

Actieve vormmodellen om pijnbeleving waar te nemen

Ard Scheirlynck

Promotoren: prof. dr. ir. Peter Veelaert, prof. dr. Johan Lauwaert
Begeleiders: dr. Dipl.-Ing. Francis Deboeverie, prof. dr. Tine Vervoort

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van
Master of Science in de industriële wetenschappen: elektronica-ICT

Vakgroep Telecommunicatie en Informatieverwerking
Voorzitter: prof. dr. ir. Herwig Bruneel

Vakgroep Elektronica en Informatiesystemen
Voorzitter: prof. dr. ir. Rik Van de Walle

Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur
Academiejaar 2015-2016



Voorwoord

De keuze voor het onderwerp kwam tot stand uit fascinatie voor computervisie en de concrete toepassing ervan in het dagdagelijkse leven. Niet alleen kan het verder beschreven model toegepast worden in psychologische landschappen, maar ook in veel bredere toepassingsgebieden. De aspecten die aan bod komen in deze thesis zijn sterk variërend en zullen ongetwijfeld hun nut bewijzen in mijn verdere loopbaan. Ik had dan ook graag enkele mensen bedankt zonder wie dit allemaal niet zou mogelijk zou zijn geweest.

Graag had ik mijn beide promotoren, prof. dr. ir. Peter Veelaert en prof. dr. Johan Lauwaert willen bedanken voor hun wekelijkse en waardevolle feedback. In het speciaal had ik ook graag Francis Deboeverie bedankt voor zijn waardevolle hulp, het nalezen en nuchtere bijdragen tijdens het verwezenlijken van dit project. Mijn dank gaat alsook uit naar Michael die mijn thesis doornam op spellingsfouten.

Langs deze weg wil ik ook vrienden en familie bedanken voor hun steun en geduld tijdens de verwezenlijking van deze thesis. In het bijzonder mijn vriendin Steffi voor haar doorgedreven toewijding om mijn gedachten op tijd en stond eens te verzetten. Ook mijn grootouders verdienen een speciale bedanking vanwege hun onvoorwaardelijk steun en hun staat van paraatheid.

Tenslotte, wil ik mijn ouders bedanken om mij de mogelijkheid te geven deze studie aan te vatten en mij gedurende de voorbije vier jaar steeds te steunen.

Toelating tot bruikleen

“De auteur geeft de toelating deze scriptie voor consultatie beschikbaar te stellen en delen van de scriptie 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 scriptie.”

Ard Scheirlynck, juni 2016

Actieve vormmodellen om pijnbeleving waar te nemen

door

Ard SCHEIRLYNCK

Scriptie ingediend tot het behalen van de academische graad van
MASTER OF SCIENCE IN DE INDUSTRIËLE WETENSCHAPPEN: ELEKTRONICA-ICT:
Academiejaar 2015–2016

Promotoren: prof. dr. ir. P. VEELAERT, prof.dr. J. LAUWAERT
Scriptiebegeleiders: dr. ing. F. DEBOEVERIE, prof. dr. VERVOORT
Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur
Universiteit Gent

Vakgroep Telecommunicatie en Informatieverwerking

Voorzitter: prof. dr. ir. H. BRUNEEL

Vakgroep Elektronica en Informatiesystemen

Voorzitter: prof. dr. ir. R. VAN DE WALLE

Samenvatting

In deze thesis worden de basisconcepten van een Active Shape Model uitgelegd en de concrete toepassing ervan op gezichtsbeelden. Het aanvankelijke model van Cootes [1] en de uitwerking ervan [2] werden geoptimaliseerd door middel van enkele aanpassingen uit te voeren waarvan de introductie van patches de belangrijkste is. De uitwerking ervan wordt vervolgens gebruikt als black box om met behulp van machine learning-concepten gezichtsexpressies uit het CFCS-systeem te classificeren. De classificatie van deze Facial Events kan gebruikt worden voor tal van toepassingen zoals - in deze thesis - pijndetectie.

Trefwoorden

Active Shape Model, Principal Component Analysis, Bayesian Tangent Shape Model, Support Vector Machine, Pain Experience, Child Facial Coding Scale

Active shape models to observe the experience of pain

Ard Scheirlynck, Student University Ghent

Abstract—The detection of pain levels can be a valuable tool to measure when treating children in a clinical environment. Some children simply cannot translate their pain scale or they may have problems communicating it with a doctor. That’s why professor T. Vervoort and her team are investigating this topic. At this very moment images are recorded while children are enduring a CPT-task. These images are processed by trained individuals who annotate the video sequence every second. This method will be conducted by means of the CFCS. A vector of thirteen numbers (ranging from 0 to 2) is allocated to every frame, every second. Afterwards researchers can use these vectors to link the amount pain to the children’s facial expressions. This is an incredibly time consuming task. In this paper, a computer vision method is presented to automate this process. This method involves Active Shape Models and machine learning concepts.

Index Terms—Active Shape Model, Bayesian Tangent Shape Model, CFCS, Pain Experience, Machine Learning, Support Vector Machine.

I. INTRODUCTION

IN this paper, a method is presented to automate the annotating process involved in pain detection scenarios. This paper will be split up, according to the two major parts investigated to achieve this goal. In the first section the Active Shape Model (ASM) is discussed. The original implementation [1] is expanded with aspects from the Bayesian Tangent Shape Model (BTSM), the introduction of patches, outlier removal and the use of bilinear interpolation. The me17 error, which is the criterion of the model, got reduced by almost 50%. In the second part, the Child Facial Coding Scale (CFCS) is discussed. Subsequently the detection of six Facial Events, described in the CFCS, is achieved by using the ASM-parameters, extracted the model, as input for a SVM. When testing the framework, an average hit rate of 84.7% is achieved. The last part consists of a resume containing the improvements, implementations and results achieved in this work.

II. RELATED WORK

Some articles have already been published and several APIs have been developed related to images and emotion recognition. As an example Microsoft implemented an emotion API which can detect several emotion states that are based on photos [2]. It hereby declares eight emotional states per person and their probability of occurring. The FaceReader

A. Scheirlynck is member of department Information Technology at the faculty of Engineering and Architecture, University Ghent, Ghent, 9000 Belgium e-mail: ard.scheirlynck@ugent.be.

Thanks to P. Veelaert, F. Deboeverie and J. Lauwaert, University Ghent for this opportunity.

is also a system in which emotion can be recognized. The concept involves a constellation with spots, cameras and a UI. The device can recognize basic emotions with a precision of 89% [3]. The Kinect also has been used to gather RGB and depth data to analyze emotions in a face image [4]. Emotion recognition is generally speaking a hot topic. The Emotion Recognition in the Wild Challenge (EmotiW) is an annual competition where several teams try to recognize facial expressions in a specific dataset as good as possible. In his proposal, Matthew Day describes [5] which techniques and features he uses to achieve his premier results. On the other hand, little work has been done featuring facial pain detection and computer vision techniques. This work focuses on the CFCS detection related to pain, rather than emotion recognition.

III. ACTIVE SHAPE MODEL

This section describes the concepts of the Active Shape Model, the additions and the improved results of our implementation.

A. Introduction

In this work the Active Shape Model (ASM) is presented to model a child’s face. This looks much like putting on a virtual mask that can adapt to certain movements in the face like opening the mouth, pulling the mouth corners up, etc. An example of an ASM applied on a face is illustrated in figure 1. Note that this model can be used for other objects like hands, resistors, etc. To obtain a model which can be used on a face, the model has to be built. When the model is considered built, the fit phase can commence. This process involves mapping the mask on an unknown face as veracious as possible. When the model is correctly fit, we can extract parameters which can be used in machine learning concepts. We will continue on this topic in the next section.

B. ASM build

The build process involves two major parts. One part focuses on a ground truth that comes with every training image. This ground truth contains 76 coordinates which represent remarkable face points or landmarks. Examples are mouth corners, the facial contour, the tip of the nose, etc. The images and ground truths from the MUCT database [6] are used to train the model. After the points are normalized, a Principal Component Analysis (PCA) takes place. If the number of annotated points is n , a face can be modeled in a $2n$ vector

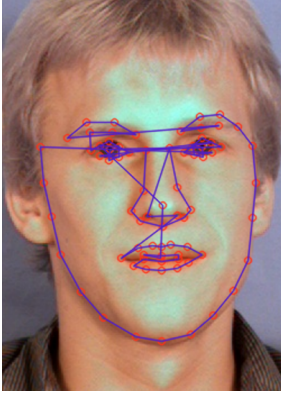


Figure 1. An example of an ASM applied on a face.

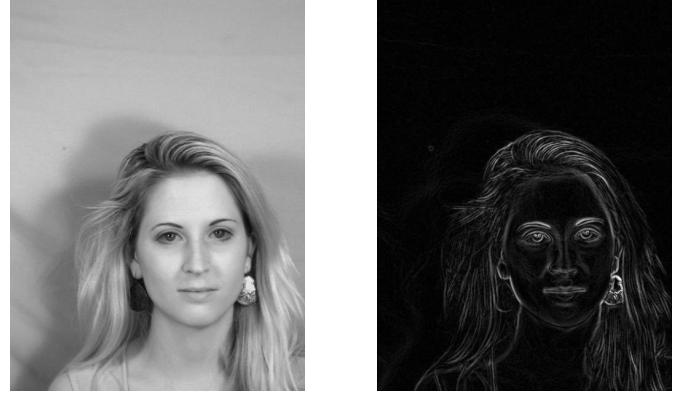


Figure 2. A MUCT image and its Sobel image.

in a $2n$ dimensional. This $2n$ vector is called the shape vector and is defined as:

$$\mathbf{x} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}^T, \quad (1)$$

where $(x_i, y_i) \in \mathbb{Z}^2$ are the coordinates of the landmarks ranging from $i \in 1, \dots, n$. When we subtract the dimensions after scaling, rotating and translating, the face can be modeled in a $2n - 4$ dimensional space. The purpose of PCA is reducing the $2n - 4$ dimensions to a smaller number. After PCA, the model is a lot more compact and yet does not lose significant accuracy.

To allow the model to fit on a unknown face without ground truth, a link has to be established between the training image and the ground truth. This will be conducted by using the Sobel image. This image represents the edges in a face. These edges can be related to the remarkable face points in the ground truth. An example of a Sobel image is represented in image 2. Subsequently, every coordinate defined in the ground truth will be sampled in a whisker formation. This involves a series of $2p + 1$ points perpendicular to the contour, where p represents the number of sampled points on either side of the ground truth point. When N represents the number of images in the database, N whisker samples are taken for each of the n landmarks. Afterwards the average whisker sample is computed along with the covariance matrix of the whisker. This process is repeated on several pyramid levels of the Sobel pyramid. The Sobel pyramid is comparable with a Gaussian pyramid where every level is convolved with a Sobel kernel. An example of the sampling process with whiskers is represented in figure 3. Note that the algorithm itself samples values on the Sobel image and not the RGB image.

C. ASM fit

Once the model has been constructed, a new image can be provided to the ASM. To relate the landmarks to a specific location on the face, the Sobel image of the unknown image is used again. Remember that the PCA in the build section allows us to define a model instance \mathbf{x} as:

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi \mathbf{b}. \quad (2)$$

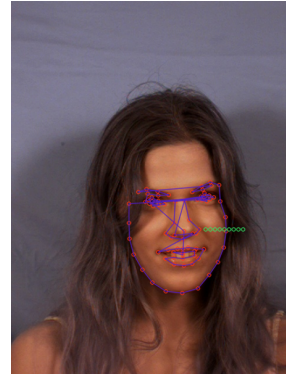


Figure 3. A whisker defined on one of the n landmarks applied to a training image

Equation 2 makes clear that we can describe an instance \mathbf{x} (after normalization) as a sum of the average $2n - 4$ shape vector $\bar{\mathbf{x}}$ and the product of a matrix Φ and a vector \mathbf{b} . The matrix Φ is defined as a $(2n - 4) \times t$ matrix where each row represents a Principal Component (PC) from the t selected PCs included in the model. The vector \mathbf{b} is defined as a $t \times 1$ vector where each term represents the position on one of the selected PCs. We can manually adjust each term in this \mathbf{b} vector to assist the model instance in correctly mapping the unknown image. However, it is the ASM-algorithm that controls this vector. After a model instance, where \mathbf{b} is a zero vector, is estimated onto the face with a Viola-Jonas face detector as initial state, a whisker is defined onto every landmark. If a whisker consists of $2p + 1$ points, there will be $2p + 1$ whiskers (each containing $(2p + 1)$ Sobel values) taken. Each of the other $2p$ whiskers will be taken perpendicularly to the facial contour. Subsequently, every of the $2p + 1$ whiskers will be compared with the average whisker sample, determined in the build phase. In practice this will happen by computing the Mahalanobis distance from a sampled whisker to the average whisker. The whisker with the smallest Mahalanobis distance will be considered as the optimal whisker, thereby the middle point of this whisker will be considered optimal as well. Several iterations on multiple pyramid levels take place, where the landmarks found on the latest iteration are considered correctly mapped.

D. The me17 distance

If we want to investigate the performance of an ASM, we will need a quality measure to compare several models and fit methods. A measure commonly used in face modeling is the me17 distance [7]. The me17 distance is defined as seen in equation 3.

$$m_e = \frac{1}{ns} \sum_{i=1}^{i=n} d_i, \quad (3)$$

where m_e is the me17 distance, $n = 17$ is the number of selected points, s the distance between both eyes and d_i the Euclidean distance between two landmarks representing the same spot on model instance and ground truth. A large me17 distance implies a bad model instance, whilst a small me17 distance implies a well fitted model instance. Measurements were conducted on a test set, consisting of hundred frontal faces from the MUCT database which were not part of the training set. We trained a model called MUCT76_{All} on all images (with different face orientations) in the MUCT database and a model MUCT76_{All} on a subset involving only the frontal face images. We measured all me17 distances for every image in the test set and then calculated the averages in distance. The model instances in the MUCT76_{All} had an average $0,104 \pm 0,040$ me17 distance. Model instances of the MUCT76_A model had an average $0,106 \pm 0,035$ me17 distance.

E. ASM improvements

Not only the large me17 distance implies a significant error, but also a visualization of the model shows an inaccurate model instance. Considering the image in figure 4, we can note some interesting misplacements of the landmarks.

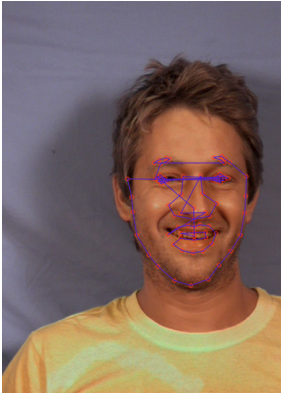


Figure 4. An example of a bad model instance.

Firstly, the mouth corners are misplaced and do not match the physical mouth corners. Also both eyebrows are misplaced and considered smaller than their real equivalents. Lastly the right eye is not fit well; the algorithm does not seem to recognize the eye pattern. It is perspicuous that the current model implementation [8] needs to improve would we want to detect Facial Events in a further stage. Several improvements

were suggested by Milborrow and Nicolls [9], Prabhu and Seshadri [10] and Yan et al. [11]. All of them describe a method where whiskers are replaced by patches. In our implementation we opted for square patches ranging from (3×3) , (5×5) , (7×7) and (9×9) which are sampled from Sobel images. Once more me17 tests were conducted on models which were trained on the different training sets and which implemented a different patch size. The results are presented in table I and figure 5 where the test set is the same one as in the previous section. The vertical axis in figure 5 represents the me17 distance, whilst the horizontal axis represents the different models. The different colors represent the training set used to train the model.

Table I
COMPARISON OF ALL AVERAGES FORM DIFFERENT PATCH SIZES ON THE TESTSET.

	A	All
MUCT76	$0,106 \pm 0,035$	$0,104 \pm 0,040$
MUCT76 _{patch3x3}	$0,286 \pm 0,108$	$0,386 \pm 0,116$
MUCT76 _{patch5x5}	$0,065 \pm 0,062$	$0,062 \pm 0,055$
MUCT76 _{patch7x7}	$0,052 \pm 0,039$	$0,052 \pm 0,041$
MUCT76 _{patch9x9}	$0,049 \pm 0,032$	$0,045 \pm 0,025$

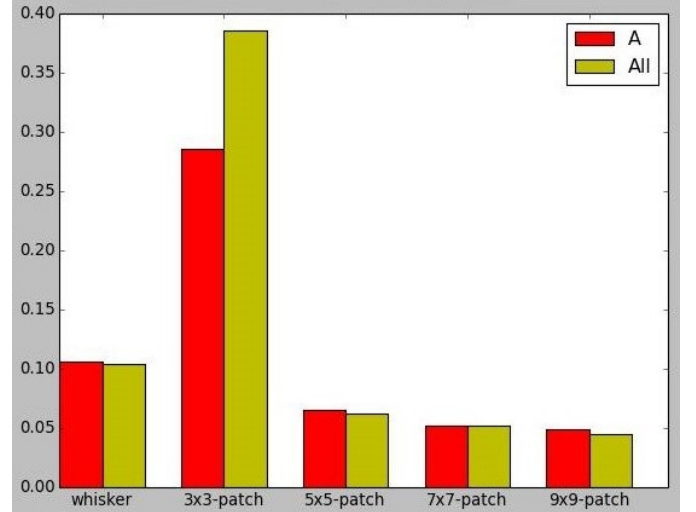


Figure 5. Comparison of all averages form different patch sizes on the testset.

Both the table and the graph make it clear that the model performance improves if the patch size increases. Reaching the (7×7) patch a convergence point can be observed. If we compare the (7×7) patch with the original whisker where $p = 4$, we obtain an improvement of 49.06% in case of the A training set. An improvement of 50.00% is observed in the All training set model. A visualization of the model instance trained on the All set is shown in figure 6.

Bilinear interpolation has also been integrated into the original implementation so a Sobel value sampled between four pixels is now a weighted average from the surrounding pixels. Also the Bayesian Tangent Shape Model (BTSM) [12] implementation is an improvement in comparison with the original model [13]. Briefly, the BTSM involves two



Figure 6. Visualisation of the model instance with (7×7) patch integrated.

improvements. Firstly the values in the \mathbf{b} vector are no longer cut off when they are out of the range $-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i}$, with λ_i the i th eigenvalue of the PC. Secondly the model instance is a weighted average from the last model instance and the instance purely generated following the Sobel image and Mahalanobis distance. We define a term p which represents the change of the shape vector resulting from Mahalanobis distance compared to the previous generated instance. If p is big, the weighted average grants a lot of weight to the old model instance since we do not approve large changes in one iteration. Otherwise, if p is small, a lot of weight is granted to the instance generated solely upon Sobel image and Mahalanobis distance.

Lastly in the case of video sequences, every model instance is compared with the instance from the previous frame by means of the Euclidean distance between points, representing the same n th landmark. If the average normalized Euclidean distance exceeds a certain threshold value, the model instance from the previous frame is reused. This method allows us to correct outliers due shadows, unexpected wrinkles or short burst exposure changes. In figures 7 and 8 the Euclidean distances before and after outlier removal are plotted. Note that this shown video sequence is a worst case scenario. The vertical axis represents the eye distance whilst the horizontal axis shows the frame number.

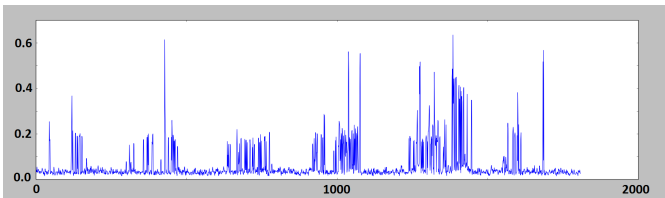


Figure 7. Euclidean distance between model instances in subsequent frames before outlier removal.

IV. MACHINE LEARNING

In this section, we consider the $\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, \text{All}}$ model as the optimal model produced by the results in table I. Following the continuation of this section this model functions

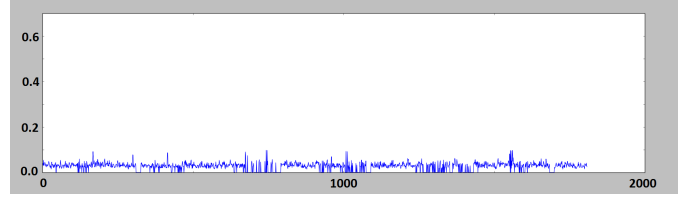


Figure 8. Euclidean distance between model instances in subsequent frames after outlier removal.

as a black box using an image frame containing a face as input. The model hereby produces two output streams: a $2n$ vector containing the landmark coordinates from the points obtained by the fit process and the \mathbf{b} vector of the final instance. These two outputs are considered as the basis for the feature extraction process. After both streams have been normalized by scaling and translating them, nine kinds of feature vectors are generated. Four of them consist of a selection of normalized points (selection x), four of them consist of the pairwise distances between all n landmarks and the other $n - 1$ landmarks (selection distance x) and one relates to the \mathbf{b} vector (\mathbf{b} vector). The symbol x represents a number from 0 to 3.

A. CFCS

Some facial expressions like laughing can be easily perceived. Other, more fragile expressions such as pressing lips together, raising the mouth corners, etc. can be more difficult to detect. These micro expressions were defined by Ekman and Friesen [14] [15] in the Facial Action Coding System (FACS). This system consists of ± 50 Facial Events (FEs) which can be observed on a face. Subsequently the Child Facial Coding Scale (CFCS) was defined. This system contains a subset of thirteen FEs defined in the FACS, focused on children. As a incipient implementation, we opted for a system which could detect the presence of six FEs which are considered the most important related to pain experience. These six FEs are: brow lower (BRLOi), squint (SQTi), eye squeeze (ESQi), cheek raiser (CHRI), upper lip raise (ULRI) and vertical mouth stretch (VMSTi). A more detailed explanation is given in [16]. We aim at a system that can detect these six Facial Events and which can define a number from 0 to 2, representing the grade of presence of the FE.

B. Feature extraction and machine learning

Due to the early development stage of the framework, we opted for a newly recorded dataset in which eight persons performed the six FEs defined earlier according to a predefined scenario. The ASM model was then used to gather the $2n$ vector and \mathbf{b} vector for each frame. After a normalization and a specific point selection progress (different facial points are selected for each separate FE) nine feature vectors are extracted from every frame, containing information about one FE. Each feature vector is labeled with a value (0, 1 or 2) according to the presence of the FE. In total $6 \cdot 9 = 54$

classifiers are constructed, nine for each FE. For this specific task we chose for Support Vector Machines (SVM) since they are commonly used in similar processes where emotion detection is the main goal. We pursued the optimal parameters for each SVM by calculating the precision and recall score in a 5-fold cross-validation framework for each SVM while varying the parameters. This involves kernels, soft versus hard margins, etc.

C. Results

Subsequently we used a leave-one-out cross-validation technique to determine which of the nine SVMs works the best and thereby which features are best for each FE. Each of the eight subjects is alternately left out of the training set, whereafter they are used as a test subject. We defined a hit/miss score system where a hit implies +1 and a miss implies +0. The hit/miss matrix is shown in table II. Class 0 means the FE is absent, class 1 implies the FE is slightly visible and class 2 mean the FE is strongly visible.

Table II
HIT/MISS MATRIX.

		Ground truth		
		Class 0	Class 1	Class 2
Prediction	Class 0	hit	miss	miss
	Class 1	miss	hit	miss
	Class 2	miss	miss	hit

Having defined the hit/miss matrix, we can now compute scores which are later on divided by the total amount of judged frames. Using this strategy, we can calculate percentages and choose the best SVM for every FE. In table III the most optimal percentages are shown with their counterpart features.

Table III
OPTIMAL SCORES WITH FEATURES FOR EVERY FE ON VIDEOSEQUENCE.

