and S.R. Kim. Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 42(3):419–427, 2004.
- [20] J. Zhai and A. Barreto. Stress recognition using non-invasive technology. In *Proceedings of FLAIRS Conference*, pages 395–401, 2006.
- [21] E. L. Broek van den, V. Lisy, J. H. Janssen, J. H.D.M. Westerink, M. H. Schut, and K. Tuinenbreijer. Affective man-machine interface: Unveiling human emotions through biosignals. In A. Fred, J. Filipe, and H. Gamboa, editors, *Biomedical Engineering Systems and Technologies*, volume 52 of *Communications in Computer and Information Science*, pages 21–47, Berlin, 2010. Springer Verlag.
- [22] O. Grigore, I. Gavata, C. Grigore, and M. Cotescu. An adaptive lighting system using the simulated annealing algorithm. In *8th WSEAS International Conference on simulation, modelling and optimization*, pages 395–401, 2008.
- [23] J. Kim and E. André. Emotion recognition based on physiological changes in music listening. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 20(2), December 2008.
- [24] R. D. Lane, K. McRae, E. M. Reiman, K. Chen, G. L. Ahern, and J. F. Thayer. Neural correlates of heart rate variability during emotion. *NeuroImage*, 44:213–222, 2009.

- [25] M.-Z. Poh, K. Kim, A. D. Goessling, N. C. Swenson, and R. W. Picard. Heartphones: Sensor earphones and mobile application for non-obtrusive health monitoring. *International Symposium on Wearable Computers*, 2009.
- [26] M.-Z. Poh, N. C. Swenson, and Fellow R. W. Picard. A wearable sensor for unobtrusive, long-term assessment of electrodermal activity. 2009.
- [27] J.F. Thayer. What the heart says to the brain (and vice versa) and why we should listen. *Psychological Topics*, 16(2):241–250, 2007.
- [28] S. Koelsch, A. Remppis, D. Sammler, S. Jentschke, D. Mietchen, T. Fritz, H. Bonnemeier, and W. A. Siebel. A cardiac signature of emotionality. *European Journal of Neuroscience*, 26:3328–3338, 2007.
- [29] M. Benedek and C. Kaernbach. Decomposition of skin conductance data by means of nonnegative deconvolution. *Psychophysiology*, 47:647–658, 2010.
- [30] P.J. Lang, M.M. Bradley, and B.N. Cuthbert. *International affective picture system(IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual*. Technical report a-8, University of Florida, Gainesville, FL, 2008.
- [31] R. Oostenveld, P. Fries, , E. Maris, and J.M. Schoffelen. Fieldtrip: Open source software for advanced analysis of meg, eeg, and invasive electrophysiological data. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2011.
- [32] G. G. Berntson, T.J. Bigger, D.L. Eckberg, P. Grossman, P.G. Kaufmann, M. Malik, H.N. Nagaraja, S.W. Porges, J.P. Saul, P.H Stone, and M.W. Van Der Molen. Heart rate variability: Origins, methods, and interpretive caveats. *Psychophysiology*, 34(6):623–648, November 1997.
- [33] R.U. Acharya, P.K. Joseph, N. Kannathal, L. M. Choo, and J.S. Suri. *Advances in Cardiac Signal Processing*, chapter 5. Springer, 2007.
- [34] A. Schlogl and C. Bruner. Biosig: A free and open source software library for bci research. *Computer*, 41(10):44–50, October 2008.
- [35] D.T Lykken and P.H. Venables. Direct measurement of skin conductance: a proposal for standardisation. *Psychophysiology*, 8(5):656–672, September 1971.
- [36] P. Y. Ktonas. *Handbook of EEG and Clinical Neurophysiology (revised series, Vol. 1)*, chapter Automated Spike and Sharp Wave Detection, pages 211–241. Elsevier, 1987.
- [37] A. Savitzky and M.J.E. Golay. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry*, 36(8):1627–1639, 1964.

- [38] T. Fletcher. Support vector machines explained, 2008.
- [39] C.-C. Chang and C.-J. Lin. Libsvm : a library for support vector machines, 2010.
- [40] C.-W. Hsu, C.-C. Chang, and C.-J. Lin. A practical guide to support vector classification, 2010.
- [41] G. Riva, F. Davide, and W.A. Ijsselsteijn. *Being There: Concepts, effects and measurement of user presence in synthetic environments*, chapter 1. Ios Press, Amsterdam, The Netherlands, 2003.
- [42] A. Brauer. Biofeedback and anxiety. *Psychiatric Times*, 16(2), February 1999.
- [43] A. Gorini and G. Riva. Virtual reality in anxiety disorders: the past and the future. *Expert review of neurotherapeutics*, 8(2):215–233, February 2008.
- [44] G. Riva, A. Gorini, and A. Gaggioli. The intrepid project - biosensor-enhanced virtual therapy for the treatment of generalized anxiety disorders. *Studies in Health Technology and Informatics*, 142:155–160, 2009.
- [45] G. Riva, L. Carelli, A. Gaggioli, A. Gorini, C. Vigna, R. Corsi, G. Faletti, and L. Vezzadini. Neurovr 1.5 - a free virtual reality platform for the assessment and treatment in clinical psychology and neuroscience. *Studies in health technologies and informatics*, 142:268–270, 2009.
- [46] O. Kalnichevski. *HttpClient tutorial*.