	Optimale features	Score
FE 0: brow lower	Selection 3	81,47 ± 6,20
FE 1: squint	Selection 0	81,89 ± 20,60
FE 2: eye squeeze	<i>b</i> -vector	72,81 ± 25,04
FE 3: cheek raiser	Selection 3	92,50 ± 2,70
FE 4: upper lip raise	Selection 2	92,60 ± 2,87
FE 5: vertical mouth stretch	Selection 0	86,93 ± 9,59

As can be seen in table III, the most optimal results are achieved in the lower part of the face. The ULRI and CHRi actions accomplish the best results (92.50% and 92.60%). The FEs in the upper face do not achieve good results comparing to the lower face FEs. The ESQi action only achieves a 72.81% hit percentage. This problem can be described as follows: in the MUCT database, both test subjects with open mouths and closed mouths are present. The ASM model was trained on both cases, so the model included this variation. On the other hand, all test subjects in de MUCT database had their eyes opened. When a person closes his eyes in the fit phase, the ASM can't handle this variation because it did not include this fluctuation in the build phase. The ASM struggles to model the eyes. This has an influence on the distance between the eyes; this is an important factor in the normalizing process at

the start of the feature extraction. This distance is specifically used to normalize the coordinates by dividing both x and y values of each found landmark point. The fluctuation in eye distance implies strong varying scaling factors which affect the feature vectors. A plot of the eye distance per frame is shown in image 9. The strong varying part are the frames where the subject closes or squints his eyes. Every color corresponds to a test subject.

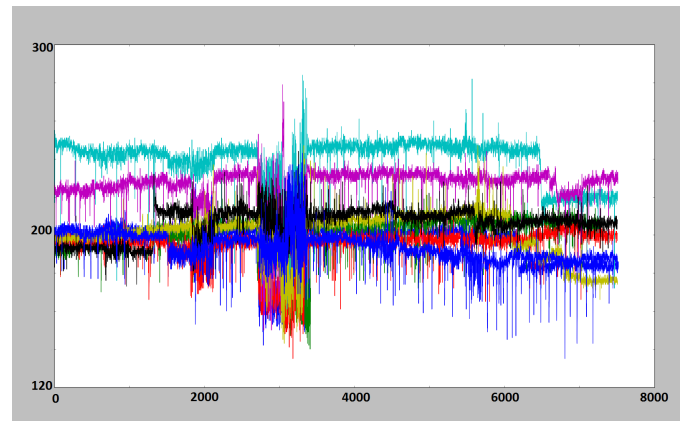


Figure 9. The eye distance in each frame.

We can conclude this section by saying that the upper face FE detection needs to be improved. This can be done by training the ASM model on subjects with closed eyes so the ASM can handle these changes or by some other workaround like constantly monitoring the eye distance. Note that a small downward peak in figure 9 represents an eye blink. Furthermore the training set should be enlarged and more FEs should be taken into account. Also different combinations of FEs should be trained because several FEs can influence their separate presence.

V. CONCLUSION

In this paper, an Active Shape Model is presented to achieve CFCS detection in video sequences. Firstly, the Active Shape Model [1] is described. Both the build and fit phase were defined, after which a series of improvements were presented. A 50% me17 distance improvement was achieved. In a second part the ASM was considered a black box which delivered frame specific parameters. These were used in a feature extraction process with the aim of training several SVMs to detect six of the thirteen CFCS Facial Events. In a video sequence where the six FEs were present, hit percentages were achieved between 72.81% and 92.60%. The FE detection involving the upper part FEs performs worse than the FE detection for lower part FEs. This is due to the fact that the ASM was not trained on images where test subjects closed their eyes. Hence, the model cannot cope with closed eyes. A total average hit rate from 84.7% was observed when executing a leave-one-out cross-validation.

REFERENCES

- [1] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham, "Active shape models-their training and application," *Computer vision and image understanding*, vol. 61, no. 1, pp. 38–59, 1995.

- [2] "Cognitive services," <https://www.microsoft.com/cognitive-services/>, bezocht op: 29-05-2016.
- [3] M. Den Uyl and H. Van Kuilenburg, "The facereader: Online facial expression recognition," in *Proceedings of Measuring Behavior*, vol. 30. Citeseer, 2005, pp. 589–590.
- [4] Q.-r. Mao, X.-y. Pan, Y.-z. Zhan, and X.-j. Shen, "Using kinect for real-time emotion recognition via facial expressions," *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, vol. 16, pp. 272–282, 2015.
- [5] M. Day, "Exploiting facial landmarks for emotion recognition in the wild," *arXiv preprint arXiv:1603.09129*, 2016.
- [6] S. Milborrow, J. Morkel, and F. Nicolls, "The muct landmarked face database," *Pattern Recognition Association of South Africa*, vol. 201, no. 0, 2010.
- [7] D. Cristinacce and T. F. Cootes, "Feature detection and tracking with constrained local models," in *BMVC*, vol. 2, no. 5. Citeseer, 2006, p. 6.
- [8] "asmlib-opencv," <https://github.com/cxcxcxcx/asmlib-opencv>.
- [9] S. Milborrow and F. Nicolls, "Locating facial features with an extended active shape model," in *Computer Vision–ECCV 2008*. Springer, 2008, pp. 504–513.
- [10] U. Prabhu and K. Seshadri, "Facial recognition using active shape models, local patches and support vector machines," *contrib. andrew.cmu.edu*, pp. 1–8.
- [11] S. Yan, C. Liu, S. Z. Li, H. Zhang, H.-Y. Shum, and Q. Cheng, "Face alignment using texture-constrained active shape models," *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 1, pp. 69–75, 2003.
- [12] Y. Zhou, L. Gu, and H.-J. Zhang, "Bayesian tangent shape model: Estimating shape and pose parameters via bayesian inference," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1. IEEE, 2003, pp. I–109.
- [13] T. Cootes, E. Baldock, and J. Graham, "An introduction to active shape models," *Image processing and analysis*, pp. 223–248, 2000.
- [14] P. Ekman and W. V. Friesen, "Facial action coding system," 1977.
- [15] P. Ekman, "Facial expression and emotion," *American psychologist*, vol. 48, no. 4, p. 384, 1993.
- [16] T. Vervoort, Z. Trost, S. Sütterlin, L. Caes, and A. Moors, "Emotion regulatory function of parent attention to child pain and associated implications for parental pain control behaviour," *Pain*, vol. 155, no. 8, pp. 1453–1463, 2014.

Inhoudsopgave

Voorwoord	iii
Toelating tot bruikleen	v
Abstract	vi
Extended abstract	vii
Inhoudsopgave	xiii
Lijst van figuren	xvii
Lijst van tabellen	xxiii
Lijst van afkortingen	xxv
1 Inleiding	1
1.1 Computervisie in mens-computerinteractie	1
1.2 Detectie van emoties en acties in een gezicht	3
1.3 Context	5
1.4 Overzicht	8
2 Algemene werking van het Active Shape Model	11
2.1 Inleiding	11
2.2 Bestaande methodes en modellen	12
2.2.1 Eigenfaces	13
2.2.2 Polynomiale modellen	14
2.2.3 Active Contour Model	14
2.2.4 Active Shape Model	15
2.2.5 Active Appearance Model	16
2.2.6 Keuze en motivatie van het model	16
2.3 Globale modelwerking	17

2.4	Besluit	20
3	Opbouw van het Active Shape Model	21
3.1	Inleiding	21
3.2	Benodigheden voor de opbouw van het model	23
3.3	MUCT Face Database	25
3.4	De opbouw van het model	27
3.4.1	Verwerking van de grondwaarheden	27
3.4.2	Verwerking van de afbeeldingen	37
3.5	Doorgevoerde aanpassingen	44
3.5.1	Van whisker naar patch	45
3.5.2	Bilineaire interpolatie	47
3.6	Besluit	48
4	Fit-proces van het Active Shape Model	49
4.1	Inleiding	49
4.2	Het fit-proces	50
4.2.1	Viola-Jones gezichtsdetectie	51
4.2.2	Iteratieve fitting	54
4.2.3	Mahalanobis-afstand	57
4.2.4	Bayesian Tangent Shape Model	60
4.3	Doorgevoerde aanpassingen	68
4.3.1	Van whisker naar patch	68
4.3.2	Bilineaire interpolatie	70
4.3.3	Toenemend aantal eigenvectoren	70
4.3.4	Verwijderen van outliers	70
4.4	Besluit	73
5	Active Shape Model: resultaten	75
5.1	De me17-afstand	75
5.2	Modelspecificaties	77
5.3	Experimenten en resultaten	80
5.3.1	Patchgroottes	80
5.3.2	Toevoeging van vervaging	89
5.4	Besluit	93
6	Active Shape Model als methode om pijnbeleving waar te nemen	95
6.1	Child Facial Coding Scale	95
6.2	Classificatie met machinaal leren	98
6.2.1	De CFCS-dataset	100

6.2.2	Selectie van features	104
6.2.3	Selectie van de machine	114
6.2.4	Resultaten	120
6.3	Besluit	128
7	Conclusie en toekomstperspectieven	129
7.1	Conclusie	129
7.2	Toekomstperspectieven	131
	Bibliografie	133
A	Histogrammen van de me17-fout bij verschillende patchgroottes	139
B	Histogrammen van de me17-fout bij vervaging	143
C	Optimale Support Vector Machine-parameters	149
D	Resultaten leave-one-out cross validation-testen (afzonderlijke slots)	151
D.1	Afzonderlijke rapporten per testobject	151
D.2	Hit-percentages hard scoreschema	168
D.3	Hit-percentages zacht scoreschema	170
E	Resultaten leave-one-out cross validation-testen (hele video)	173
E.1	Afzonderlijke rapporten per testobject	173
E.2	Hit-percentages hard scoreschema	190
E.3	Hit-percentages zacht scoreschema	192

Lijst van figuren

1.1	Veranderingen in het gezicht en de invloed op het rijgedrag	3
1.2	De opstelling van het Nederlandse FaceReader-systeem [3].	4
1.3	Videoframe verkregen uit één van de aangereikte videobeelden.	6
1.4	Een CPT-waterbad [4].	7
1.5	De twee hoofdbestanddelen van de thesis.	8
2.1	Voorkennis laat ons toe om objecten te herkennen [5].	12
2.2	Schematische voorstelling van eigenfaces [6].	13
2.3	(a): grijsafbeelding, (b): polynomiale fit [7].	14
2.4	Voorbeeldafbeelding van een Active Contour Model [8].	15
2.5	Voorbeeldafbeelding van een Active Shape Model [8].	16
2.6	Voorbeeldafbeelding van een Active Appearance Model-fitproces	16
2.7	Het model wordt opgebouwd uit afbeeldingen en tekstbestanden.	18
2.8	Het model wordt gefit aan de hand van het model en de nieuwe afbeelding.	19
2.9	Een slechte fit (links) versus een goede fit (rechts).	19
3.1	De vorm is herkenbaar ondanks de Euclidische transformaties [5].	22
3.2	Een geannoteerde hand met anatomische en pseudo-landmarks [5].	23
3.3	Schematische voorstelling van het build-proces.	24
3.4	Enkele afbeeldingen uit de MUCT-database [9].	25
3.5	Foto-opstelling van de MUCT-opnames [9].	26
3.6	Een afbeelding met annotatiepunten uit de MUCT-database [10].	27
3.7	Een plot van de punten in een pts-bestand met 76 punten.	28
3.8	N shape vectoren voor en na alignering volgens gemiddelde vorm [11].	29
3.9	Tangent Space-projectie van een vector	30
3.10	Tangent Space-projectie van meerdere vectoren	30
3.11	PCA toegepast op 2D-punten	32
3.12	Eerste PC: $b_1 = -3\sqrt{\lambda_1}$, $b_1 = 0$, $b_1 = 3\sqrt{\lambda_1}$	36

3.13	Vijfde PC: $b_5 = -3\sqrt{\lambda_5}$, $b_5 = 0$, $b_5 = 3\sqrt{\lambda_5}$	36
3.14	Tiende PC: $b_{10} = -3\sqrt{\lambda_{10}}$, $b_{10} = 0$, $b_{10} = 3\sqrt{\lambda_{10}}$	36
3.15	Vijftiende PC: $b_{15} = -3\sqrt{\lambda_{15}}$, $b_{15} = 0$, $b_{15} = 3\sqrt{\lambda_{15}}$	36
3.16	Een grijsafbeelding uit de MUCT-dataset en corresponderde Sobel-afbeelding.	38
3.17	Een Gaussiaanse piramide [12].	39
3.18	Grijs- en Sobel-piramide van een afbeelding uit de trainingsset.	39
3.19	Whiskers op drie verschillende grondwaarheidpunten tijdens de build-fase. .	40
3.20	Whiskers op zelfde landmark op 4 piramideniveau's (0: links, 3: rechts). . .	41
3.21	De originele whisker-methode door Cootes beschreven [1].	46
3.22	Schematische vergelijking whisker versus patch	46
3.23	Patches op zelfde landmarks op vier piramideniveau's (0: links, 3: rechts).	47
3.24	Schematische weergave bilineaire interpolatie	47
4.1	Het model wordt gefit aan de hand van het model op de onbekende afbeelding.	50
4.2	De Integral Image en Haar features	52
4.3	Werking van de cascade in het Viola Jones-algoritme [13]	53
4.4	Viola-Jonas resultaat versus gedoelde ROI	53
4.5	Piramide van grijs- en Sobel-afbeelding van de ROI	54
4.6	De startinstantie van het model	55
4.7	Zoeken van de optimale whisker (niveau 2)	56
4.8	Zoeken van de optimale whisker (niveau 1)	57
4.9	Zoeken van de optimale whisker (niveau 0)	57
4.10	2D-grafiek met dataset van voorbeeldpunten [14].	58
4.11	2D-grafiek met dataset van voorbeeldpunten gegroepeerd in ellipsvorm [14].	59
4.12	Begrenzings op b_i op de optimale Mahalanobis-modelinstantie	61
4.13	Schematische werking originele ASM.	62
4.14	Schematische werking BTSM.	63
4.15	Componenten in het BTSM-proces	64
4.16	Samenvattend schema van het BTSM-proces.	67
4.17	Enkele resultaten nadat het volledig fit-algoritme 3 werd toegepast.	67
4.18	Patches voor één landmark op piramideniveau 2 (minst detail).	69
4.19	Patches voor één landmark op piramideniveau 1.	69
4.20	Patches voor één landmark op piramideniveau 0 (meest detail).	69
4.21	De verkeerde fit wordt als outlier beschouwd.	71
4.22	Outlier-fout 1 (links) en outlier-fout 2 (rechts).	71
4.23	Verwijderen van outlier-fouten van de eerste soort	72

4.24	De Euclidische afstand ten opzichte van het vorige frame.	73
4.25	Verwijderen van outlier-fouten van de tweede soort	74
5.1	De manueel geannoteerde me17-punten weergegeven op de originele afbeelding.	76
5.2	Punten van grondwaarheid en modelinstantie op één afbeelding.	77
5.3	Model $MUCT76_A$ toegepast op een webcamstream.	78
5.4	Model $MUCT76_A$ toegepast op drie frontale gezichten.	79
5.5	Model $MUCT76_{All}$ toegepast op drie frontale gezichten.	79
5.6	Schematische vergelijking whisker versus patch	81
5.7	Model $MUCT76_{patch3x3,A}$ toegepast op drie frontale gezichten.	82
5.8	Model $MUCT76_{patch3x3,All}$ toegepast op drie frontale gezichten.	82
5.9	Model $MUCT76_{patch5x5,A}$ toegepast op drie frontale gezichten.	83
5.10	Model $MUCT76_{patch5x5,All}$ toegepast op drie frontale gezichten.	84
5.11	Model $MUCT76_{patch7x7,A}$ toegepast op drie frontale gezichten.	85
5.12	Model $MUCT76_{patch7x7,All}$ toegepast op drie frontale gezichten.	85
5.13	Model $MUCT76_{patch9x9,A}$ toegepast op drie frontale gezichten.	86
5.14	Model $MUCT76_{patch9x9,All}$ toegepast op drie frontale gezichten.	87
5.15	Vergelijking van alle modellen en hun gemiddelde me17-afstand op persoon a.	88
5.16	Vergelijking van alle modellen en hun me17-afstand op persoon b.	88
5.17	Vergelijking van alle modellen en hun me17-afstand op persoon c.	89
5.18	Vergelijking van alle modellen en hun me17-afstand op de testset.	89
5.19	Originele afbeelding.	91
5.20	Genormaliseerde box filter met kernelgrootte 3×3 , 5×5 en 7×7	91
5.21	Gaussiaanse filter met kernelgrootte 3×3 , 5×5 en 7×7	91
6.1	Generische voorbeelden van zes Action Units	96
6.2	Toegepaste voorbeelden van zes Action Units	97
6.3	CFCS Coding Sheet.	97
6.4	Schema van de classifier-training.	99
6.5	Schema van de classifier-voorspelling.	99
6.6	De positionering van de camera en het hoofd kan voor problemen zorgen. .	100
6.7	Externe belichting kan zorgen voor ongewenste schaduwen.	101
6.8	Het afdekken van gezichtsonderdelen kan het ASM-model verwarren.	102
6.9	Opstelling voor de nieuwe opnames (links) en houten statief (rechts). . . .	102
6.10	Het draaiboek van één opname van vier minuten.	103
6.11	Vier opeenvolgende subslot-fragmenten uit slot met FE-getal 5.	103

6.12	Gezichtspunten na normalisatie voor featureselectie.	107
6.13	$(n - 1)$ afstanden (rood) ten opzichte van één van de $n = 76$ punten. . . .	107
6.14	De drie klassen in BRLOi (0: links, 2: rechts).	108
6.15	BRLOi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3. . . .	109
6.16	De drie klassen in SQTi (0: links, 2: rechts).	109
6.17	SQTi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.	110
6.18	De drie klassen in ESQi (0: links, 2: rechts).	110
6.19	ESQi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.	111
6.20	De drie klassen in CHRi (0: links, 2: rechts).	111
6.21	CHRi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.	112
6.22	De drie klassen in ULRi (0: links, 2: rechts).	112
6.23	ULRi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.	113
6.24	De drie klassen in VMSTi (0: links, 2: rechts).	113
6.25	VMSTi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3. . . .	114
6.26	Schematische voorstelling van de training van de SVM's m.b.t. FE 0. . . .	115
6.27	Het algemene trainingsconcept van de SVM's.	116
6.28	Weergave van de slack-variabele ξ_i [16].	117
6.29	Schematische voorstelling van OAA (links) en OAO (rechts) [15].	119
6.30	Conceptueel schema van de leave-one-out strategie.	121
6.31	Problematisch fitting van gesloten ogen	126
6.32	De oogafstand d_{eyes} van de acht testobjecten over de hele videosequentie. .	127
A.1	Me17-afstand bij whisker	140
A.2	Me17-afstand bij 3×3 patch	140
A.3	Me17-afstand bij 5×5 patch	141
A.4	Me17-afstand bij 7×7 patch	141
A.5	Me17-afstand bij 9×9 patch	142
B.1	Me17-afstand bij build/fit-combinatie 1	144
B.2	Me17-afstand bij build/fit-combinatie 2	144
B.3	Me17-afstand bij build/fit-combinatie 3	145
B.4	Me17-afstand bij build/fit-combinatie 4	145
B.5	Me17-afstand bij build/fit-combinatie 5	146
B.6	Me17-afstand bij build/fit-combinatie 6	146
B.7	Me17-afstand bij build/fit-combinatie 7	147
B.8	Me17-afstand bij build/fit-combinatie 8	147

B.9 Me17-afstand bij build/fit-combinatie 9	148
---	-----

Lijst van tabellen

5.1	MUCT76 _A versus MUCT76 _{All}	80
5.2	MUCT76 _{patch3x3,A} versus MUCT76 _{patch3x3,All}	81
5.3	MUCT76 _{patch5x5,A} versus MUCT76 _{patch5x5,All}	83
5.4	MUCT76 _{patch7x7,A} versus MUCT76 _{patch7x7,All}	84
5.5	MUCT76 _{patch9x9,A} versus MUCT76 _{patch9x9,All}	86
5.6	Vergelijking van alle gemiddeldes van voorgaande modellen op de testset.	89
5.7	Resultaten van de vervaging bij build- en fit-fase.	92
6.1	Opdeling van beide videosequenties voor testpersoon Robert.	104
6.2	Confusion matrix.	120
6.3	Hit/miss-matrix.	121
6.4	Hard scoreschema.	122
6.5	Zacht scoreschema.	122
6.6	Score op slots met hard scoreschema	123
6.7	Score op slots met zacht scoreschema	123
6.8	Score op videosequentie met hard scoreschema	124
6.9	Score op videosequentie met zacht scoreschema	124

Lijst van afkortingen

AAM	Active Appearance Model
ASM	Active Shape Model
AU	Action Unit
CFCS	Child Facial Coding Scale
CPT	Cold Pressor Task
ERFE	Emotion Recognition via Facial Expressions
FA	Facial Action
FACS	Facial Action Coding System
FE	Facial Event
HCI	Human-Computer Interaction
OAA	One-against-all
OAo	One-against-one
PCA	Principal Component Analysis
RBF	Radial Basis Function
ROI	Region of Interest
SVM	Support Vector Machine

Hoofdstuk 1

Inleiding

In dit hoofdstuk wordt een inleiding gegeven op het onderwerp van deze thesis. Allereerst wordt de maatschappelijke context van de masterproef geschetst en worden enkele voorbeelden gegeven waar een effectieve uitwerking een grote impact heeft. Daarna wordt ingegaan op herkenning van emoties en acties in een gezicht, aangevuld met enkele bestaande systemen. Vervolgens wordt de concrete thesiscontext uit de doeken gedaan met betrekking tot pijnbeleving met als afsluiter een beschrijving van het verdere verloop van het thesisboek.

1.1 Computervisie in mens-computerinteractie

Reeds bij de uitvinding van de computer proberen ingenieurs en wetenschappers een intuïtieve interactie met het elektronische toestel te implementeren. Deze interactie wordt de mens-computerinteractie of human-computer interaction (HCI) genoemd. In de prille beginjaren gebeurde dit aan de hand van een toetsenbord en muis. Gestaag kwamen ingenieurs met nieuwe manieren op de proppen om de mens-computerinteractie gebruiksvriendelijker te maken. Voorbeelden daarvan zijn een touchscreen en de integratie van een track ball in smartphones. Recente ontwikkelingen zoals de Microsoft Kinect [17] en Apples Siri [18] laten ons toe te interageren met een elektronisch toestel zonder fysieke aanraking te induceren. De inputsignalen moeten echter nog steeds bewust gegeven worden door de gebruiker; de aanwender moet bewust zwaaien, hij moet bewust een vraag stellen, enzovoort.

De voorgaande interactie vereist nog steeds een input van de gebruiker waarbij de persoon

in kwestie even de tijd moet nemen om een bewuste actie uit te voeren. Maar wat als we deze tijd kunnen reduceren zodat de gebruiker zich niet bewust is van de input die hij het systeem aanlevert? Wat als het systeem waarmee wordt gecommuniceerd kan interageren op basis van signalen die de consument onbewust aanlevert? Wat als de computer emoties kan waarnemen en zo een playlist kan opstellen die inspeelt op het huidige humeur? Of een smartphone die detecteert wanneer de gebruiker glimlacht tijdens het lezen van een bericht om vervolgens een antwoord met "LOL" terug te sturen?

Het lijkt allemaal sciencefiction, maar er wordt wel degelijk onderzoek gedaan naar dergelijke systemen. Zo werkt PSA Peugeot Citroën momenteel samen met het Swiss Federal Institute of Technology (EPFL) met als doel een emotiedetectiesysteem te ontwikkelen dat geïntegreerd kan worden in wagens [19]. De bedoeling is dat het systeem detecteert wanneer de bestuurder moe of gefrustreerd achter het stuur zit. Op die manier kan de wagen inspelen op het gedrag van de bestuurder door de toegestane afstand tussen bestuurder en voorganger te vergroten of door meldingen te geven dat de bestuurder beter even een rustpauze inlast.

Het kan ook allemaal wat ludieker. Begin 2016 kocht Facebook de populaire MSQRD-app op [20]. In deze applicatie wordt het gezicht van de gebruiker, die een foto of video opneemt met zijn smartphonecamera, aangepast met een filter naar keuze. Zo krijgen gebruikers een foto te zien waarin bijvoorbeeld het hoofd van een oude man exact gemapt wordt op het eigen gezicht. Bij het openen van de mond kan er bijvoorbeeld voor gezorgd worden dat er een regenboog uit de mond verschijnt. De applicatie kan met andere woorden het gezicht herkennen en bepaalde specifieke punten op dat gezicht interpreteren. Het is vervolgens aan de ontwikkelaar om de keuze te maken waar hij met deze specifieke punten naar toe wil, gaande van emotiedetectie tot het tevoorschijn toveren van regenbogen.



Figuur 1.1: Veranderingen in het gezicht kunnen inspelen op het rijgedrag van de chauffeur [19].

1.2 Detectie van emoties en acties in een gezicht

Er zijn op vandaag reeds softwarepakketten te verkrijgen die emoties en andere triggers kunnen aflezen van een gezicht. Er bestaan echter verschillende manieren om de emotionele toestand van een persoon te weten te komen. Zowel fysieke, cognitieve als auditieve signalen kunnen bijdragen tot een waarheidsgetrouw emotioneel beeld van de testpersoon. De systemen die hier besproken worden beperken zich echter tot degene waar visuele data als input wordt aangereikt.

Gezichtsexpressies zijn één van de meest krachtige, natuurlijke en directe manieren om menselijke communicatie tot stand te brengen. Er bestaan reeds systemen die een kleine set van emotionele expressies detecteren. Deze systemen volgen uit verder onderzoek van Darwin [21] en meer recent werk van Ekman en Friesen [22], Friesen [23] en Izard et al. [24]. Zo integreert Microsoft in het Cognitive Services-pakket [25] een Emotion API, een verderzetting van het Oxford-project. De bedoeling is dat gebruikers een afbeelding of videoframe in het pakket inladen. Vervolgens doet de Emotion API het werk voor de gebruiker en geeft het een lijst weer van acht gezichtsexpressies met een probabilliteit van voorkomen. De expressies zijn: kwaad, minachtend, afgunstig, angstig, gelukkig, neutraal, droevig en verrast. Dit pakket geeft software-ontwikkelaars de kans om in te spelen op de emoties van de gebruikers door een simpele kant-en-klare routine op te roepen.

FaceReader is de Nederlandse interpretatie van de Emotion API. Deze opstelling (camera en belichting inclusief) kan met een precisie van 89% het onderscheid maken tussen zeven basisemoties en de neutrale gezichtsexpressie [3]. In figuur 1.2 is de opstelling van het FaceReader-project weergegeven. Systemen waarbij de Microsoft Kinect gebruikt worden

zoals in [26], worden ook ingezet om Emotion Recognition via Facial Expressions of ERFE toe te passen. In dit systeem worden RGB-beelden gecombineerd met depth data om enkele features of markante punten op het gezicht uit de camerabeelden te filteren. Aan de hand van deze features kunnen we de emotionele staat van de gebruiker detecteren.



Figuur 1.2: De opstelling van het Nederlandse FaceReader-systeem [3].

Dat emotieherkenning een hot topic is, bewijst de jaarlijkse Emotion Recognition in the Wild Challenge (EmotiW). Verschillende universiteiten en onderwijsinstanties kunnen deelnemen aan deze wedstrijd met als doel zo getrouw mogelijk gezichtsexpressies waar te nemen. Matthew Day [27] omschreef zo in zijn paper de verschillende methodes die aangewend worden om zo correct mogelijk gezichtspunten op een gelaat terug te vinden. Ook de verschillende features die gebruikt worden om bepaalde emoties en expressies te classificeren komen aan bod.

Voorgaande specifieke prototype-expressies komen in het alledaagse leven niet frequent voor. Emoties worden veelal gecommuniceerd door kleine veranderingen in het gezicht zoals het verplaatsen van de mondhoeken, het op elkaar persen van de lippen, enzovoort. Willen we deze zaken ook registeren, dan is er een systeem nodig met een fijnere resolutie. Op het einde van de twintigste eeuw stelden Ekman en Friesen [28] het Facial Action Coding System of FACS voor. Er worden een vijftigtal Actions Units of AU's gedefinieerd waarvan er dertig gerelateerd zijn met de contractie van gezichtsspieren. Meer specifiek zijn dit achttien AU's voor het onderste deel van het gezicht en twaalf AU's voor het bovengedeelte. Andere termen voor een Action Unit zijn Facial Event (FE) en Facial Action (FA).

Deze Action Units kunnen tegelijkertijd voorkomen waarbij bepaalde combinaties additief zijn (beide AU's zijn afzonderlijk waarneembaar) en andere niet-additief (beide AU's beïnvloeden elkaar). Het aantal Facial Events mag dan wel klein zijn, er zijn ondertussen meer dan 7000 verschillende AU-combinaties geobserveerd [29]. Ondertussen werden er reeds veel methoden gepubliceerd die elk op hun eigen manier zo goed mogelijk Facial Events proberen te detecteren. Mase [30] selecteerde manueel enkele regio's op het gezicht die corresponderen met gezichtsspieren om vervolgens de beweging ervan te analyseren door middel van optical flow. Donato et al. [31] probeerden verschillende technieken uit zoals optical flow, Principal Component Analysis (PCA), lokale features en Gabor wavelets om hetzelfde doel te bereiken. De beste resultaten volgden uit de Gabor wavelets-technieken waarbij een precisie van 95,5% werd behaald op zes AU's uit het bovenste gedeelte van het gezicht, twee AU's uit het onderste deel en vier AU-combinaties. Verdere experimenten werden uitgevoerd door Cohn et al. [32] en Lien et al. [33] waar een herkenningpercentage behaald werd van 80% tot 92% naargelang de aangeleerde Actions Units en de gebruikte technieken. Tian et al. [34] voerden experimenten uit met betrekking tot het modelleren van bepaalde gezichtsdelens (lippen, ogen, wenkbrauwen) en de aanwezigheid van rimpels om zestien AU's te detecteren. Hierbij werd een schatting van het model gecreëerd waarna een manuele aanpassing het model op de precieze plaats bracht. Er werden herkenningresultaten van 96,4% behaald.

In deze thesis wordt getracht om een subset van het FACS, het Child Facial Coding Scale of CFCS, volledig automatisch te detecteren in een onbekende videosequentie. Hiertoe wordt een Active Shape Model (ASM) toegepast dat een classifier voorziet van features, verkregen uit ASM-gedetecteerde markante gezichtspunten. Deze CFCS-annotatie kan gebruikt worden als indicatie van pijnbeleving in vakgebieden zoals psychologie en kindergeneeskunde.

1.3 Context

Deze thesis spitst zich toe op pijnbeleving bij kinderen. Pijnbeleving kan worden gemeten op verschillende manieren: we kunnen de hartslag van de onderzochte persoon monitoren, men kan de persoon een zelfrapportage laten invullen waarin vragen worden beantwoord met behulp van een schaal die de pijnintensiteit omschrijft, enzovoort. Desalniettemin kan pijn ook omschreven worden aan de hand van non-verbale signalen zoals lichaamshouding en gelaatsexpressies. De dataset die werd voorzien door prof. dr. Tine Vervoort bevat videobeelden waarin de gezichtsexpressie waarneembaar is tijdens een experiment dat later

in deze sectie uitgelegd wordt. In figuur 1.3 is een beeldopname uit dergelijke filmopname weergegeven.



Figuur 1.3: Videoframe verkregen uit één van de aangereikte videobeelden.

Dergelijke beelden worden tot op vandaag handmatig geannoteerd met de Child Facial Coding Scale of CFCS door personen die een doorgedreven training ondergingen. De annotatie gebeurt door de videosequentie op te splitsen in een reeks frames die iedere seconde uit de video worden geëxtraheerd. Deze frames worden vervolgens geannoteerd volgens het CFCS die de Action Units tracht vast te leggen in een coderingssysteem. Dit systeem bestaat uit dertien Facial Events, zoals knipperen, het openen van de mond en dergelijke. Per frame wordt de codering toegepast aan de hand van dertien getalwaarden, gaande van 0 (afwezig) tot 2 (sterk aanwezig), waarna mensen die hiertoe opgeleid zijn uit de codering besluiten kunnen trekken omtrent pijnbeleving. Meer informatie omtrent het Child Face Coding System volgt in hoofdstuk 6.

Een experiment waar dergelijk coderingssysteem werd toegepast, wordt omschreven in [35]. In dit experiment wordt de relatie tussen de pijnbeleving van het kind en de reactie van de ouders onderzocht. Het kind wordt onderworpen aan een zogenaamde Cold Pressor Task of CPT. Hierbij dompelt het kind eerst gedurende twee minuten zijn hand onder in een waterbad waarvan de watertemperatuur $21\text{ }^{\circ}\text{C}$ ($\pm 1^{\circ}\text{C}$) bedraagt. Daarna dompelt het kind dezelfde hand onder in een waterbad waar de watertemperatuur $10\text{ }^{\circ}\text{C}$ ($\pm 1^{\circ}\text{C}$) bedraagt. Een foto van een CPT-waterbad is weergegeven in figuur 1.4.

Het koudwaterbad induceert een vorm van pijn bij het kind die zich manifesteert door het opwekken van gezichtsexpressies of zogenaamde Facial Events (FE's). Gedurende de on-



Figuur 1.4: Een CPT-waterbad [4].

derdempeling in het koude water krijgt de ouder van het testkind een realtime videostream te zien van het gezicht van het kind. De ouder kan op ieder moment het kind het commando geven zijn hand uit het water te halen. Het kind kan echter zelf ook zijn hand uit het water nemen als het - naar zijn of haar gevoel - te pijnlijk wordt. Mocht zowel ouder als kind na vier minuten nog steeds geen reactie geven, dan geeft één van de proefafnemers het stopcommando aan het kind.

Aan de hand van de tijd tot het stopcommando van de ouder, alsook hartslagmetingen en een bevragsingslijst van het kind, kunnen we conclusies trekken omtrent de stress en medeleven van de ouder ten opzichte van zijn of haar kind. Daartoe dient echter een correlatie te worden gemaakt tussen de beelden die de ouder te zien krijgt en zijn of haar reactie op deze beelden. Daartoe worden beelden geannoteerd met het CFCS. Vervolgens kunnen onderzoekers de dertien cijferwaarden, die een aanduiding geven van de pijnbeleving van het kind, linken met de reactie van de ouders. Verder wordt het CFCS als tool gebruikt om te onderzoeken welke variabelen ervoor zorgen dat sommige kinderen meer of minder pijn vertonen. Enkele voorbeelden zijn catastroferende gedachten over pijn en de aanwezigheid van een ouder in het CPT-lokaal.

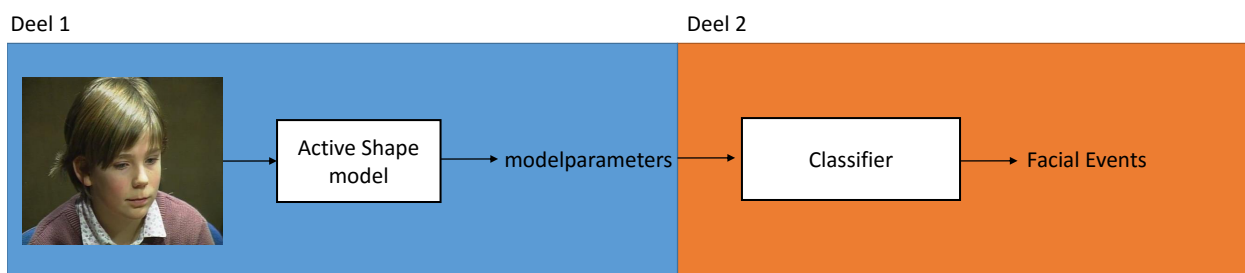
Voorgaand beschreven annoteringswerk is zeer arbeidsintensief daar iedere seconde van de video geannoteerd moet worden. Ook dienen de personen een grondige training af te leggen, vooraleer ze beelden van dit genre kunnen annoteren. Het feit dat de annotatiepersonen mensen zijn, duidt erop dat er fouten in de codering kunnen sluipen wegens onoplettendheid of verkeerde interpretaties. Daartoe wordt geprobeerd om in deze thesis een systeem te

realiseren dat deze annotatie automatiseert, zodat op termijn menselijke annotatiepersonen minder actief dienen te annoteren. Het uiteindelijke algoritme zal moeten worden getest qua validiteit door het te vergelijken met een manueel geannoteerde CFCS-video. Zowel de zelfrapportage als de pijninschattingen die de ouder maakte omtrent de pijnervaring van zijn of haar kind, zal hierbij worden ingezet als verificatie. De onderzoeksvraag kan dus worden gedefinieerd als: "Kunnen we pijnbeleving in afbeeldingen van kinderen herkennen met computervisie?"

In een breder geheel kan de pijnervaring gezien worden als een hulpmiddel in de hele klinische wereld. Kinderen of personen die om de één of andere reden moeite hebben met het verbaal overbrengen van hun medische klachten, kunnen sterk geholpen worden als - door middel van experimenten - hun non-verbale respons kan worden bepaald. Dit kan leiden tot een correcte diagnose, doeltreffende medicatie of zelfs een chirurgische ingreep.

1.4 Overzicht

Deze thesis wordt opgesplitst in twee delen. In een eerste deel wordt getracht het gezicht als een reeks wiskundige parameters te beschrijven. In een tweede deel worden deze parameters gebruikt om experimenten uit te voeren met verschillende classifiers om de voorafbesproken Facial Events te detecteren. Een schematische voorstelling is weergegeven in figuur 1.5.



Figuur 1.5: De twee hoofdbestanddelen van de thesis.

Een eerste deel, gaande van hoofdstuk 2 tot en met 5, handelt over het Active Shape Model. In hoofdstuk 2 wordt een algemeen beeld gegeven van een Active Shape Model en de werking ervan. In hoofdstuk 3 wordt dieper ingegaan op het opbouwen van het model (oftewel het build-proces). Daarnaast worden ook de aanpassingen die werden doorgevoerd

in het opbouwproces verder verklaard. Hoofdstuk 4 volgt dezelfde structuur als het voorafgaande hoofdstuk, maar handelt meer specifiek over het fit-gedeelte. Er wordt met andere woorden uitgelegd hoe het model zich op een nieuwe afbeelding mapt. De verbeteringen die werden doorgevoerd komen ook daar aan bod. In hoofdstuk 5 worden de resultaten van verschillende modellen vergeleken en wordt het beste model geselecteerd met pijnbeleving als toepassing in het achterhoofd.

Het tweede deel van deze masterproef behandelt het Active Shape Model als black box die een foto of videosequentie van landmark-coördinaten en vormvectoren voorziet. In dit deel wordt verder ingegaan op de classificatie pijnbeleving, featureselectie en machine learning-concepten. Concreet gebeurt dit in hoofdstuk 6 waarin de bedoelde CFCS-codering wordt verduidelijkt, de featureselectie uit de doeken wordt gedaan en vervolgens een beschrijving van de technieken van machinaal leren die werden toegepast.

Als besluit worden in hoofdstuk 7 de belangrijkste inzichten van deze masterproef gebundeld. Het hoofdstuk wordt beëindigd met toekomstperspectieven omtrent het verdere verloop van dit project; de huidige tekortkomingen en de pistes die potentiële betere resultaten kunnen opleveren in de toekomst.

Hoofdstuk 2

Algemene werking van het Active Shape Model

In dit hoofdstuk wordt een inleiding gegeven omtrent het Active Shape Model (ASM). In de eerste sectie wordt beschreven waarom een model nodig is als eerste stap om pijnbeleving in gezichten te classificeren. Vervolgens wordt een kort overzicht gegeven van bestaande modellen, waarna de keuze voor het ASM wordt gemotiveerd. Daarop volgt een inleiding op de basisconcepten van het Active Shape Model. Afsluiten wordt gedaan door de nadruk te leggen op een goed model voor verder gebruik als input van de pijndetectie-algoritmes.

2.1 Inleiding

Vooraleer pijndetectie kan worden geïntegreerd, moeten er parameters voorhanden zijn die toegekend kunnen worden aan bepaalde gezichtsexpressies. Daartoe dient het gezicht - zoals de mens het visueel waarneemt - te worden omgezet naar een object waarmee computeralgoritmes overweg kunnen. Als mens lijkt een gezicht herkennen heel evident. Voor een computerprogramma ligt dat echter niet zo eenvoudig. Ter verduidelijking beschouwen we een voorbeeld in figuur 2.1.

Op het eerste zicht lijkt de afbeelding een abstracte verzameling van zwarte en witte pixels. De binaire afbeelding werd verkregen door een foto van een dalmatiër zodanig te bewerken dat het voor het menselijk brein moeilijk is de objecten in het beeld te classificeren onder een bepaalde klasse. Geven we echter een hint dat er misschien een hond in de afbeelding verborgen zit, dan kan een observator zich de klasse 'hond' voor de geest halen en zo de link



Figuur 2.1: Voorkennis laat ons toe om objecten te herkennen [5].

leggen tussen de afbeelding en de hond. De originele afbeelding werd hier onherkenbaar gemaakt om dit proces duidelijk te maken. De onbewerkte foto zou echter te eenvoudig zijn en we zouden meteen de link kunnen maken tussen de foto en de dalmatiër [5].

Het is met andere woorden duidelijk dat zowel computer als mens over de nodige voorkennis moeten beschikken vooraleer het een object in een afbeelding kan classificeren onder een bepaalde deelgroep. Zonder de voorkennis van hoe een hond er uit ziet zou het een onmogelijke taak zijn de blobs uit afbeelding 2.1 te linken met het object, in dit geval een hond. Dit is een cruciaal begrip in computervisie dat meermaals werd benadrukt door onder andere Mundy [36] (pp. 1213, l. 5-8): *"This process of recognition, literally to RE-cognize, permits an aggregation of experience and the evolution of relationships between objects based on a series of observations."*

2.2 Bestaande methodes en modellen

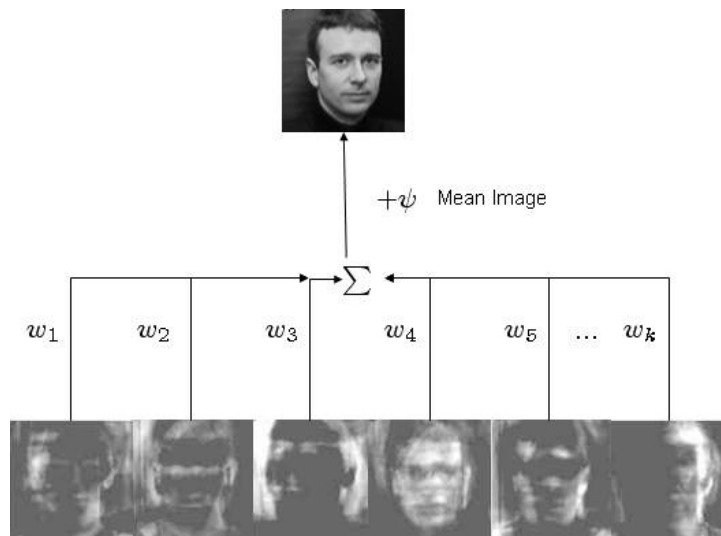
We willen dus verschillende klassen definiëren die allemaal uitgaan van één vervormbaar sjabloon dat gekneed kan worden binnen aanneembare grenzen zodat de klasse van het sjabloon nog steeds herkenbaar is. In het geval van de hond kan het object groot en klein zijn, al dan niet gespikkeld zijn, enzovoort. De gewijzigde accenten blijven echter binnen bepaalde grenzen zodat de klasse, in dit geval hond, nog steeds waarneembaar is. In het kader van deze thesis wordt gezocht naar een sjabloon van een gezicht, daar we pijnbeleving

trachten af te lezen van een gelaat van een persoon. Vanzelfsprekend verschillen gezichten van grootte, kleur, oogafstand, neusbreedte, enzovoort. Het is dus van cruciaal belang dat de gevonden gezichtsoBJECTEN gebaseerd zijn op het originele sjabloon, maar dat de voorgaande variatie kan worden toegepast op het model zodat het nog steeds binnen de grenzen van de gezichtsklasse valt.

Een gezicht modelleren kan op verschillende manieren. Men kan een model opbouwen op basis van onder andere textuur, vorm of een combinatie. Hieronder volgt een oplisting van enkele mogelijkheden.

2.2.1 Eigenfaces

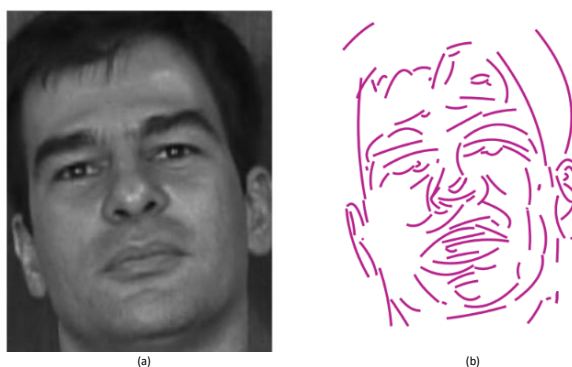
Eigenfaces worden veelal gebruikt in gezichtsherkenning door computersystemen. Eerst en vooral wordt een set van M afbeeldingen van $n \times m$ groot gedefinieerd. De afbeeldingen worden vervolgens genormaliseerd zodat ogen, mond, neus, enzovoort op gelijke lijn liggen. De afbeeldingen worden vervolgens als punten gedefinieerd in een nm -dimensionale ruimte. Van deze gezichtsvectoren worden de covariantiematrixen berekend waarna de eigenvectoren berekend worden. Deze eigenvectoren zijn de zogenaamde eigenfaces van het model. Vervolgens kunnen we aan de hand van de gemiddelde gezichtsvector en een gewogen som van de verkregen eigenfaces een nieuw gezicht definiëren. Een schematisch voorbeeld van een gezichtsreconstructie is weergegeven in figuur 2.2.



Figuur 2.2: Schematische voorstelling van eigenfaces [6].

2.2.2 Polynomiale modellen

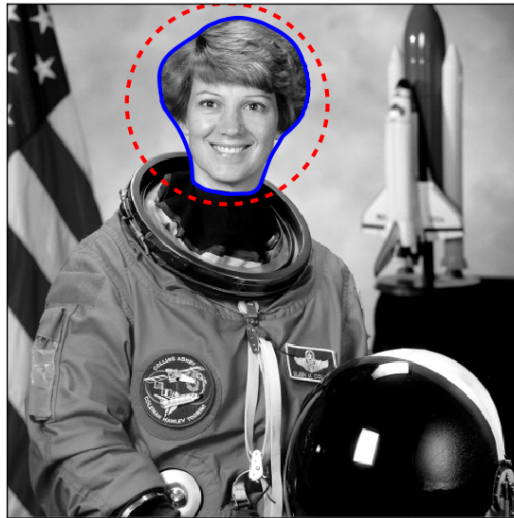
Een andere mogelijkheid bestaat erin gezichten te segmenteren in betekenishebbende segmenten zoals de mond, neus en ogen. Zoals door Deboeverie [7] werd omschreven kan dit aan de hand van polynomiale modellen die de randen van dergelijke segmenten opzoeken. Er wordt getracht de segmenten te beschrijven aan de hand van enkele polynomiale curven die het desbetreffende segment zo goed mogelijk omschrijven. De kunst bestaat erin om elk onderdeel zo goed mogelijk te omschrijven met zo weinig mogelijk curven. Deze curven worden gekenmerkt door een aantal parameters die als features beschouwd kunnen worden in verdere bewerkingen op gezichtsherkenning, emotieherkenning, enzovoort. Een voorbeeld van dergelijke polynomiale fit is te zien op figuur 2.3.



Figuur 2.3: (a): grijsafbeelding, (b): polynomiale fit [7].

2.2.3 Active Contour Model

Een Active Contour Model, ook wel het concept van snakes genoemd, probeert een contour te fitten aan een onbekend object in een afbeelding. Hierbij wordt in een eerste stap een randdetectie uitgevoerd, waarna voor iedere punt een energie wordt berekend die omgekeerd evenredig is met de gradiënt op de desbetreffende locatie. Vervolgens wordt een functievoorstel gedaan. Het functievoorstel wordt daarna aangepast zodat de integraal van alle punten op de voorgestelde curve minimaal wordt [37]. De uiteindelijk verkregen curve heeft een minimale energie en wordt bijgevolg optimaal beschouwd. Het resultaat is een curve die elk op hun optimale locatie werd geplaatst [38] of in het geval van een gezicht; de gezichtsranden. In figuur 2.4 wordt voor een initiële curve (rood) de minimale energie gezocht (blauw).



Figuur 2.4: De rode stippellijn is de startcurve, de blauwe functie onderging de energieminimalisatie [8].

2.2.4 Active Shape Model

Een Active Shape Model of ASM doet in grote lijnen hetzelfde als wat er in een Active Contour Model gebeurt. Waar een Active Contour Model echter een curve zo goed mogelijk probeert te fitten, wordt bij het ASM een reeks punten zo nauwgezet mogelijk op een onbekende afbeelding geplaatst. Dit gebeurt aanvankelijk ook aan de hand van de gevonden randen in het geheel, maar door de introductie van patches kan deze term uitgebreid worden naar de algemene gradiënt. Net zoals bij het Active Contour Model wordt bij het ASM naar een minimum gezocht in de onbekende afbeelding. Dit gebeurt bij het Active Shape Model onder de vorm van de Mahalanobis-afstand (zie hoofdstuk 4). Het geheel van punten wordt als het effectieve model gezien en wordt beperkt door modelbegrenzungen, afkomstig van een trainingsproces bij het opbouwen van het model. Op die manier kan een reeks punten slechts variëren in een beperkte mate zodat het aangetrainde object steeds herkenbaar blijft. In figuur 2.5 is een ASM-fit weergegeven.



Figuur 2.5: Voorbeeldafbeelding van een Active Shape Model [8].

2.2.5 Active Appearance Model

Het Active Appearance Model (AAM) is een rechtstreeks vervolg op het Active Shape Model. Waar we bij een Active Shape Model enkel en alleen informatie omtrent de vorm of shape van het object gaan verwerken, wordt het AAM-model uitgebreid met textuurinformatie onder de vorm van grijswaarde-intensiteiten. De bewerkingen die op de pixelinformatie worden uitgevoerd, zijn identiek aan die van de vorminformatie. De fit is voor bepaalde toepassingen nauwkeuriger, daar er niet enkel met gradiënten wordt gewerkt, maar ook met grijswaarden. Enkele stappen in het fit-proces van het AAM-model zijn weergegeven in figuur 2.6.



Figuur 2.6: Voorbeeldafbeelding van een AAM-fitproces (uiterst rechts: grondwaarheid) [11].

2.2.6 Keuze en motivatie van het model

In deze thesis wordt dieper ingegaan op pijndetectie. Zoals werd vermeld in hoofdstuk 1 gebeurt dit aan de hand van Facial Events. Deze Facial Events worden voor het merendeel

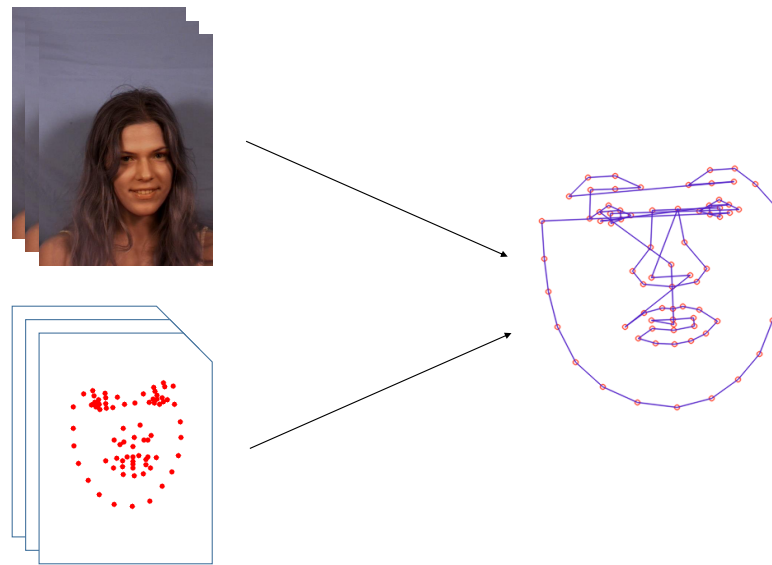
geïnduceerd door spiercontracties. Dit heeft als rechtstreeks gevolg dat markante gezichtspunten (mondhoeken, uiteindes van de wenkbrauw, ...) verplaatst worden op het gezicht. Er wordt met andere woorden gezocht naar een model die deze punten kan modelleren en zo goed mogelijk kan weergeven op een gezicht. Het Active Shape Model is een model dat zich daar goed toe leent. Het model wordt namelijk getraind (zie hoofdstuk 3) door afbeeldingen die geannoteerd werden op markante punten op een gezicht. Het model mappen op een onbekende afbeelding (zie hoofdstuk 4) houdt dus in dat het algoritme gelijkaardige punten opzoekt in een onbekende afbeelding. Het verkrijgen van deze punten is een eerste stap in deze thesis.

In dit werk wordt het Active Shape model bestudeerd wegens zijn mogelijkheid om markante gezichtspunten in een gezichtsafbeelding aan te duiden. Deze punten zijn in een tweede deel van de thesis een cruciale component. Door het feit dat deze featurepunten rechtstreeks door het model worden aangeleverd, zonder extra bewerkingen uit te voeren, leent het ASM zich tot een voor de hand liggende keuze. Het ASM werd reeds toegepast op gezichten en gaf daar reeds robuuste resultaten [39]. De tekortkomingen en zwaktes van het model worden in een volgende fase geanalyseerd om vervolgens de corresponderende verbeteringen toe te passen. In een laatste fase wordt onderzocht of de verkregen features door het ASM gebruikt kunnen worden om Facial Events te detecteren. Het onderzoek naar het ASM vertrekt vanuit een basisimplementatie in C++ [2].

2.3 Globale modelwerking

In deze thesis wordt het Active Shape Model ingezet als methode om parameters, in de vorm van gezichtspunten, uit afbeeldingen met gezichten te halen. In een eerste stap, het build-proces, wordt het model opgebouwd uit trainingsdata. De trainingsdata bestaat uit een set afbeeldingen (640×480 pixels) die werd geannoteerd met de coördinaten van markante gezichtspunten. Iedere afbeelding die aan het model wordt aangeleerd, werd voorzien van een tekstbestand dat het model van deze geannoteerde informatie voorziet. Dit is schematisch weergegeven in figuur 2.7.

Eenmaal we het model hebben getraind, kunnen we door vervormingen op het model toe te passen het fit-proces op gang brengen. Zowel de nieuwe onbekende afbeelding als de aangeleerde data die in het model vervat zit, zullen hier een belangrijke rol spelen. Dit proces kunnen we als volgende interpretatie beschouwen. In een eerste stap wordt

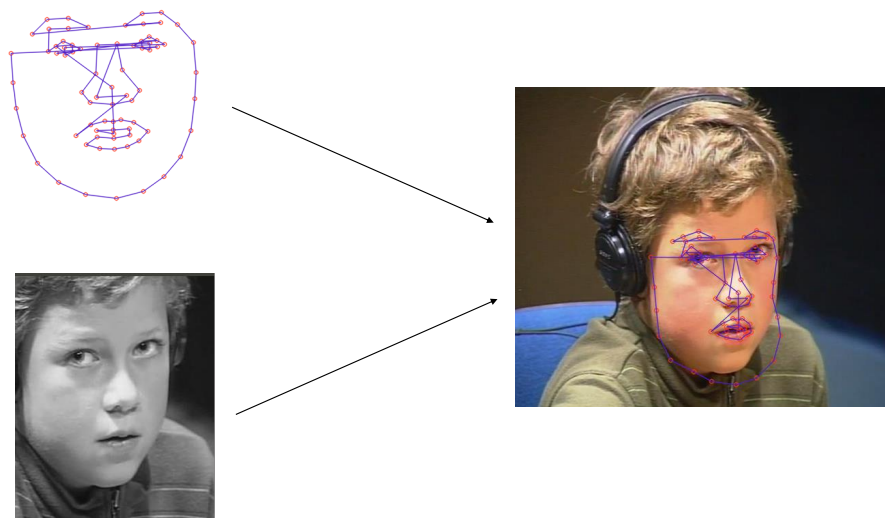


Figuur 2.7: Het model wordt opgebouwd uit afbeeldingen en tekstbestanden.

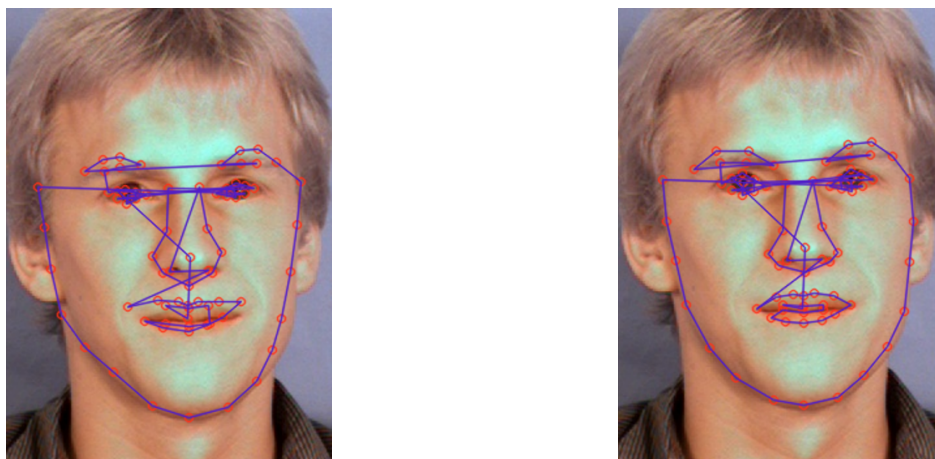
een schatting van de plaats van het model op de afbeeldingen uitgevoerd door middel van Euclidische bewerkingen (draaien, verschuiven en schalen). We beschikken vervolgens over een denkbeeldig mengpaneel met een aantal draaiknoppen. Aan de hand van deze draaiknoppen kunnen we het modelmasker van vorm veranderen zodat de blauwe lijnen en rode markeerpunten uit afbeelding 2.8 op de gedoelde plaats op het gezicht komen te liggen. Het is de bedoeling dat het ASM-algoritme het werk van het manueel gestuurde mengpaneel volledig op zich neemt.

Het is daarbij noodzakelijk dat de fit optimaal gebeurt. Het is immers belangrijk dat de gevonden punten in het model gematcht worden met hun desbetreffende gedoelde locatie. Zo is het belangrijk dat het punt dat verondersteld wordt de linkermondhoek voor te stellen, daadwerkelijk gefit wordt op de linkermondhoek. Op die manier kunnen deze punten in het verdere proces een waarheidsgetrouwe conclusie opleveren omtrent Facial Events en dus pijnbeleving. Mochten deze punten echter niet goed gefit worden, dan is het onmogelijk om conclusies te trekken omtrent pijnbeleving. In figuur 2.9 wordt een goede en slechte fit weergegeven.

De linkerfiguur uit figuur 2.9 wordt als een slechte fit beschouwd, de rechterfiguur als een goede fit. Zo wijkt de fit op de linkerkant van de gezichtscontour in de linkerfiguur af van de werkelijke contour. Een probleem dat wordt opgelost in de rechterfiguur. Beschouwen



Figuur 2.8: Het model wordt gefit aan de hand van het model en de nieuwe afbeelding.



Figuur 2.9: Een slechte fit (links) versus een goede fit (rechts).

we de wenkbrauwen van dichterbij, dan zien we dat de modelwenkbrauwen in de rechterafbeelding beter gefit worden dan in de linker afbeelding. De meest frappante fouten zijn de mondhoekpunten in de linkerfiguur; deze komen niet overeen met de daadwerkelijke mondhoeken van de testpersoon, wat wel het geval is in de rechtse figuur. Hieruit volgt dat de rechter afbeelding zich profileert als de goede fit want de verkregen punten liggen op hun fysiek corresponderende plaatsen. In beide afbeeldingen kunnen we de modelinstanties (blauwe lijnen) echter beschouwen als een menselijk gezicht. Dit betekent dat de

modelparameters binnen hun perken blijven en het model daadwerkelijk goed op menselijke gezichten werd getraind. We vermoeden dus dat er iets verkeerd loopt bij het plaatsen van de landmarks op basis van de randafbeeldingen. Meer informatie dan enkel de randen, zoals gradiënt in een patch, betrekken in deze fase kan een verbetering betekenen.

2.4 Besluit

In het kader van de pijndetectie werd geopteerd voor het Active Shape Model als methode om parameters uit een onbekende afbeelding te extraheren. Deze parameters zijn markante gezichtspunten op het gezicht die in een eerste fase manueel werden geannoteerd op trainingsbeelden. Vervolgens wordt het model opgebouwd en getraind met de voornoemde dataset waarna het model dergelijke features op onbekende afbeeldingssequenties kan interpreteren.

Hoofdstuk 3

Opbouw van het Active Shape Model

In dit hoofdstuk wordt de opbouw of het build-proces van het Active Shape Model omschreven. Na een korte omschrijving van de inleidende begrippen en benodigdheden wordt er dieper ingegaan op de MUCT Face Database. Dit is de database die gebruikt wordt om het model te trainen. Nadien volgt een diepere wiskundige uitwerking van het opbouwproces zélf. Besluitend worden de doorgevoerde aanpassingen beschreven die de werking van het model optimaliseren.

3.1 Inleiding

Vooraleer er wordt gestart met de daadwerkelijk opbouw van het model, worden enkele termen gedefinieerd. Deze terminologie is cruciaal om de rest van dit en volgende hoofdstukken te kunnen begrijpen.

Het model dat in deze thesis wordt gebruikt, is het Active Shape Model. De naam doet reeds vermoeden dat de shape, of in het Nederlands vorm, een belangrijke rol zal spelen. De term vorm is een begrip dat vanuit een buikgevoel kan worden begrepen. De wetenschappelijke en wiskundige achtergrond van dit werk vereist echter een grondigere en meer deterministische definitie. D.G. Kendall [36] definieert vorm als volgt:

Definition 1 *De shape of vorm is de geometrische informatie die onaangeroerd blijft wanneer positie, schaal en rotatie uit de informatie worden gedestilleerd.*

Dit betekent dat de term vorm de informatie is, die onafhankelijk is van Euclidische transformaties. Dit is weergegeven in figuur 3.1. In de desbetreffende afbeelding kan men nog steeds de vorm van een hand onderscheiden, ongeacht de rotatie, schaal of locatie.



Figuur 3.1: De vorm is herkenbaar ondanks de Euclidische transformaties [5].

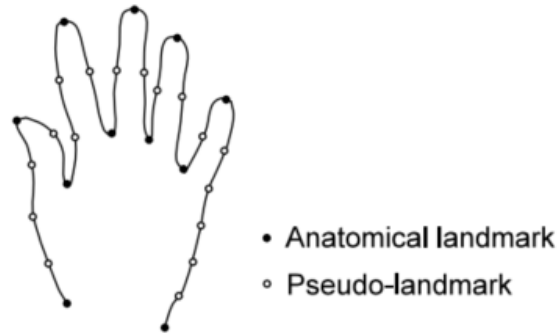
Nu het begrip vorm werd gedefinieerd, kan er verder worden nagedacht over hoe een bepaalde vorm in een rekenkundig object kan worden omgezet. Een veelgebruikte manier om een vorm te definiëren gebeurt aan de hand van landmarks. Opnieuw wordt de definitie ontleend aan D.G. Kendall [36]:

Definition 2 *Een landmark is een herkenbaar punt dat op verschillende objecten in een populatie gematcht kan worden.*

Een vorm wordt dus omschreven aan de hand van enkele gemarkeerde landmarks of aangeduide punten. Zowel Stegmann [5] als Cootes [39] maken beiden een onderverdeling in de verschillende soorten landmarks.

- **Anatomische landmarks:** punten die door een expert worden toegekend aan een vorm die een biologische betekenis hebben (bijvoorbeeld: oogpupil).
- **Mathematische landmarks:** punten die gelegen zijn op plaatsen die van geometrisch belang zijn (bijvoorbeeld: mondhoek).
- **Pseudolandmarks:** punten die voorgaande landmarks verbinden langs een contour (bijvoorbeeld: wenkbrauwcontour).

Het zijn voornamelijk de eerste en laatste soort punten die van belang zullen zijn bij het annoteren van een trainingsset met betrekking tot een gezicht. Op figuur 3.2 is een voorbeeld gegeven van een geannoteerde hand met landmarks.



Figuur 3.2: Een geannoteerde hand met anatomische en pseudo-landmarks [5].

Opdat wiskundige bewerkingen kunnen worden uitgevoerd op de verschillende vormen, wordt een manier gezocht om de voorafbesproken landmarks in een wiskundig object te formuleren. Als de vorm die werd beschreven in n landmarks zich in een k -dimensionale ruimte bevindt, dan wordt dit gedaan aan de hand van een kn -vector oftewel de shape vector. Zowel in het voorbeeld met de handen als de daadwerkelijke gezichtsannotaties gaat het hier om een 2D-ruimte. De landmarks worden met andere woorden gestockeerd in een $2n$ -vector:

$$\mathbf{x} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}^T, \quad (3.1)$$

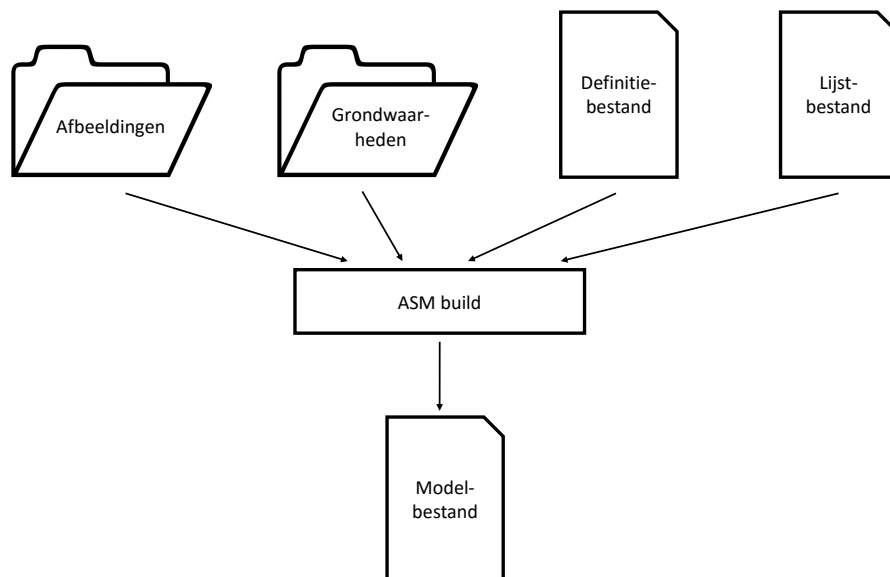
waarbij $(x_i, y_i) \in \mathbb{Z}^2$ de coördinaten zijn van de landmarks voor $i \in 1, \dots, n$.

3.2 Benodigdheden voor de opbouw van het model

Iedere afbeelding die aan het model wordt aangeleerd, wordt vergezeld van een tekstbestand dat de landmarks van het desbetreffende gezicht omvat aan de hand van een reeks x- en y-coördinaten. In het verdere verloop van deze scriptie wordt deze file de grondwaarheid genoemd. Naast de afbeeldingen en grondwaarheden zijn er nog enkele zaken nodig om het build-proces uit te voeren. Hieronder worden alle benodigdheden opgesomd:

- **Afbeeldingen:** afbeeldingen van de aangeleerde gezichten.
- **Grondwaarheden:** bestanden die de gelijknamige afbeeldingen vergezellen van landmark-coördinaten.
- **Lijstbestand:** bestand dat alle grondwaarheden omschrijft die aan het model worden aangeleerd.
- **Definitiebestand:** bestand dat het aantal landmarks per afbeelding weergeeft, vertelt welke punten visueel met elkaar verbonden worden en andere configuratie-elementen.

Deze bestanden worden aan het build-gedeelte van het Active Shape Model toegeleverd, waarop het model een modelbestand produceert. Dit bestand bevat onder andere de covariantiematrixen, de eigenvectoren en de eigenwaarden verkregen uit de Principal Component Analysis waarover verderop meer. De globale in- en output van de opbouw is schematisch weergegeven in figuur 3.3.



Figuur 3.3: Schematische voorstelling van het build-proces.

3.3 MUCT Face Database

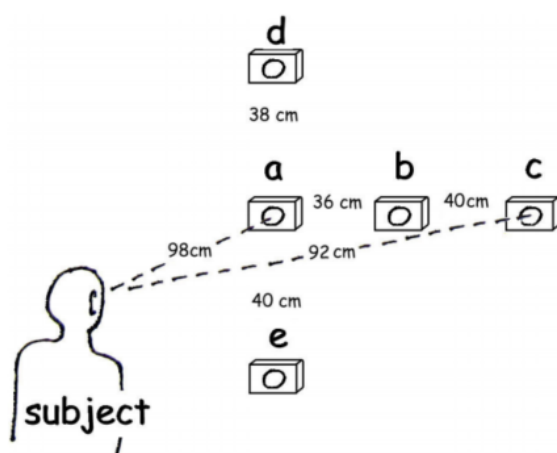
Een database met verschillende trainingsafbeeldingen en geannoteerde grondwaarheden zelf opbouwen is een zeer arbeidsintensief werk. Daartoe werd geopteerd het model op te bouwen met een reeds bestaande trainingsset: de MUCT database [9]. De database bestaat uit 3755 afbeeldingen die manueel met 76 landmarks werden geannoteerd. De MUCT-databank profileert zich als een gezichts-databank met veel variatie in leeftijd, belichting en etniciteit. De beelden werden opgenomen op de universiteit van Kaapstad in 2008. De proefpersonen werden op de universiteit aangesproken en werden vervolgens uitgenodigd op de fotoset. De testpersonen zijn allen 18 jaar of ouder. Enkele personen zijn weergegeven op figuur 3.4.



Figuur 3.4: Enkele afbeeldingen uit de MUCT-database [9].

De testopstelling is schematisch weergegeven in figuur 3.5. We gaan uit van de symmetrie van het menselijke gezicht waardoor enkel camera's b en c zich aan de zijkant van de

opstelling bevinden. De andere kant van het gezicht kan vervolgens verkregen worden door de foto's van b en c te spiegelen in de verticale richting. Er werd de proefpersonen gevraagd een neutrale gelaatsuitdrukking uit te oefenen waarna de vijf camera's tegelijkertijd een foto namen. Dit gebeurde bij iedere testpersoon een drietal keer, dit onder verschillende belichtingsomstandigheden. De gebruikte camera's zijn Unibrain Fire-i webcams [40] met Sony ICX098BQ CCD sensors. Het fotoformaat is RGB (24 bit) met een resolutie van 640×480 pixels.



Figuur 3.5: Foto-opstelling van de MUCT-opnames [9].

De annotatie werd gebaseerd op de XM2VTS 68pt Markup [41], maar werd uitgebreid naar 76 punten. Hiertoe werden per oog vier extra punten toegevoegd die de contour van de pupillen omschrijven. Verder werden de contour van het gezicht, de wenkbrauwen, de ogen, de neusomlijning, de vorm van binnen- en buitenmond en enkele specifieke landmarks zoals neuspunt en neusgaten geannoteerd. Hierbij merken we op dat elk van deze punten sterk getypeerd wordt door zijn gradiënt op zijn plaats. Bijvoorbeeld: bij de gezichtscontour is dit een rand, bij de mondhoek een hoek en bij de neusgaten een donkere cirkel. Een geannoteerde afbeelding is te zien op figuur 3.6.



Figuur 3.6: Een afbeelding met annotatiepunten uit de MUCT-database [10].

3.4 De opbouw van het model

Met de geziene terminologie kan worden overgegaan naar het daadwerkelijke build-proces. De aangereikte data om het model op te bouwen worden opgesplitst in twee delen: de grondwaarheden (louter informatie omtrent de punten) en de afbeeldingsinformatie (afbeeldingen van 640×480 pixels met textuurinformatie). In de volgende secties 3.4.1 en 3.4.2 worden achtereenvolgens de bewerkingen op de grondwaarheden als op de afbeeldingen besproken.

3.4.1 Verwerking van de grondwaarheden

Cootes omschrijft in [1] een proces waarin een model wordt opgebouwd dat kan worden toegepast op weerstandselementen. We willen met andere woorden een vervormbaar sjabloon opbouwen dat enerzijds voldoende variatie toelaat om verschillende weerstanden te beschrijven en anderzijds zo weinig mogelijk variatie toelaat zodat de klasse van weerstand steeds waarneembaar is. Net zoals Cootes deed, wordt in deze thesis getracht dergelijk model op te bouwen, maar dan specifiek voor gezichten. In figuur 3.7 zijn de landmarks weergegeven van één afbeelding die in een grondwaarheid worden omschreven. Een gezicht kan duidelijk worden waargenomen.



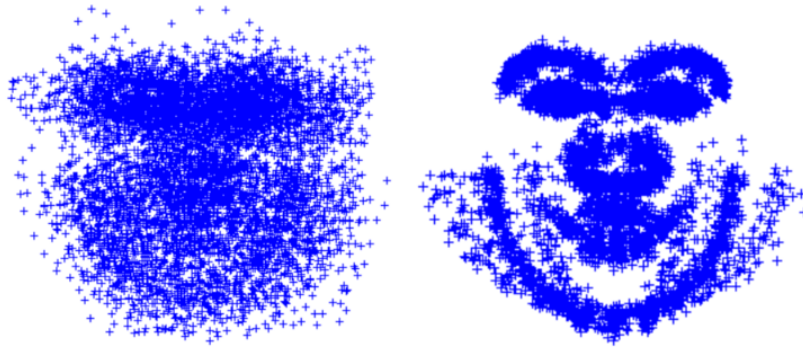
Figuur 3.7: Een plot van de punten in een pts-bestand met 76 punten.

In sectie 3.1 werd het begrip van een $2n$ -vector geïntroduceerd als manier om landmarks, en bijgevolg de vorm, wiskundig weer te geven. Hernemen we de definitie van de shape vector uit vergelijking 3.1, dan worden er vectoren geïnterpreteerd van 152 elementen lang. Het aantal trainingsbeelden uit de database wordt in het verdere verloop van de thesis N genoemd. Hieruit volgt dat we het model voorzien van N vectoren van 152 elementen groot uit N grondwaarheden.

Alignering

Om deze N vectoren met elkaar te vergelijken, moeten we deze vormen aligneren volgens een stelsel referentie-assen. Dit wordt gerealiseerd door de verschillende N vectoren te roteren, schalen en verschuiven zodat ze zo goed mogelijk corresponderen met elkaar. Dit wordt tot stand gebracht door alle vormvectoren \mathbf{x}_i voor $i \in 1, \dots, N$ Euclidisch te transformeren zodat de som van de afstanden tot de gemiddelde genormaliseerde vorm $\bar{\mathbf{x}}$ van iedere vector minimaal is [39]. Een visualisatie van dit proces is weergegeven in figuur 3.8.

We hebben bij de start van het aligneringsalgoritme echter nog geen gemiddelde om andere vormen naar toe te aligneren. Daartoe nemen we de eerste vector \mathbf{x}_0 en ondergaat deze een translatie zodat het zwaartepunt van deze vorm op de oorsprong komt te liggen. Dit gebeurt overigens met iedere vector in de dataset. Vooraleerst wordt per shape vector het zwaartepunt berekend, waarna alle landmarks in de vector verschoven worden zodat het nieuwe zwaartepunt op de oorsprong ligt. Vervolgens wordt de vector $\mathbf{x}_{0,c}$, met als zwaartepunt de oorsprong, genormaliseerd zodat de lengte van de getransleerde vormvector



Figuur 3.8: N shape vectoren voor en na alignering volgens gemiddelde vorm [11].

$\|\mathbf{x}_{0,c}\| = 1$. De index c duidt op het feit dat de vorm verschoven werd zodat zijn zwaartepunt op de oorsprong ligt. De vector $\mathbf{x}_{0,c}$ wordt vervolgens beschouwd als het initiële gemiddelde waarmee het aligneringsalgoritme kan starten.

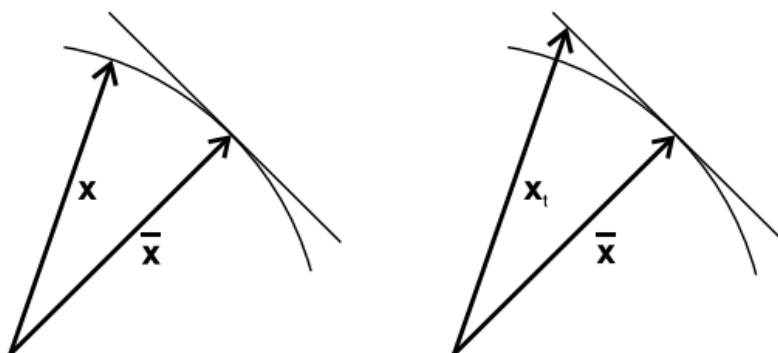
Vervolgens worden de resterende $N-1$ vectoren gealigneerd volgens het initiële gemiddelde. Daarna wordt een nieuwe gemiddelde berekend waaraan beperkingen worden opgelegd op vlak van rotatie en schaling zodat er convergentie mogelijk is [42]. Dit gebeurt door opnieuw een normalisatie op de nieuw verkregen gemiddeldevector toe te passen en de hele vector te aligneren volgens een referentie die bij aanvang van het aligneringsalgoritme werd gekozen $\mathbf{x}_{\text{ref}} = \mathbf{x}_0$. Dit proces blijft zich herhalen tot het nieuwe gemiddelde zeer weinig verschilt met het voorgaande gemiddelde; er treedt met andere woorden convergentie op.

Het aligneren is een belangrijke stap in dit hele proces. Iedere afzonderlijke shape vector wordt gealigneerd volgens het huidige gemiddelde; het gaat dus steeds om een paarsgewijze alignering. Veronderstel dat we over twee vormvectoren \mathbf{x}_1 en \mathbf{x}_2 beschikken en we de functie $|s\mathbf{A}\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2|$ willen minimaliseren waarbij s staat voor de schalingsfactor en A voor een rotatiematrix. In een k dimensionale ruimte met n punten per geannoteerd object bevinden de vectoren zich in een kn -ruimte. Door het aligneren van de objecten worden k dimensies verwijderd door translatie, één dimensie door schaling en $\frac{1}{2}k(k-1)$ dimensies door rotatie waardoor het nieuw aantal dimensies M wordt vastgelegd.

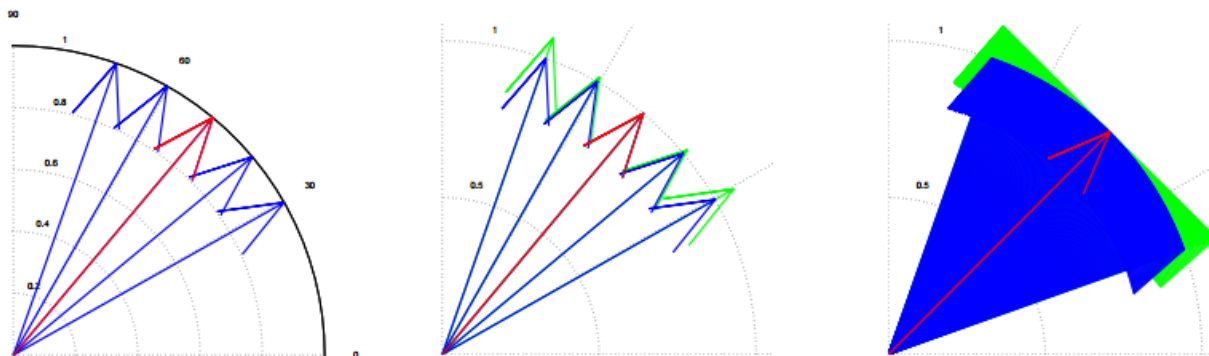
$$M = kn - k - 1 - \frac{k(k-1)}{2}. \quad (3.2)$$

Op dit moment bevinden de vectoren zich in een deelruimte van de aanvankelijke kn -ruimte, maar met slechts M dimensies. Deze deelruimte is een Hyper Sphere en is niet

lineair. Omdat we lineair gedrag ambiëren, wordt overgegaan naar de zogenaamd Tangent Space: de vectoren vormen nu een Hyper Plane in tegenstelling tot de Hyper Sphere. Op die manier kan de Euclidische afstand in het verkregen hoogdimensionale vlak gebruikt worden als afstandsmaat. Een visualisatie van de Tangent Space is weergegeven in figuur 3.9 waarbij een 2D-vector \mathbf{x} wordt gealigneerd met de gemiddelde vector $\bar{\mathbf{x}}$. Doen we dit voor meerdere figuren, dan verkrijgen we een figuur gelijkaardig zoals figuur 3.10.



Figuur 3.9: Vector \mathbf{x} en gemiddelde $\bar{\mathbf{x}}$ (links), Tangent Space-projectie van \mathbf{x} : vector \mathbf{x}_t (rechts) [42].



Figuur 3.10: Vier gealigneerde vectoren en één rode gemiddeldevector (links), Tangent Space-projectie volgens $\bar{\mathbf{x}}$ (midden), gelijkaardig scenario voor 400 vectoren (rechts). [42]

Het doel is nog steeds de functie $|s\mathbf{A}\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2|$ te minimaliseren. De combinatie van schalingsfactor s en rotatiematrix \mathbf{A} kunnen we in een schalings- en rotatiematrix gieten zoals weergegeven in vergelijking 3.3.

$$s\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & -b \\ b & a \end{pmatrix}. \quad (3.3)$$

Als we elk van de 76 punten uit de vormvector \mathbf{x}_1 met de hierboven beschreven matrix vermenigvuldigen, ondergaat de vormvector een rotatie van $\theta = \tan^{-1}(\frac{-b}{a})$ en een schaling $s = \sqrt{a^2 + b^2}$. De waarden voor a en b worden verkregen door iedere vormvector naar de Tangent Space te projecteren [43] en deze vervolgens te roteren en te schalen. De optimale oplossing wordt gegeven door [39] waarbij \mathbf{x}_2 in het voorgaande proces staat voor de gemiddelde vector en \mathbf{x}_1 als één van de N vormvectoren:

$$a = (\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_2) / |\mathbf{x}_1|^2, \quad (3.4)$$

$$b = \left(\sum_{i=1}^n (x_{1i}y_{2i} - y_{1i}x_{2i}) \right) / |\mathbf{x}_1|^2. \quad (3.5)$$

Het hele aligneringsproces wordt weergegeven in algoritme 1.

Algorithm 1 Aligneren van de vectoren

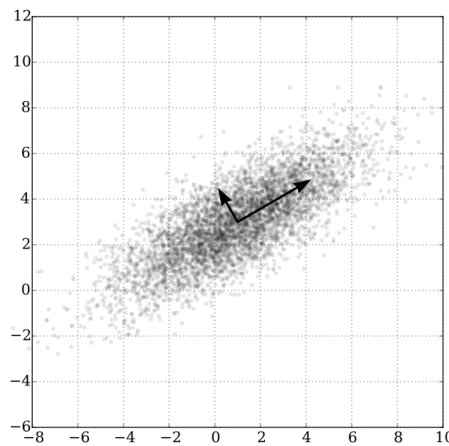
- 1: kies een eerste vorm als schatting voor de gemiddelde vorm $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_0 = \mathbf{x}_{ref}$
 - 2: transleer $\bar{\mathbf{x}}$ met zijn zwaartepunt naar (0,0) en normaliseer
 - 3: $k = 0$
 - 4: **repeat**
 - 5: **for** elke vorm \mathbf{x}_i met $i = 0, \dots, N$ **do**
 - 6: bepaal a en b met vergelijkingen 3.4 en 3.5
 - 7: aligneer \mathbf{x}_i volgens $\bar{\mathbf{x}}$ door te roteren en te schalen
 - 8: **end for**
 - 9: $k = k + 1$
 - 10: bereken het nieuwe gemiddelde van alle gealigneerde vormen $\bar{\mathbf{x}}_{k+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \mathbf{x}_i$
 - 11: aligneer nieuwe gemiddelde volgens \mathbf{x}_{ref} en normaliseer
 - 12: **until** gemiddelde $\bar{\mathbf{x}}_{k+1} \approx \bar{\mathbf{x}}_k$
-

Principal Component Analysis

Beschouwen we nogmaals de algemene definitie van de shape vector in vergelijking 3.1 dan kunnen we deze vector ook op een andere manier aanschouwen. De $2n$ lange vector

stelt namelijk een punt voor in de $2n$ -dimensionale ruimte. Beschouwen we figuur 3.8 en herhalen we dit proces, maar dan met als voorstellingsmethode een punt in de kn -ruimte, dan bekomen we een wolk aan punten die zich in een beperkte omgeving bevinden. Elk punt heeft $2n - 4$ (zie vergelijking 3.2) vrijheidsgraden en kan in $2n - 4$ richtingen bewegen. Indien we de wolk visueel beschouwen, wordt al snel duidelijk dat bepaalde bewegingen in specifieke richtingen trivialer lijken dan in andere richtingen.

Met Principle Component Analysis (PCA) wordt geprobeerd het aantal dimensies te reduceren zodat ieder punt zo goed als elke plaats in de wolk kan aannemen, maar dit door middel van lineaire combinaties van nieuw gedefinieerde assen (Principal Components) en het gemiddelde punt. Er wordt dus getracht het huidige aantal vrijheidsgraden, $2n - 4$, te reduceren naar een kleiner aantal. Veronderstel ter illustratie dat we over N punten beschikken waarbij $k = 2$ en $n = 1$, dan bevindt de wolk aan N punten zich in een 2D-ruimte. Dit is weergegeven in figuur 3.11.



Figuur 3.11: Een wolk van N punten in een 2D-ruimte met weergegeven Principal Component-assen [44].

Berekenen we beide Principal Components (PC), dan kunnen we deze visueel weergeven zoals op figuur 3.11. De oorsprong van de twee assen stelt hierbij het gemiddelde van alle punten voor. Beschouwen we de longitudinale richting van de ellipsoïde wolk, dan kunnen we waarnemen dat de grootste variatie zal plaatsvinden volgens deze as (PC_1). We kunnen de Principal Components-as in de breedterichting (PC_2) van de wolk verwaarlozen, waardoor we ieder punt in de wolk kunnen schrijven als $\mathbf{x}_i = \boldsymbol{\mu} + b \cdot \mathbf{PC}_1$, waarbij b een

variabele is, \mathbf{x}_i de huidige modelinstantie voorstelt, $\boldsymbol{\mu}$ de gemiddelde vorm is en PC_1 de eerste Principal Component omvat. In dit voorbeeld gaat er echter heel wat resolutie verloren, daar er slechts twee PC's zijn. Wordt dit toegepast op een 150 dimensionale ruimte, dan zijn er heel wat PC-componenten met een kleine variatie die zonder veel problemen kunnen worden verwaarloosd.

In een eerste stap in deze gezichtsimplementatie wordt het gemiddelde $\bar{\mathbf{x}}$ berekend van alle gealigneerde vormvectoren:

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{x}_i. \quad (3.6)$$

Daarna wordt de covariantiematrix van de data berekend. De data is in dit geval een $N \times (2n - 4)$ -matrix genaamd \mathbf{Y} die alle x- en y-coördinaten van landmarks van de N trainingsbeelden bevat. In een eerste stap wordt deviatiematrix \mathbf{y} bepaald. In vergelijking 3.7 is [1] een $N \times N$ -matrix opgevuld met éénwaarden.

$$\mathbf{y} = \mathbf{Y} - [1]\mathbf{Y} \frac{1}{N}. \quad (3.7)$$

De covariantiematrix wordt vervolgens gedefinieerd als:

$$\mathbf{C} = \mathbf{y}^T \mathbf{y}. \quad (3.8)$$

In een volgende stap worden de eigenvectoren \mathbf{p}_i met corresponderende eigenwaarde λ_i berekend van deze $(2n - 4) \times (2n - 4)$ -covariantiematrix [45]. Deze eigenvectoren stellen de Principal Component-assen voor uit voorgaand voorbeeld. De eigenwaarden stellen de variantie voor van de punten rond het gemiddelde in de richting van de corresponderende eigenvector. Voor meer details omtrent de berekeningen wordt verwezen naar [46] en [44]. Daarna worden de eigenwaarden gesorteerd van groot naar klein. De gewijzigde rangorde in eigenwaarden wordt ook toegepast bij de corresponderende eigenvectoren. Eenmaal dit gebeurd is, wordt de som berekend van alle eigenwaarden:

$$V_T = \sum_{i=1}^{2n-4} \lambda_i. \quad (3.9)$$

Het enige wat er nu nog rest is de overweging maken tussen de nauwkeurigheid en de compactheid van het model. Hoe meer eigenvectoren men als Principal Components be-

schouwd, hoe nauwkeuriger het model wordt. Anderzijds, hoe meer eigenvectoren men in het model opneemt, hoe minder compact het model wordt en hoe meer rekentijd er aan zowel het build- als fit-proces wordt gespendeerd. Een veelvoorkomende drempelwaarde wordt op 98% van V_T gekozen; het model is daar nog steeds zeer nauwkeurig en de eigenvectoren met kleinste eigenwaarde (en dus kleinste variantie op corresponderende PC) worden verwaarloosd. In vergelijking 3.10 is $p = 98$ en t het aantal eerst gerangschikte eigenvectoren die in het model worden opgenomen. Is t met andere woorden 40 en is dit de laatste waarde voor t waarbij aan vergelijking 3.10 voldaan wordt, dan worden de eerste 40 eigenvectoren in het model opgenomen.

$$\sum_{i=1}^t \lambda_i \leq \frac{p}{100} \sum_{i=1}^{2n-4} \lambda_i. \quad (3.10)$$

Zoals reeds vermeld beschikken de eerst gerangschikte eigenvectoren over de grootste eigenwaarden. Deze eigenwaarden komen overeen met de variantie van de data rond het gemiddelde in de richting van de corresponderende eigenvector. Een verandering op de Principal Component-as met de grootste eigenwaarde zal dus een grotere invloed hebben op de vormvector dan een verandering langs de Principal Component-as met een kleinere eigenwaarde.

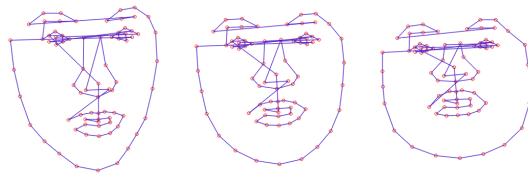
Besluitend kunnen we een modelinstantie \mathbf{x} beschrijven als de som van de gemiddelde shape vector en een lineaire combinatie van de eerste t eigenvectoren. Dit gebeurt door de t eigenvectoren in een $(2n - 4) \times t$ -matrix Φ op te nemen en deze te vermenigvuldigen met een $t \times 1$ -vormvector \mathbf{b} . We kunnen met andere woorden (bijna) ieder punt in de $2n - 4$ dimensionale wolk (na alignatie) bereiken ten opzichte van het gemiddelde door de vormfactor \mathbf{b} te laten variëren. Dit is weergegeven op figuren 3.12, 3.13, 3.14 en 3.15 waarbij de waarden in de \mathbf{b} -vector stuksgewijs worden gewijzigd tussen $-3\sqrt{\lambda_i}$ en $+3\sqrt{\lambda_i}$ waarbij i staat voor een getal tussen 1 en t en λ_i voor de eigenwaarde van de i -de Principal Component. Tijdens het fit-proces in hoofdstuk 4 zal het er op aankomen deze vormfactor \mathbf{b} goed te kiezen.

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi \mathbf{b}. \quad (3.11)$$

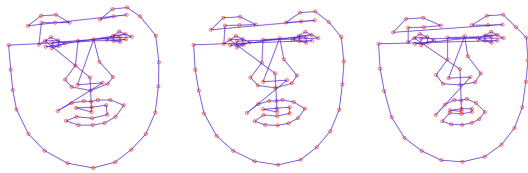
Samenvattend worden de dimensies van de elementen uit vergelijking 3.11 overlopen. \mathbf{x} is een $(2n - 4) \times 1$ -vector, daar deze de coördinaten zal bevatten van de huidige instantie van het model na alignering. Dit is tevens dezelfde dimensie als die van $\bar{\mathbf{x}}$ daar het hier

om de gemiddelde gealigneerde vector gaat. Vector Φ is de vector, bestaande uit de t eerste eigenvectoren. De dimensie is dus $(2n - 4) \times t$. De vormvector \mathbf{b} is bijgevolg een $t \times 1$ -vector, daar het product van Φ en \mathbf{b} bij $\bar{\mathbf{x}}$ moet kunnen worden opgeteld. Willen we terug naar de aanvankelijke $2n$ -ruimte, dan dienen we de rotatie, schaling en translatie van bij de alignering ongedaan te maken.

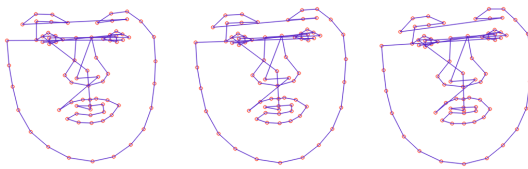
De matrix met de t eerste eigenvectoren Φ en gemiddelde vector $\bar{\mathbf{x}}$ worden daarbij weggeschreven naar het modelbestand zodat, bij het fit-gedeelte uit hoofdstuk 4, van het model enkel de vormfactor \mathbf{b} moet gekozen worden.



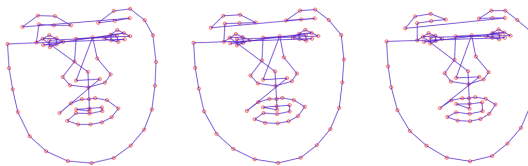
Figuur 3.12: Eerste PC: $b_1 = -3\sqrt{\lambda_1}$, $b_1 = 0$, $b_1 = 3\sqrt{\lambda_1}$.



Figuur 3.13: Vijfde PC: $b_5 = -3\sqrt{\lambda_5}$, $b_5 = 0$, $b_5 = 3\sqrt{\lambda_5}$.



Figuur 3.14: Tiende PC: $b_{10} = -3\sqrt{\lambda_{10}}$, $b_{10} = 0$, $b_{10} = 3\sqrt{\lambda_{10}}$.



Figuur 3.15: Vijftiende PC: $b_{15} = -3\sqrt{\lambda_{15}}$, $b_{15} = 0$, $b_{15} = 3\sqrt{\lambda_{15}}$.

3.4.2 Verwerking van de afbeeldingen

Nu het model is opgebouwd, wordt geconcludeerd dat het model kan worden aangepast door de vormfactor \mathbf{b} aan te passen. Willen we echter het model toepassen op een nieuw gezicht in het fit-proces uit volgend hoofdstuk, dan moet er ergens een relatie gelegd worden tussen de trainingsbeelden en de onbekende aangereikte afbeelding zodat de vormfactor \mathbf{b} goed kan worden gekozen. De informatie die een relatie legt tussen beide afbeeldingen wordt uit de trainingsafbeeldingen zélf gehaald. Dit onder de vorm van de Sobel-afbeelding en daarop gesamplede waarden.

Sobel-afbeelding

De Sobel-afbeelding wordt verkregen door de grijsafbeelding \mathbf{I} te convolueren met twee Sobel-kernels, namelijk één in de x- en één in de y-richting. De verkregen Sobel-images \mathbf{G}_x en \mathbf{G}_y worden weergegeven in vergelijkingen 3.12 en 3.13 waarbij \mathbf{I} de originele grijsafbeelding voorstelt:

$$\mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \mathbf{I}. \quad (3.12)$$

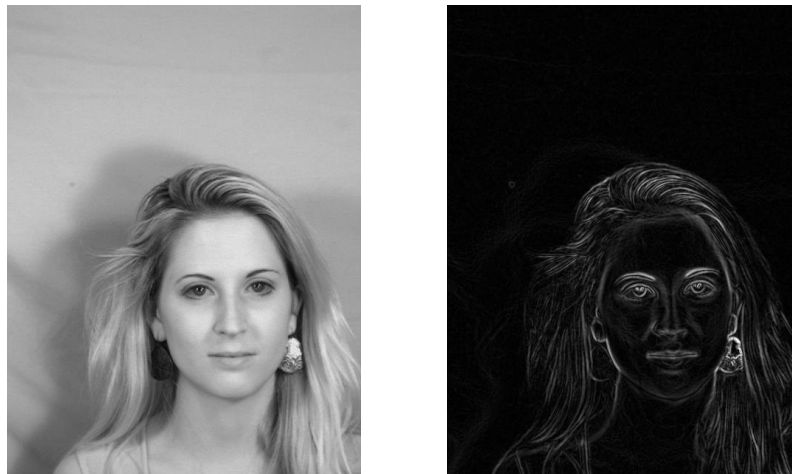
$$\mathbf{G}_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * \mathbf{I}. \quad (3.13)$$

We merken hierbij op dat elk van de twee kernels geschreven kunnen worden als het product van een gemiddelde en afgeleide kernel. Er wordt met andere woorden een gradiënt berekend, die meteen uitgemiddeld wordt in de loodrechte richting.

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.14)$$

In een daaropvolgende fase gaat men de gradiënt in iedere pixel berekenen volgens $\mathbf{G} = \sqrt{\mathbf{G}_x^2 + \mathbf{G}_y^2}$. Op die manier wordt een afbeelding verkregen die een indicatie geeft van de randen in de afbeeldingen. Deze afbeelding kan dus een link leggen tussen het model en de afbeelding, daar de annotaties op de trainingsbeelden betrekking hebben tot de randen of

hoeken van het gezicht. De gezichtscontour, de contour van de mond, de oogomsluiting: het zijn maar enkele voorbeelden die duidelijk maken dat de randen hier van cruciaal belang zijn. In figuur 3.16 wordt een voorbeeld weergegeven van een originele trainingsafbeelding met zijn Sobel-afbeelding.

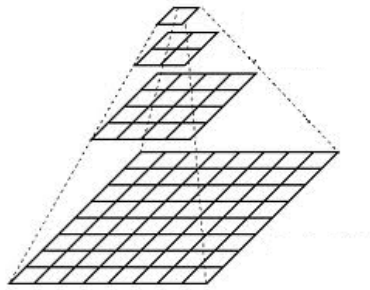


Figuur 3.16: Een grijsafbeelding uit de MUCT-dataset en corresponderende Sobel-afbeelding.

Gaussiaanse piramide

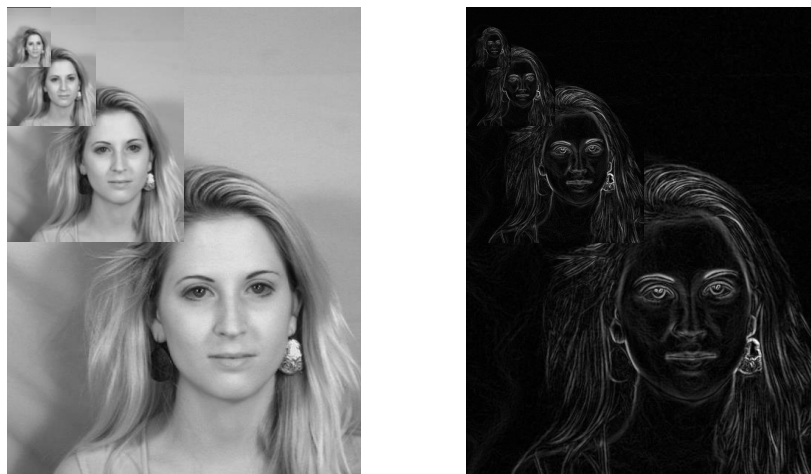
Vervolgens worden van beide figuren twee Gaussiaanse piramiden gemaakt. Dit gebeurt door de originele afbeelding om te zetten naar een grijsafbeelding, met deze afbeelding een Gaussiaanse piramide op te bouwen en deze piramide niveau per niveau om te zetten naar een equivalent in de Sobel-piramide. De piramides bestaan uit vier niveau's zoals wordt weergegeven in figuur 3.17. Het bovenste niveau stelt hierbij niveau 3 voor en het onderste niveau 0.

Het zonet beschreven proces verloopt als volgt: in een eerste stap wordt de originele grijsafbeelding Gaussiaans gefilterd met de kernel uit 3.15. Vervolgens worden de even rijen en kolommen uit de pixelmatrix verwijderd. De nieuwe afbeelding heeft dus een lengte en een breedte die gelijk is aan exact de helft van hun equivalent in de originele afbeelding. De nieuwe figuur heeft op dit moment een oppervlakte die een kwart is van het voorgaande piramideniveau. Dit proces wordt in deze toepassing drie keer herhaald tot elk van de vier niveaus worden verkregen. De piramides worden weergegeven in figuur 3.18.



Figuur 3.17: Een Gaussiaanse piramide [12].

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.15)$$



Figuur 3.18: Grijs- en Sobel-piramide van een afbeelding uit de trainingsset.

Samplen van de piramideniveau's

Enmaal de Sobel-piramide is aangemaakt, kan deze afbeelding gebruikt worden om de link te leggen met het model. Aanvankelijk beschikken we over de Sobel-afbeeldingen en de

plaatsen van de geannoteerde punten uit de grondwaarheid. We kunnen op iedere positie van het geannoteerde punt op iedere Sobel-afbeelding de waarde samplen. Dit betekent echter dat de annotatie quasi perfect op de rand zou moeten plaatsvinden. Hiervan kan niet worden uitgegaan, waardoor we op zoek gaan naar een robuustere methode.

Deze methode vonden we onder de vorm van whiskers. Dit zijn een reeks punten die op de loodrechte lijn van de contour in het desbetreffende geannoteerde punt liggen. Hierbij fungeert het geannoteerde punt als het centrale ankerpunt van de whisker en worden er langs weerskanten van het ankerpunt p punten op de loodrechte gedefinieerd. Per punt in de grondwaarheid worden dus $2p + 1$ Sobel-waarden gesampled. Dit wordt weergegeven in figuur 3.19 waarbij $p = 4$ en er op $n = 76$ punten gesampled wordt. Let wel: er wordt gesampled op de Sobel-afbeelding en niet op de kleurafbeelding. Figuur 3.19 en de hierop volgende figuren dienen enkel ter illustratie van de locatie van de punten.



Figuur 3.19: Whiskers op drie verschillende grondwaarheidpunten tijdens de build-fase.

Dit proces vindt plaats voor ieder piramideniveau in de Gaussiaanse piramide. Hierbij worden de coördinaten van de whisker-punten geschaald naargelang het piramideniveau. Om dit alles te visualiseren werd het samplen op verschillende niveau's in figuur 3.20 op een andere manier weergegeven. Samplen op een kleinere afbeelding is immers visueel ver-

Vervolgens wordt net zoals in sectie 3.4.1 de covariantiematrix berekend van iedere landmark per piramideniveau. Is u het aantal piramideniveaus, N het aantal trainingsbeelden en n het aantal annotatiepunten, dan worden er in totaal un covariantiematrixen van $(2p + 1) \times (2p + 1)$ aangemaakt die opgeslagen worden in het model-bestand, dit naast de matrix van eigenvectoren en de gemiddelde vormvector uit 3.4.1. Ook de gemiddelde $(2p+1)$ -vector wordt naar het model weggeschreven. Het nut van deze un covariantiematrixen en de gemiddelde vector komt in hoofdstuk 4 aan bod.

Besluitend wordt in algoritme 2 het gehele build-proces samengevat.

Algorithm 2 Build-proces

```
1: lees het definitiebestand in, initialiseer de parameters
2: lees alle grondwaarheden in, vul de vormvectoren op
3: for iedere afbeelding do
4:     transleer de vormvector met zijn zwaartepunt naar de oorsprong
5: end for
6: selecteer één shape vector en normaliseer
7: stel deze shape vector aan als initieel nieuw gemiddelde en referentie
8: repeat
9:     oud gemiddelde = nieuw gemiddelde
10:    for iedere afbeelding do
11:        aligneer shape vector volgens nieuw gemiddelde
12:    end for
13:    bereken nieuw gemiddelde uit gealigneerde shape vectoren
14:    aligneer volgens referentie en normaliseer
15: until nieuw gemiddelde  $\approx$  oud gemiddelde
16: definieer  $(N \times 2n)$ -matrix met alle gealigneerde vormvectoren
17: voer PCA uit en bereken het aantal op te nemen eigenvectoren
18: for ieder piramideniveau do
19:     for iedere landmark do
20:         for iedere trainingsafbeelding do
21:             lees trainingsafbeelding in en bouw Gaussiaanse en Sobel-piramide op
22:             sample whisker op Sobel-afbeelding en stockeer in rij van  $N \times (2p + 1)$ -matrix
23:         end for
24:         bereken de covariantiematrix en de gemiddelde vector uit  $N \times (2p + 1)$ -matrix
25:     end for
26: end for
27: schrijf de eigenvectoren, eigenwaarden, gemiddelde vorm (sectie 3.4.1) en afzonderlijke
    Sobel-covariantiematrixen met gemiddelde vector (sectie 3.4.2) weg naar het model-
    bestand
```

3.5 Doorgevoerde aanpassingen

Zoals zal blijken in hoofdstuk 5 werkt het hierboven omschreven model niet optimaal. De concrete problematiek wordt in dat hoofdstuk verder beschreven. In deze sectie worden de doorgevoerde veranderingen besproken. De aanpassingen die hier plaatsvinden, worden ook doorgevoerd in het volgende hoofdstuk daar het build- en fit-proces nauw samenhangen.

In vakliteratuur is er heel wat terug te vinden over verbeteringen omtrent het Active Shape Model. De beschreven aanpassingen hebben zowel een invloed op het hierboven beschreven build- als op het verder beschreven fit-gedeelte. In een paper van Milborrow en Nicolls [47] worden enkele technieken omschreven om het ASM-model te verbeteren. In een eerste poging wordt het aantal landmarks verhoogd. Zo kunnen we van 76 punten in het huidige model het aantal punten verdubbelen naar 152. De verwerkingstijd van het algoritme zal lineair stijgen, maar ook de trefzekerheid (mits goed gekozen punten) van het model zal toenemen.

Een tweede voorstel tot een beter model wordt gedaan onder de vorm van patches. Hierbij worden de whiskers uit hoofdstuk 3 en 4 vervangen door een rooster van punten rond de desbetreffende landmark. Dit heeft twee grote voordelen. Ten eerste kan men intuïtief aanvoelen dat als er meer informatie wordt gesampled (van $2p + 1$ waarden naar $(2p + 1)^2$ datapunten) de uitspraken omtrent de Mahalanobis-afstand uit hoofdstuk 4 meer waarheidsgetrouw zullen zijn. Deze extra informatie voorziet ons daarbij van informatie van pixels parallel met de contour, iets wat tot voorheen niet voorhanden was. Een tweede voordeel komt tot uiting in het fit-gedeelte. Het feit dat een whisker enkel loodrecht op de contour van het gezicht kan bewegen, kan problemen opleveren bij een initieel slechte startpositie. De integratie van de patch zorgt ervoor dat tijdens het fit-proces, de patch niet enkel loodrecht met de contour wordt verplaatst, maar ook parallel met de contour. Op die manier kan de nieuwe landmark ook parallel met de contour naar zijn optimum zoeken en niet alleen loodrecht op de contour. Hierover meer in hoofdstuk 4.

Een derde voorstel beschrijft een proces waarbij tijdens de training van het model, eerst een Gaussiaanse ruis met standaarddeviatie 0.75 pixels op de x- en y-richting van iedere landmarklocatie op de afbeelding wordt toegepast. Op die manier wordt een extra onnauwkeurigheidsmarge in het model opgebouwd. Een vierde verbetering wordt voorgesteld met betrekking tot de PCA-vergelijking. Hernemen we de vergelijking $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi \mathbf{b}$, dan zijn er - in het traditionele ASM - twee zaken die de vergelijking begrenzen; namelijk het aantal

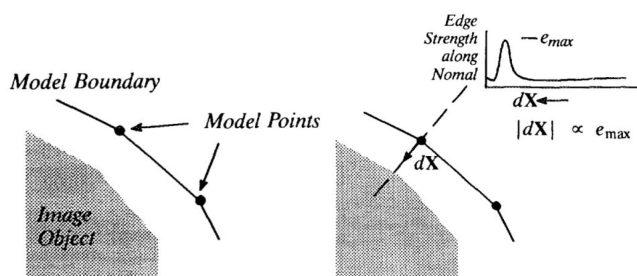
eigenvectoren t en de range waarin b_i zich mag bevinden tijdens het fit-proces. Milborrow en Nicolls stellen voor om naarmate het piramideniveau afneemt en de afbeelding waarop gefit wordt groter en gedetailleerder wordt, het aantal eigenvectoren t en de b_i -range te laten toenemen.

Een voorlaatste verbetering gaat ervan uit dat de covariantie het grootst is tussen Sobel-samples uit de whisker die het dichtst bij elkaar liggen. Er kan een threshold i bepaald worden waarbij gedefinieerd wordt dat de covariantie te verwaarlozen is als de pixels een afstand van i pixels uit elkaar liggen. Hiertoe kunnen we de covariantiematrix ontdoen van onnuttige waarden. Dit proces is uitgewerkt in [47] en heeft een positieve invloed op de verwerkingstijd van het ASM-algoritme. Een laatste voorstel tot een beter model vertrekt vanuit de filosofie van de initiële positie van het model. Dit is een cruciale factor in het fit-proces uit hoofdstuk 4; wordt het initiële model verkeerd geplaatst, dan is de kans klein dat het model een correct fit zal uitvoeren. Het voorstel wordt hier gegeven om het fit-algoritme een eerste keer uit te voeren zoals in volgend hoofdstuk wordt omschreven. Daarna wordt het algoritme nogmaals uitgevoerd, maar met het resultaat uit de eerste doorloop als het startpunt. Daarover meer in hoofdstuk 4.

De paper van Prabhu en Seshadri [48] stelt ook enkele verbeteringen voor in de lijn van Milborrow en Nicolls [47], maar opnieuw wordt de nadruk gelegd op de integratie van patches van de gradiënten in tegenstelling tot de originele whisker. In een paper van Yan et al. [49] wordt zelfs niet gesproken over whiskers en wordt meteen uitgegaan van patches van de grijswaarden. Het veel voorkomen van deze aanpassing in de literatuur doet dus vermoeden dat de integratie van een patch een beter model en fit teweeg kan brengen.

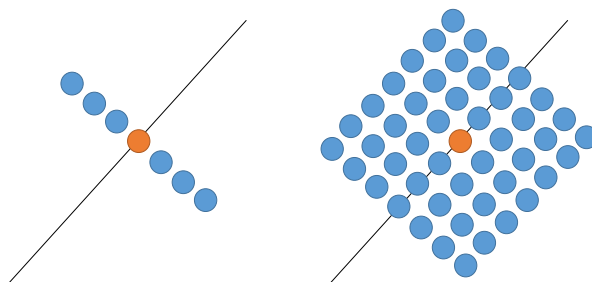
3.5.1 Van whisker naar patch

De eerste implementatie van het Active Shape Model [2] integreert de whisker op de Sobel-afbeelding zoals door Cootes in [1] en [39] werd omschreven. Visueel is dit weergegeven op figuur 3.21 waarbij op de linkerfiguur een instantie van het model is weergegeven en het effectieve te herkennen object. Rechts is de whisker gevisualiseerd die loodrecht op de contour van het model wordt genomen. Verderop in hoofdstuk 4 zal blijken dat we het modelpunt op de rand willen krijgen oftewel waar de afgeleide dX een piek vertoont. Graag vermelden we hierbij dat de eerste implementatie [2] van de whisker eerder een slordige implementatie was. Het desbetreffende stuk code werd herschreven. Daarbij werd meer aandacht geschonken aan de afrondingsfouten, maar daarover meer in 3.5.2.



Figuur 3.21: De originele whisker-methode door Cootes beschreven [1].

De build-fase met whiskers uit 3.4.2 blijft eigenlijk identiek. De $N \times (2p + 1)$ -matrix, per punt, per piramideniveau waarbij een covariantiematrix van de grootte $(2p + 1) \times (2p + 1)$ werd opgebouwd, wijzigt echter. N staat hierbij nog steeds voor het aantal trainingsbeelden en p voor het aantal punten die aan één kant van het centrale ankerpunt worden gekozen. Ditmaal wordt echter uitgegaan van een $N \times (2p + 1)^2$ -matrix en wordt een $(2p + 1)^2 \times (2p + 1)^2$ -covariantiematrix bekomen, verkregen door de whisker te vervangen door een vierkante patch van $(2p + 1) \times (2p + 1)$ groot. Een voorbeeld van de wijziging van whisker naar patch voor $p = 3$ is weergegeven in figuur 3.22. Een afbeelding van het nieuwe build-proces is weergegeven in figuur 3.23. Opnieuw werd, wegens visualisatiedoeleinden, het samplerooster geschaald en weergegeven op de kleurafbeelding. In het algoritme zelf gebeurt dit op de Sobel-afbeeldingen uit de Sobel-piramide met een vaste roostergrootte. Merken we hierbij op dat figuur 3.23 sterk gerelateerd is met figuur 3.20.



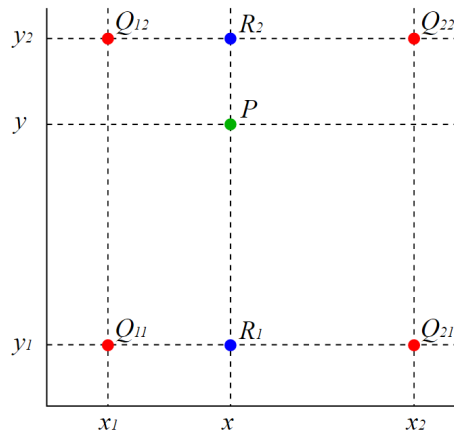
Figuur 3.22: $p = 3$ voor whisker (links) en patch (rechts), ankerpunt in het oranje weergegeven.



Figuur 3.23: Patches op zelfde landmarks op vier piramideniveau's (0: links, 3: rechts).

3.5.2 Bilineaire interpolatie

Zoals bij aanvang van sectie 3.5.1 werd vermeld, was de originele basisimplementatie van de whisker onnauwkeurig geïntegreerd. Niet alleen de beslissing om de berekening van de coördinaten van de whiskerpunten op een kleine schaal uit te voeren en deze vervolgens naar grotere afbeeldingsmatrixen te schalen, leverde problemen op. Ook afrondingsfouten speelden een belangrijke rol in de onnauwkeurigheden. De plaatsen waar we met de whisker of de patch een Sobel-waarde willen samplen, ligt namelijk éénduidig vast al dan niet gelegen op een pixelcoördinaat. We beschouwen de volgende situatie in figuur 3.24.



Figuur 3.24: P is de plaats waar men de Sobel-waarde wil samplen, Q_{12} , Q_{22} , Q_{21} en Q_{11} zijn de plaatsen van de omliggende pixels [50].

Aanvankelijk werd $P(x,y)$, de plaats waar er wordt gesampled, afgerond tot de locatie van

$Q_{12}(x_1, y_2)$. Vanzelfsprekend zou het beter zijn mocht het mogelijk zijn de Sobel-waarde op P te definiëren als een gewogen gemiddelde van de Sobel-waarden van de omliggende pixels. Onder de vorm van een bilineaire interpolatie wordt dit gerealiseerd [50]. In een eerste tussenstap worden R_1 en R_2 bepaald, de gewogen gemiddelde Sobel-waarden in de horizontale richting. Daarna wordt het gewogen verticale gemiddelde berekend van deze twee waarden, zodat de Sobel-waarde in het punt $P(x, y)$ bekend is. De vergelijkingen zijn weergegeven in 3.17, 3.18 en 3.19. Hierbij is $S(P)$ de Sobel-waarde in het punt $P(x, y)$, $S(Q_{11})$ de Sobel-waarde in punt $Q_{11}(x_1, y_1)$, enzovoort.

$$S(R_1) \approx \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} S(Q_{11}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} S(Q_{21}), \quad (3.17)$$

$$S(R_2) \approx \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} S(Q_{12}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} S(Q_{22}), \quad (3.18)$$

$$S(P) \approx \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} S(R_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} S(R_2). \quad (3.19)$$

3.6 Besluit

Na het lezen van dit hoofdstuk zou de lezer de concepten achter de opbouw en training van het Active Shape Model moeten begrijpen. Er werd gestart met een korte inleiding waarin enkele cruciale termen werden verduidelijkt. Vervolgens werd overgegaan naar het build-proces waarbij het proces werd opgedeeld in een behandeling van de grondwaarheden en de afbeeldingen zelf. Het hoofdstuk werd afgesloten met een lijst van mogelijke verbeteringen aan het model en de daadwerkelijke doorgevoerde optimalisaties in het nieuwe model.

Hoofdstuk 4

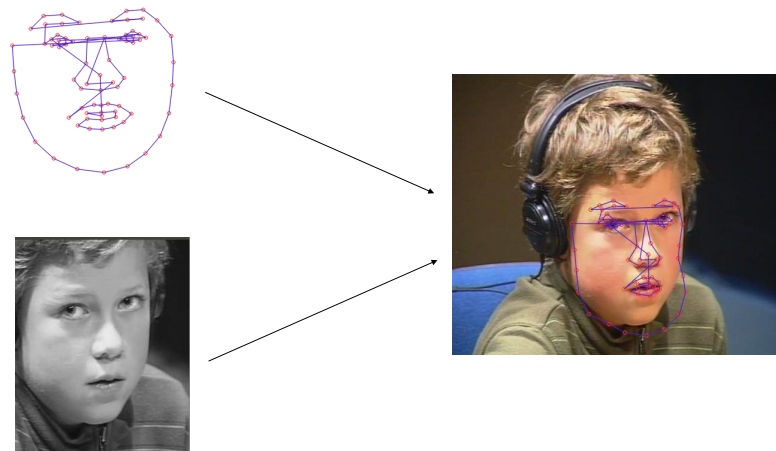
Fit-proces van het Active Shape Model

In hoofdstuk 4 wordt net zoals in hoofdstuk 3 gestart met een summiere inleiding. Daarna wordt er ingegaan op het fit-proces waarbij de wiskundige en algoritmische kant van het onderdeel verder wordt onderzocht. Afsluiten wordt opnieuw gedaan met een opsomming van de doorgevoerde optimalisaties met betrekking tot het fit-proces.

4.1 Inleiding

Net zoals in sectie 3.1 wordt er alvorens verder in te gaan op het fit-gedeelte van het model dieper ingegaan op enkele belangrijke termen en concepten. In hoofdstuk 3 werd de opbouw en training van het Active Shape Model onderzocht. Het uiteindelijke doel van het model is de eigenlijke fit; we willen het model zo goed mogelijk laten corresponderen met een onbekende afbeelding. De plaatsing van het model op een afbeelding wordt ook de fitting of simpelweg het fit-proces genoemd. Het idee is weergegeven in figuur 4.1.

Het model kan hierbij in een beperkte mate variëren, iets wat immers werd vastgelegd tijdens het trainingsproces in hoofdstuk 3. Een tastbaar voorbeeld van het fit-proces is het volgende: men plaatst een instantie van een model op een afbeelding zodat het visueel ongeveer overeenkomt met de bedoelde positie. Dit proces omvat rotatie, translatie en schaling. Vervolgens passen we de instantie van het model aan door aan een aantal knoppen op een virtueel mengpaneel te draaien. Dit komt overeen met het aanpassen van de vormvector \mathbf{b} uit hoofdstuk 3. We trachten hierbij het model te verkrijgen dat het best



Figuur 4.1: Het model wordt gefit aan de hand van het model op de onbekende afbeelding.

mapt op het fysieke gezicht. De bedoeling is dat het fit-algoritme dit proces zelfstandig kan uitvoeren. Het model beschikt echter nog niet over de informatie waarop het zich tijdens de fit moet baseren. Daar de landmarks op specifieke randen op het gezicht werden gekozen, zal ook het fit-proces plaatsvinden op basis van de rand- of Sobel-afbeelding van een inputfiguur.

Verder wordt als conventie afgesproken dat wanneer we over de \mathbf{b} -vector spreken, we ons in de Shape Space bevinden. Wanneer we het hebben over (x, y) -coördinaten van de landmarks op de afbeelding, bevinden we ons in de Image Space. Het migreren tussen beide ruimtes kan zonder problemen. Er moet echter rekening gehouden worden met het feit dat een vormvector \mathbf{x} , die naar de Shape Space wordt geprojecteerd (\mathbf{b} -vector) en terug, kan verschillen van de originele vormvector \mathbf{x} als niet alle eigenvectoren in het model werden opgenomen.

4.2 Het fit-proces

Nu het basisidee werd verduidelijkt in sectie 4.1, kan er dieper worden ingegaan op het effectieve fit-proces. In de volgende paragrafen wordt omschreven hoe het model zo goed mogelijk op een onbekende afbeelding wordt gefit.

4.2.1 Viola-Jones gezichtsdetectie

Een inputafbeelding zoals een webcamstream of een foto kan heel wat onnuttige informatie bevatten die het model als verwarrend kan ervaren. Het algoritme achter het model gaat echter uit van een randenafbeelding en kan dus de origine of interpretatie van de randen niet bepalen. Om die verwarring tot een minimum te herleiden, wordt een Region of Interest (ROI) gedefinieerd waarop het fit-algoritme wordt toegepast. In sectie 4.1 komt dit overeen met de eerste stap waar het model geschat wordt op de afbeelding. Deze ROI wordt bepaald aan de hand van een gezichtsdetector, meer specifiek een Boosted Cascade Classifier die getraind werd op gezichtsobjecten.

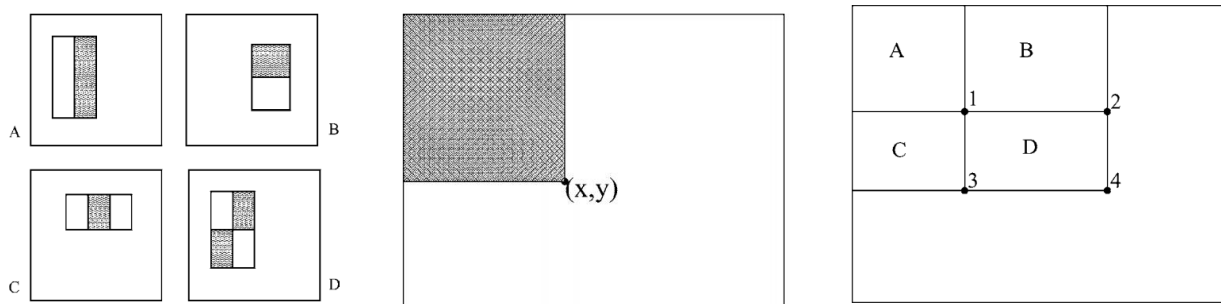
Aan de hand van honderden afbeeldingen worden zowel positieve als negatieve voorbeelden aan de detector aangeleerd. Positieve voorbeelden zijn foto's van gezichten terwijl negatieve afbeeldingen figuren zijn van een wagen, een struik, en dergelijke. Het algoritme dat wordt gebruikt is het Viola-Jones Face Detection-algoritme dat wordt beschreven in [13] en [51].

Kort samengevat wordt de Viola-Jonas gezichtsdetector veel gebruikt wegens zijn snelle en betrouwbare prestaties. Een korte omschrijving van het algoritme volgt hieronder. De voorgenoemde voordelen worden gerealiseerd door drie kernconcepten in het algoritme die hieronder kort worden aangehaald:

- Integral Image;
- Adaboost;
- cascade van classifiers.

Ten eerste zorgt de Integral Image ervoor dat de features, onder de vorm van Haar Features, zeer efficiënt kunnen worden berekend. Deze Haar Features zijn links weergegeven in figuur 4.2. Daar wordt de som van de grijswaarden van de pixels in het witte kader afgetrokken van de som van de grijswaarden van de pixels in het grijze kader. De Integral Image zorgt ervoor dat, in tegenstelling tot de afzonderlijke somming van de pixels, deze berekeningen een stuk efficiënter gebeuren. Dit gebeurt door bij aanvang van het algoritme de Integral Image op voorhand te berekenen; iedere pixel krijgt de waarde van de som van alle grijswaarden in een rechthoek. Deze wordt gedefinieerd door de oorsprong en het pixelcoördinaat zelf als uiterste hoekpunten van de rechthoek. Dit wordt in het midden van figuur 4.2 weergegeven. Een som van grijswaarden van pixels berekenen voor een willekeurige rechthoek herleidt

zich dan tot vier array-referenties in de Integral Image in tegenstelling tot vele afzonderlijke sommaties.

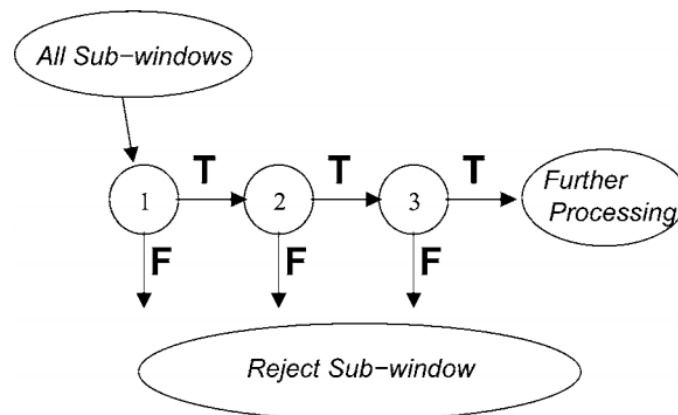


Figuur 4.2: Gebruikte Haar Features (links), berekening van de Integral Image (midden), herleiding van de vele sommaties tot vier array-referenties om grijswaardensom van een rechthoek te berekenen [13].

Gaat men alle mogelijke Haar Features (geschaalde, geroteerde en getransleerde varianten) in een grijsafbeelding analyseren, dan spreekt men over meer dan 160 000 verschillende features. Het Adaboost-algoritme selecteert uit alle beschikbare features de meest nuttige en betrouwbare zodat features die weinig of geen betekenis hebben worden verworpen. Vervolgens worden deze weak classifiers gecombineerd tot een strong classifier. Weak classifiers zijn resultaten van features die voor meer dan 50% correct een gezicht detecteren. Verschillende van deze zwakke classifiers worden lineair gecombineerd met gewichtsfactoren tot een sterke classifier die een betere detectie implementeert.

Het cascadegedeelte speelt een belangrijke rol in het snelheidsaspect van het Viola- Jones algoritme. Dit concept implementeert een reeks van classifiers die serieel worden doorlopen. Hierbij is de eerste classifier een ruwe schatting, die als output een binaire 1 geeft (er is misschien een gezicht aanwezig) of een binaire 0 (er is zeker geen gezicht aanwezig). De daarop volgende classifier bevat meer en complexere features en werkt enkel verder met de subwindows die door de voorgaande classifier(s) positief werden beoordeeld. Het volledige algoritme implementeert 38 classifiers en 6060 features. Een deel van de cascade is weergegeven in figuur 4.3 waarbij de cijfers staan voor de verschillende doorlopen classifiers.

Uiteindelijk wordt de te doorzoeken afbeelding gescand door een initieel klein subwindow dat de hele afbeelding doorloopt. Dit gebeurt door het subwindow telkens enkele pixels



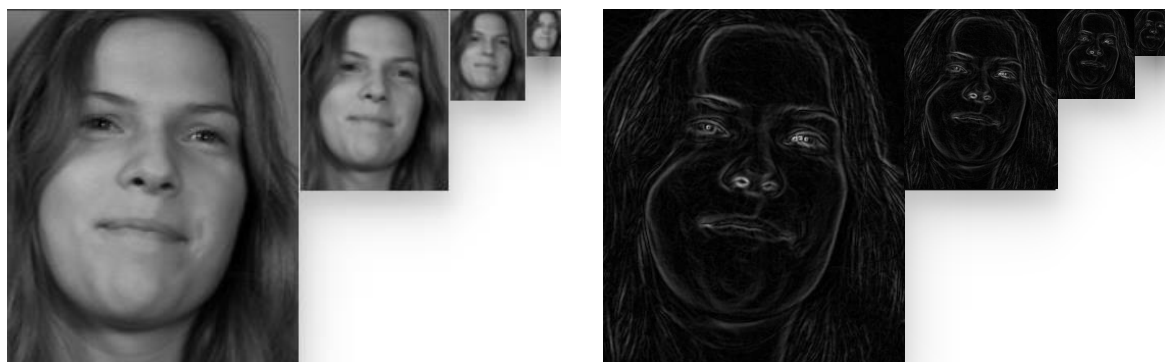
Figuur 4.3: Werking van de cascade in het Viola Jones-algoritme [13]

op te schuiven. Eenmaal het initiële subwindow de hele afbeelding heeft doorlopen, wordt het subwindow met een factor herschaald waarna hetzelfde gebeurt, maar met een groter subwindow. De uiteindelijke classifier geeft bij afloop coördinaten van een rechthoek waar zich met grote probabilliteit een gezicht bevindt. We merken hierbij op dat het algoritme voor objectdetectie dat gebruikt wordt in OpenCV [52] op enkele accenten na identiek is aan dit Viola-Jones algoritme. Zo zal bijvoorbeeld het algoritme in OpenCV de feature D uit de linkerfiguur van 4.2 niet gebruiken, maar worden er center-surrounded features gebruikt [53].



Figuur 4.4: Rode kader is het resultaat van Viola-Jonas gezichtsdetectie (links), uitgebreide ROI (rechts).

Het resultaat van de gezichtsdetectie wordt achteraf uitgebreid in lengte en breedte naar de ROI voor onze toepassing omdat niet de volledige kaaklijn in het verkregen kader zit. Dit proces wordt weergegeven in figuur 4.4. Deze ROI wordt vervolgens uit de originele afbeelding geselecteerd en omgezet naar een grijsafbeelding die geschaald wordt naar een vastgelegde grootte. Deze grijsafbeelding fungeert als basis voor een Gaussiaanse piramide van drie niveaus en een corresponderende Sobel-piramide. Dit piramideproces werd reeds uitgelegd in 3.4.2. De resultaten zijn weergegeven in figuur 4.5.



Figuur 4.5: Piramide van grijs- en Sobel-afbeelding van de ROI

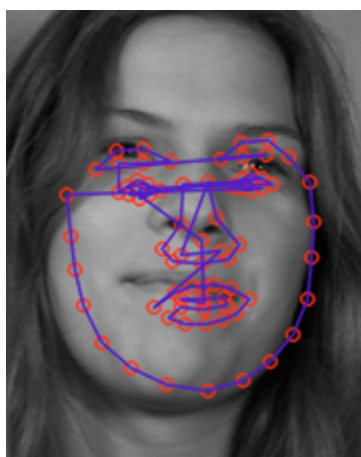
4.2.2 Iteratieve fitting

In hoofdstuk 3 kwamen we tot de conclusie dat het model omschreven kan worden aan de hand van een eenvoudige vector \mathbf{b} in Shape Space. We beschikken hierbij over de gemiddelde vorm $\bar{\mathbf{x}}$ en de matrix met eigenvectoren Φ die tijdens het build-proces werden opgebouwd en die bij het begin van het fit-proces werden ingeladen. De componenten in vergelijking 3.11 en 4.1 zijn dus allemaal bekend, mits we zelf een vormparameter \mathbf{b} kiezen.

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi\mathbf{b}. \quad (4.1)$$

Als eerste stap in het fit-proces is de \mathbf{b} -vector een nulvector. Het Image Space-equivalent hiervan wordt gemapt op de Sobel-afbeelding, verkregen door de ROI. Vergelijking 4.1 geeft dan aan dat de huidige instantie van het model de gemiddelde vorm is. Deze instantie bevindt zich op aanvankelijk in Shape Space, willen we deze instantie visualiseren, dan moeten we terug overgaan naar Image Space zodat we coördinaten verkrijgen die op een afbeelding kunnen worden geprojecteerd. Het proces waarin het gemiddelde wordt bepaald

in de build-procedure, herschaalde echter alle vectoren zodat deze een lengte 1 hebben en deze met het zwaartepunt in de oorsprong liggen. Zetten we dus de \mathbf{b} -vector om naar Image Space, dan verkrijgen we zeer kleine coördinaten gecentreerd rond de oorsprong. Men gaat echter het omschrijvende vierkant van al deze punten bepalen en deze schalen en transleren naar de ROI-afbeeldingsgrootte. Deze schaling en translatie worden ook toegepast op de voorgenoemde coördinaten. Op deze manier verkrijgen we een startinstantie van het model die als startpunt dient voor het algoritme. Dit is weergegeven in figuur 4.6.



Figuur 4.6: Startinstantie: nulvector omgezet naar Image Space, geschaald en getransleerd.

Deze schatting louter op basis van de gezichtslocatie is een goed startpunt, maar nog geen goed resultaat daar de landmarks, aangereikt door het model, niet op hun gedoelde plaats liggen. De iteraties die hier volgen, worden uitgevoerd op ieder piramideniveau van de Sobel-piramide. Vanzelfsprekend wordt er gestart bij de kleinste afbeelding uit de piramide, omdat de informatie daar niet nauwkeurig is, maar al een goed globaal beeld geeft van de totaalafbeelding. Naarmate de iteraties vorderen, worden de grotere afbeeldingen in de piramide in acht genomen. Op die manier kunnen we verder conclusies trekken op basis van meer gedetailleerde Sobel-afbeeldingen.

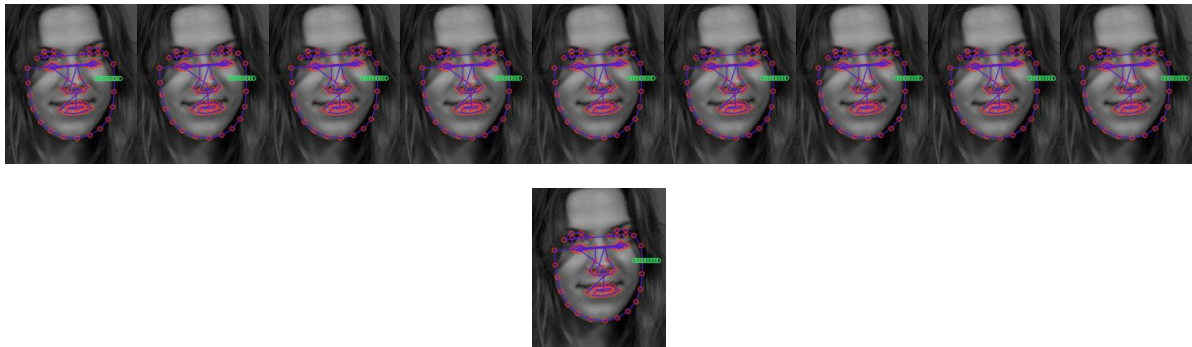
Men gaat uit van de kleinste piramide-afbeelding als startpunt. Het huidige model $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi\mathbf{b}$, met \mathbf{b} een nulvector of dus $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}}$, wordt omgezet naar Image Space en geschaald naar de kleinste afbeelding uit de piramide. Vervolgens wordt iedere landmark virtueel vastgepind en gaan we - net zoals in het build-proces - een whisker definiëren die loodrecht staat op de contour van de huidige modelinstantie. Dergelijke whisker bestaat uit $2p + 1$ punten; dit zijn p punten langs beide kanten van het vastgepinde referentiepunt. Deze

whisker bepaalt waar gesampled zal worden op de Sobel-afbeelding.

Zoals visueel waar te nemen is op figuur 4.6 zijn de locaties van de aanvankelijk vastgepinde punten niet degene die we ambiëren. Dat zal ook blijken uit de Mahalanobis-afstand ten opzichte van de gemiddelde figuur; deze afstandsmaat zal een grote waarde omvatten. Men doelt echter naar een Mahalanobis-afstand die klein is tegenover het gemiddelde. Meer informatie omtrent de Mahalanobis-afstand volgt verder in deze sectie. Het model moet zich dus met andere woorden kunnen aanpassen. Dit gebeurt door de whisker $2p + 1$ eenheden loodrecht te laten verschuiven ten opzichte van het ankerpunt. Is $p = 4$, dan wordt er telkens op $2p + 1 = 9$ coördinaten (= één whiskersample) gesampled en worden er $2p + 1 = 9$ verschillende whiskersamples gemaakt waarbij de whisker op- en neerschuift ten opzichte van het ankerpunt per landmark in de instantie. Het whiskersample dat de kleinste Mahalanobis-afstand heeft tegenover het gemiddelde dat werd vastgelegd in het model (op het gesamplede niveau voor dat specifieke punt), wordt beschouwd als de optimale whisker. Het is het centrale punt van deze optimale whisker dat opgeslagen wordt als het huidige beste punt voor een volgende iteratie. Enkele visuele voorbeelden van schuivende whiskers op verschillende piramideniveaus worden gegeven in figuur 4.7, 4.8 en 4.9. Opgelet: de whiskerpunten werden net zoals in figuur 3.20 geschaald en weergegeven op de grijsafbeelding louter wegens visualisatiedoelinden. In het algoritme worden de afbeeldingen geschaald en gebeurt het samplen op de Sobel-afbeelding.



Figuur 4.7: Whisker op piramideniveau 2 (minst detail) met onderaan de optimale whisker met kleinste Mahalanobis-afstand.



Figuur 4.8: Whisker op piramideniveau 1 met onderaan de optimale whisker met kleinste Mahalanobis-afstand.

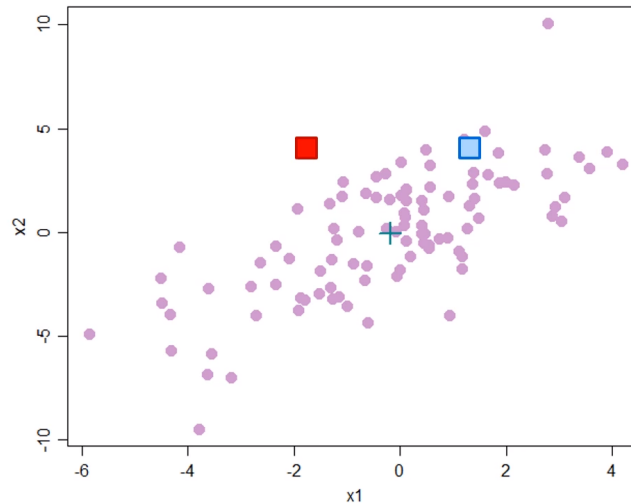


Figuur 4.9: Whisker op piramideniveau 0 (meest detail) met onderaan de optimale whisker met kleinste Mahalanobis-afstand.

4.2.3 Mahalanobis-afstand

Van de $2p + 1$ verschillende whiskersamples van elk $2p + 1$ Sobel-samplewaarden lang moeten we steeds het whiskersample kiezen dat het best overeenkomt met de gemiddelde whiskersample van het desbetreffende landmark op het desbetreffende piramideniveau van het ingeladen model (zie sectie 3.4.2). Dit gebeurt aan de hand van de Mahalanobis-afstand. De Mahalanobis-afstand is een afstandsmaat die de onderlinge relaties tussen de punten (covariantie) in rekening brengt. We beschouwen de 2D-grafiek in figuur 4.10 als voorbeeld waarin een dataset van enkele metingen werd geplot. We merken hierbij op dat de punten die wij gebruiken, zich in een $2p + 1$ dimensionale omgeving bevinden.

Centraal wordt met het kruis het gemiddelde weergegeven. Het rode en blauwe vierkant



Figuur 4.10: 2D-grafiek met dataset van voorbeeldpunten [14].

in figuur 4.10 zijn twee waarden die fictief werden opgemeten. We willen een betrouwbare afstand definiëren die de afstand tussen gemeten waarde en gemiddelde weergeeft. Op die manier kunnen we een uitspraak doen omtrent de gemeten waarde en het gemiddelde. Een eerste optie is de Euclidische afstand van punt i ten opzichte van het gemiddelde bepalen:

$$d_{Euclidisch} = \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2}, \quad (4.2)$$

waarbij $d_{Euclidisch}$ de Euclidische afstand is, (x_i, y_i) het coördinaat van het opgemeten punt voorstelt en (\bar{x}, \bar{y}) het coördinaat van het gemiddelde punt is. In algemene matrixvorm drukken we dit als volgt uit:

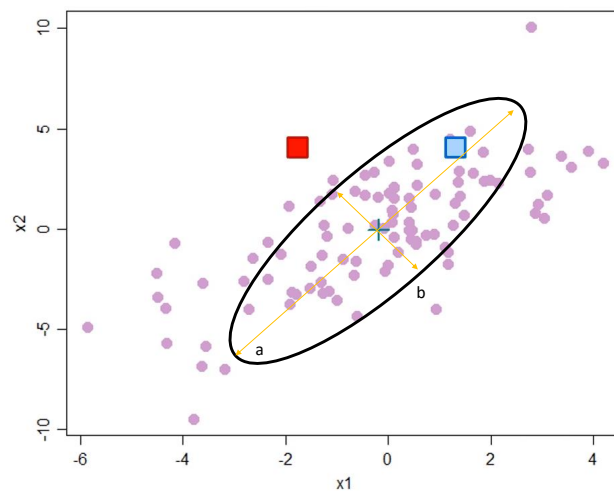
$$d_{Euclidisch}^2 = (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}), \quad (4.3)$$

waarbij de afzonderlijke coördinaten vervangen werden door vectoren \mathbf{x} en $\bar{\mathbf{x}}$. Dit is een betrouwbare afstandsmaat. Echter, ten opzichte van het centrale kruis (het gemiddelde) zijn beide Euclidische afstanden even groot. De dataset van andere aanwezige meetpunten werd ook reeds op de figuur geplot. De wolk aan punten doet vermoeden dat de probabilliteit dat het blauwe vierkant voorkomt groter is dan de probabilliteit dat het rode vierkant voorkomt. Het is dus waarschijnlijker dat het blauwe vierkant zal plaatsvinden en dit vermoeden willen we uiten in de vorm van een afstandsmaat. Hiertoe willen we een afstandsmaat die het blauwe vierkant een kleinere afstand toekent dan het rode vierkant;

een afstandsmaat die rekening houdt met de covariantie en die kleiner wordt naargelang de probabiteit op voorkomen groter wordt. Zo werd de Mahalanobis-afstand gedefinieerd [14]:

$$d_{Mahalanobis}^2 = (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T S^{-1} (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}), \quad (4.4)$$

met S^{-1} de inverse covariantiematrix van de data. Intuïtief kunnen we dit zien als de afstand van een punt tot het gemiddelde punt, gedeeld door de breedte van de ellips in die richting. Dit is weergegeven in figuur 4.11. Hier is de afstand van beide gekleurde vierkanten tot het kruis gedefinieerd als c . Hieruit volgt dat c/a veel kleiner is dan c/b en dat het blauwe vierkant een kleinere Mahalanobis-afstand impliceert dan het rode vierkant. Het is met andere woorden waarschijnlijker dat het blauwe vierkant tot de set behoort, dan dat het rode vierkant tot de set behoort [54].



Figuur 4.11: 2D-grafiek met dataset van voorbeeldpunten gegroepeerd in ellipsvorm [14].

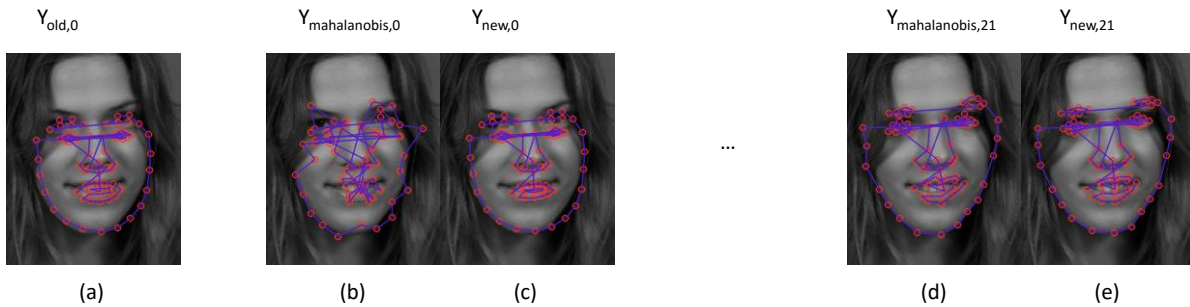
We focussen nu terug verder op het eigenlijke fit-algoritme. De eerste iteratie start zoals reeds vermeld van het oorspronkelijke model met \mathbf{b} als nulvector en gaat op zoek naar de beste whiskers in zijn omgeving met behulp van de zonet gedefinieerde Mahalanobis-afstand. De kleine afbeelding en eventuele ruis in de afbeelding kan ervoor zorgen dat de punten niet optimaal gekozen worden. Dit wordt momenteel ter vereenvoudiging niet in acht genomen. Deze optimale punten, gevonden in de Image Space, moeten vervolgens worden omgezet naar Shape Space en bijgevolg naar een vormvector \mathbf{b} . Daarbij moeten we rekening houden dat als de modelinstantie nog steeds tot de klasse 'gezicht' wil behoren, de parameter \mathbf{b} slechts mag variëren in een beperkte mate (zie hoofdstuk 2 en 3). Dit is net de sterkte van het Active Shape Model: de vorm mag gewijzigd worden, al mag dat enkel in de mate die het model vooropstelt. De begrenzings worden toegepast op de afzonderlijke b_i -parameters voor $i \in 1, \dots, t$ en met t het aantal opgenomen eigenvectoren uit de \mathbf{b} -vector.

Kortom, er moet worden overgegaan naar Shape Space willen we de vector \mathbf{b} kunnen controleren op eventuele overschrijdingen van de grenzen. Een eenvoudige aanpak zou zijn om het model terug naar Shape Space projecteren en vervolgens alle parameterwaarden b_i af te ronden naar de uiterste, dichtst liggende rangewaarde mochten deze buiten de range $-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i}$ liggen. Dit is echter een niet-lineaire aanpak en de resultaten zijn enkel en alleen sterk afhankelijk van de afbeelding. Deze aanpak is degene die wordt toegepast in het klassieke ASM-model. Daarbij kan deze manier van werken onstabiele resultaten opleveren zodat er geen convergentie plaatsvindt. Daartoe werd er een nieuwe aanpak onderzocht onder de vorm van het Bayesian Tangent Shape Model.

4.2.4 Bayesian Tangent Shape Model

In figuur 4.12b en figuur 4.12d is de resulterende instantie weergegeven louter op basis van de Mahalanobis-afstand. Dit resultaat (in Image Space) moet worden omgezet naar de Shape Space zodat de waarden voor de vormvector \mathbf{b} binnen de vooropgestelde perken blijven. Op die manier wordt steeds een beter resultaat verkregen, maar blijft het achterliggende model steeds een beperking tot een vooropgestelde klasse van het object impliceren. Te grote wijzigingen of onlogische verschuivingen van de punten worden steeds teniet gedaan door de modelbeperkingen. We willen van de figuren 4.12b en figuur 4.12d, bepaald door Mahalanobis-afstand, naar het respectievelijke resultaat in 4.12c en 4.12e. De vormvectoren in 4.12b en 4.12d worden in de rest van deze sectie $\mathbf{Y}_{Mahalanobis}$ genoemd, daar dit het resultaat is van louter de Mahalanobis-afstand t.o.v. het gemiddelde. De

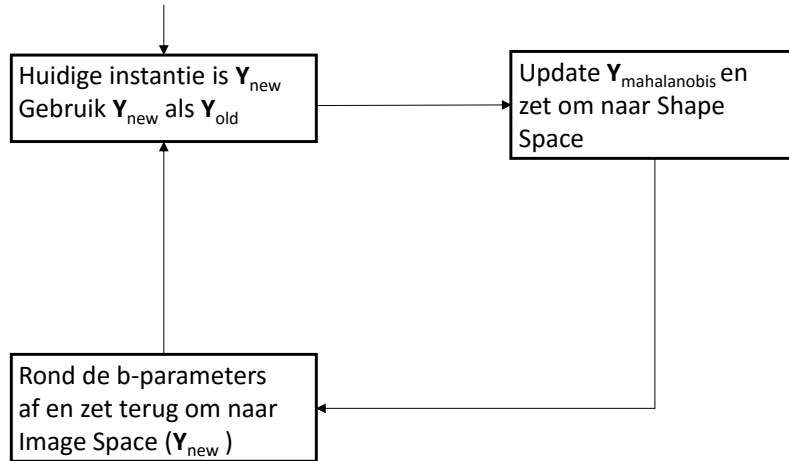
vormvector (na afrondingen in de Shape Space en terug omgezet naar Image Space) uit de figuren 4.12c en 4.12e worden voor de rest van de sectie als \mathbf{Y}_{new} gedefinieerd, daar dit het beoogde resultaat na een iteratie is. Het resultaat van de vorige iteratie zal gelijkaardig zijn aan \mathbf{Y}_{new} en zullen we \mathbf{Y}_{old} noemen zoals in 4.12a.



Figuur 4.12: \mathbf{Y}_{old} , $\mathbf{Y}_{Mahalanobis}$ en \mathbf{Y}_{new} van de eerste iteratie zijn links weergegeven. Rechts hetzelfde voor iteratie 21.

De werking van het originele Active Shape Model is schematisch weergegeven in figuur 4.13. De nieuwe punten die verkregen werden door het voorgaand algoritme (zie paragraaf 4.2.3) worden van Image Space omgezet naar Shape Space. Daarbij worden waarden uit de vormvector \mathbf{b} steeds afgerond naar de uiterste, dichtst liggende rangewaarde als ze niet in de range $-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i}$ liggen. Als b_i kleiner is dan $-3\sqrt{\lambda_i}$, dan kiest men $b_i = \min(b_i, -3\sqrt{\lambda_i})$. Omgekeerd, als b_i groter is dan $3\sqrt{\lambda_i}$, dan kiest men $b_i = \max(b_i, 3\sqrt{\lambda_i})$. Op die manier wordt na de eerste iteratiestap een nieuwe instantie verkregen voor het model $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi\mathbf{b}$ en krijgt de \mathbf{b} -vector nu wél nuttige waarden aangemeten. Het omzetten van deze instantie in Shape Space naar Image Space geeft het visuele resultaat \mathbf{Y}_{new} uit 4.12b en 4.12d.

Het Bayesian Tangent Shape Model gaat op een andere manier te werk. Het verschilt van de originele ASM-werking op twee vlakken. Ten eerste is de nieuwe instantie $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi\mathbf{b}$ in Shape Space of \mathbf{Y}_{new} in Image Space het resultaat van een gewogen gemiddelde van $\mathbf{Y}_{Mahalanobis}$ en \mathbf{Y}_{old} . Ten tweede worden de waarden b_i van \mathbf{b} niet meer kordaat afgerond, maar wordt er een continue regularisatiefunctie toegepast om een onstabiel resultaat te vermijden [55]. De werking van het Bayesian Tangent Shape Model (BTSM) is schematisch weergegeven in figuur 4.14. In figuur 4.15 wordt nogmaals samengevat waarover we beschikken alvorens de BTSM-stap uit te voeren en wat het uiteindelijk doel van deze stap is.



Figuur 4.13: Schematische werking originele ASM.

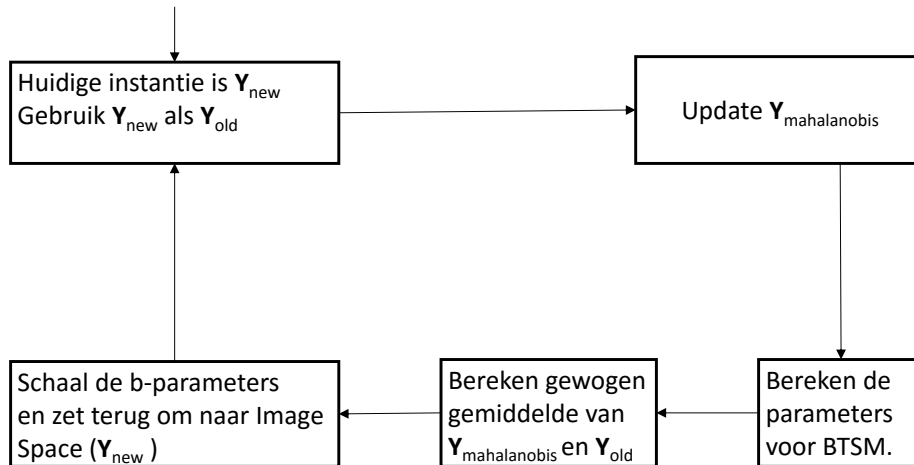
Aanvankelijk gingen we ervan uit dat het model na PCA omschreven werd als $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi \mathbf{b}$ in de Shape Space. Echter, er werden tijdens de build-fase enkele Principal Components verworpen om de compactheid van het model te vrijwaren. Het verwerpen van deze Principal Components introduceert een ruisterm in voorgaande vergelijking dewelke σ wordt genoemd. Deze term wordt ook de Tangent Space-ruisterm genoemd en is weergegeven in vergelijking 4.5:

$$\sigma = \frac{\sum \lambda_i - \sum_{i=0}^t \lambda_i}{2n - 4}, \quad (4.5)$$

waarbij λ_i voor de corresponderende eigenwaarde van de i -de eigenvector staat, n het aantal landmarks is en t het aantal opgenomen eigenvectoren. De vergelijking komt tot stand door de som van alle eigenwaarden te berekenen en daarvan de som van alle eigenwaarden, opgenomen in het model, af te trekken. Het geheel wordt vervolgens gedeeld door het aantal dimensies in de Tangent Space na alignering. In de Image Space is er echter ook ruis. Deze vorm van ruis noemen we het observatieruis η . Deze vorm van ruis is gerelateerd met de term ρ^2 . Deze wordt gegeven door vergelijking 4.6 waarbij c manueel gekozen wordt.

$$\rho^2 = c \|\mathbf{Y}_{old} - \mathbf{Y}_{Mahalanobis}\|^2. \quad (4.6)$$

Vervolgens wordt de wegingsfactor p gedefinieerd, waarbij s een schalingsfactor is. Deze schalingsfactor wordt verkregen nadat in de beginfase de \mathbf{b} -vector omgezet wordt naar



Figuur 4.14: Schematische werking BTSM.

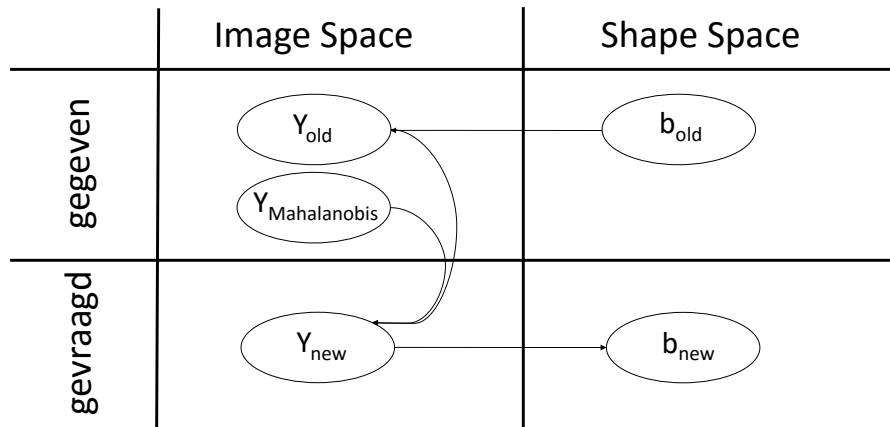
Image Space om vervolgens geschaald en getransleerd te worden. De schalingsfactor die daar wordt toegepast, wordt ook hier gebruikt.

$$p = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + s^2 \rho^2}. \quad (4.7)$$

De hierboven verkregen term p wordt met andere woorden groot als ρ zeer klein wordt. Is de observatieruisterm ρ echter groot, dan wordt p klein. In een volgende stap wordt $\mathbf{Y}_{\text{Mahalanobis}}$ ontdaan van zijn Euclidische transformaties. Op die manier verkrijgen we een vector van lengte 1 en waarvan de punten gecentreerd rond de oorsprong liggen. Deze vector noemen we $\mathbf{Y}_{\text{Mahalanobis,nt}}$ waarbij 'nt' staat voor 'not transformed' wat duidt op de afwezigheid van Euclidische transformaties. Zetten we vervolgens \mathbf{b}_{old} om naar de Image Space (maar dan zonder daaropvolgende translatie en schaling), dan verkrijgen we ook een vector met lengte 1 en coördinaten rond de oorsprong. Deze vector wordt $\mathbf{Y}_{\text{old,nt}}$ genoemd. Op dit moment beschikken we over twee vectoren in hetzelfde referentiestelsel waarvan we het gewogen gemiddelde kunnen berekenen:

$$\mathbf{Y}_{\text{new,nt}} = p\mathbf{Y}_{\text{Mahalanobis,nt}} + (1 - p)\mathbf{Y}_{\text{old,nt}}. \quad (4.8)$$

De formule maakt enkele belangrijke zaken duidelijk. Wordt de wegingsfactor p groot (en is er dus weinig observatieruis) dan zal $\mathbf{Y}_{\text{Mahalanobis,nt}}$ een grote invloed hebben op de nieuwe gegenereerde modelinstantie. De Sobel-afbeelding is in dat geval een betrouwbare



Figuur 4.15: Y_{old} , b_{old} en $Y_{Mahalanobis}$ zijn op dit moment bekend, men wil naar een nieuwe instantie Y_{new} en b_{new} die een gewogen gemiddelde is van beide.

bron, waardoor het model sterk kan variëren. Omgekeerd, is er veel observatieruis en is de Mahalanobis-afstand dus minder betrouwbaar, dan wordt er veel gewicht toegekend aan $Y_{old,nt}$. Het model zal op die manier veel conservatiever updaten.

Dit gewogen gemiddelde is de eerste wijziging die werd doorgevoerd ten opzichte van het originele ASM. Een tweede cruciale wijziging wordt geïntroduceerd door $Y_{new,nt}$ om te zetten naar Shape Space. De verkregen vector wordt b_{new} genoemd. Waar tot voorheen de afzonderlijke waarden b_i stuksgewijs werden afgerond, wordt nu een regularisatiefunctie toegepast op de afzonderlijke termen:

$$b_i = b_i \cdot \frac{\lambda_i}{\lambda_i + \sigma^2}, \quad (4.9)$$

waarbij b_i staat voor de i -de term in de vormvector \mathbf{b} , λ_i voor de i -de eigenwaarde horende bij de i -de eigenvector en σ voor de Tangent Space-ruisterm. Vervolgens wordt de nieuw verkregen vormvector b_{new} opnieuw omgezet naar Image Space zodat $Y_{new,nt}$ verkregen wordt.

Het enige wat nu nog rest te doen is deze nieuw verkregen vector $Y_{new,nt}$ te aligneren met de oorspronkelijk verkregen vormvector op basis van de Mahalanobis-afstand $Y_{Mahalanobis}$ die een goede schatting is voor de gezichtslocatie. Met behulp van schaling s , translatie \mathbf{t} en rotatie θ wordt een volwaardige Y_{new} -vector verkregen die kan worden gemapt op

de ROI-afbeelding. Opnieuw gaan we uit van de zogenaamde Tangent space uit 3.4.1 waarbij twee vectoren gealigneerd worden in een *Hyper Plane* ter vereenvoudiging van een *Hyper Sphere*. De bedoeling is opnieuw de functie $|(s\mathbf{A}\mathbf{Y}_{new,nt} + \mathbf{t}) - \mathbf{Y}_{Mahalanobis}|$ te minimaliseren. De vergelijkingen voor deze matrix zijn hieronder weergegeven waarbij $\mathbf{x}_1 = \mathbf{Y}_{new,nt}$ en $\mathbf{x}_2 = \mathbf{Y}_{Mahalanobis}$ [39]. Een meer diepgaande wiskundige achtergrond omtrent het Bayesian Tangent Shape Model kan worden teruggevonden in [55]. Besluitend wordt in figuur 4.16 een schematische figuur gegeven van de BTSM-stappen die worden doorlopen.

$$s\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & -b \\ b & a \end{pmatrix}, \quad (4.10)$$

$$\mathbf{t} = \begin{pmatrix} X_t \\ Y_t \end{pmatrix}, \quad (4.11)$$

$$a = (\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_2) / (|\mathbf{x}_1|^2 + (N - 4)\delta^2), \quad (4.12)$$

$$b = \left(\sum_{i=1}^n (x_{1i}y_{2i} - y_{1i}x_{2i}) \right) / (|\mathbf{x}_1|^2 + (N - 4)\delta^2), \quad (4.13)$$

$$\delta^2 = (\sigma^{-2} + s^2\rho^{-2})^{-2}. \quad (4.14)$$

Eenmaal alle iteraties werden doorlopen, beschikken we over een optimale fit verkregen op de herschaalde ROI. Het enige wat nu rest te gebeuren, is de model-coördinaten herschalen zodat de schaling van de ROI teniet wordt gedaan. Vervolgens worden deze coördinaten gemapt op de oorspronkelijke afbeelding en dat op basis van de coördinaten van de geselecteerde ROI en een translatie. Enkele resultaten van het fit-proces worden weergegeven in figuur 4.17.

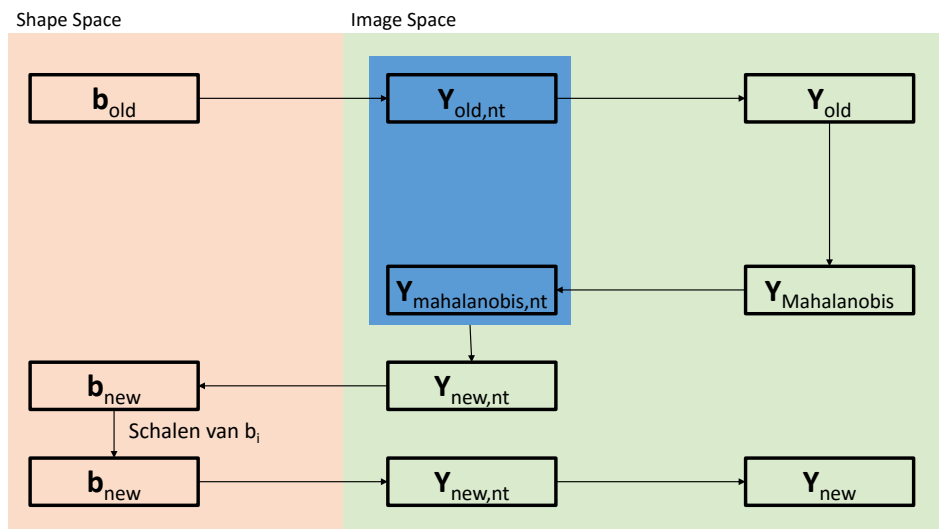
Besluitend wordt in algoritme 3 het hele fit-proces samengevat.

Algorithm 3 Fitting-proces

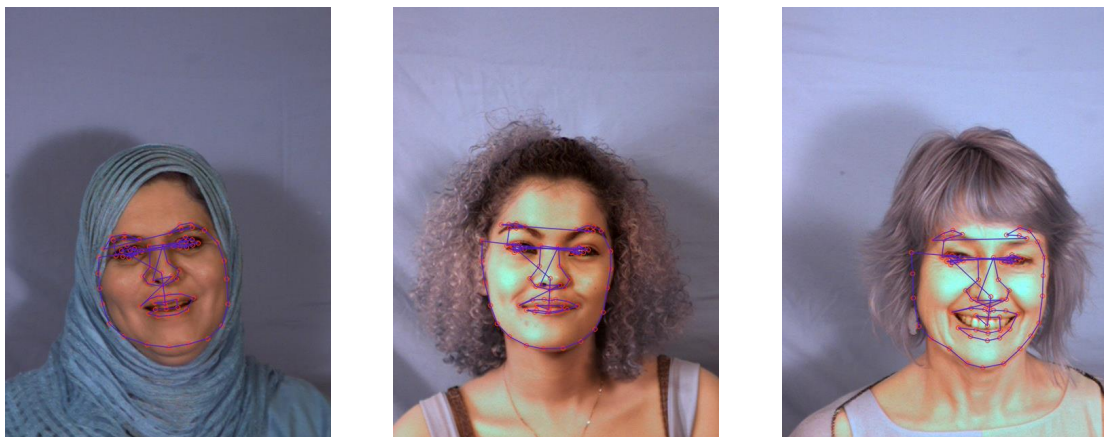
```

1: lees het modelbestand in
2: lees de afbeelding of het videoframe in
3: pas gezichtsdetectie toe en definieer ROI
4: herschaal de ROI en bouw een Gaussiaanse piramide op die als basis dient voor de
   Sobel-piramide
5: definieer  $\mathbf{b}$  als een nulvector die gebruikt kan worden in  $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi\mathbf{b}$ 
6: zet het verkregen resultaat  $\mathbf{x}$  in Shape Space, om naar coördinaten in Image Space
7: for iedere piramideniveau do
8:   haal de desbetreffende Sobel-afbeelding op uit de piramide
9:   for x iteraties do
10:    sla een instantie van het model  $\mathbf{Y}_{new}$  op onder de vorm van  $\mathbf{Y}_{old}$ 
11:    for iedere landmark do
12:      for ieder van de  $2p+1$  whiskersamples do
13:        sample de Sobel-waarden op de afbeelding.
14:        bereken de Mahalanobis-afstand t.o.v. het desbetreffende gemiddelde
15:        schuif de whiskersample een eenheid op
16:        if gemeten Mahalanobis < beste Mahalanobis then
17:          beste Mahalanobis = gemeten Mahalanobis
18:        end if
19:      end for
20:    end for
21:     $\mathbf{Y}_{Mahalanobis}$  is bekend
22:    bepaal door middel van BTSM  $\mathbf{Y}_{new}$ 
23:  end for
24: end for
25: schaal en transleer de huidige modelinstantie op de originele afbeelding

```



Figuur 4.16: Samenvattend schema van het BTSM-proces.



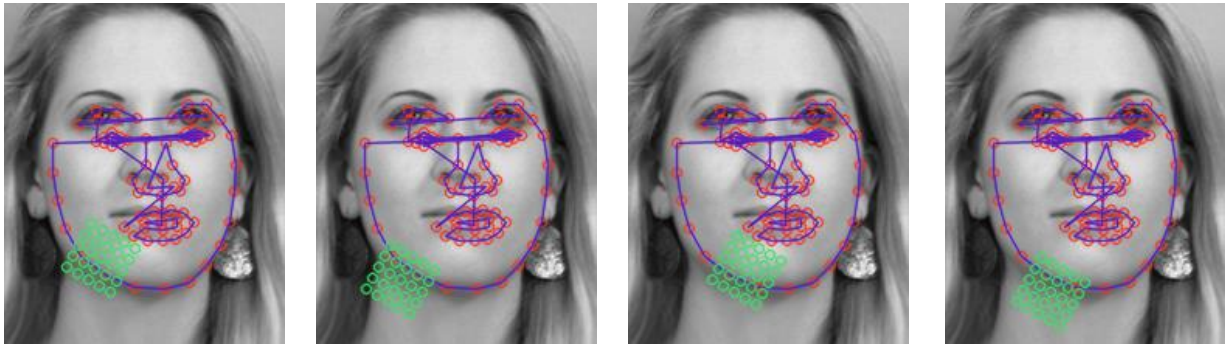
Figuur 4.17: Enkele resultaten nadat het volledig fit-algoritme 3 werd toegepast.

4.3 Doorgevoerde aanpassingen

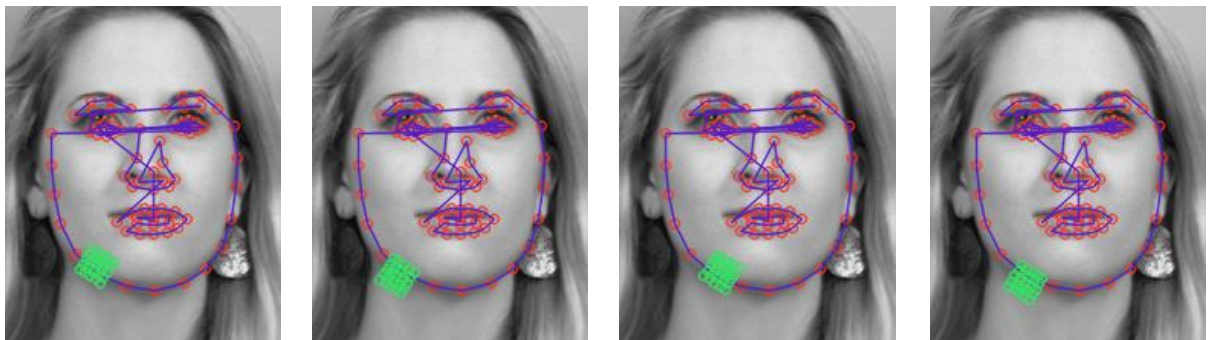
Een overzicht van mogelijke modelverbetering werd reeds gegeven in 3.5. Net zoals in het build-proces werd de integratie van de patch alsook de bilineaire interpolatie doorgevoerd in de fit-procedure. Tijdens dit proces worden er echter nog twee extra optimalisaties doorgevoerd, namelijk het gradueel laten toenemen van het aantal aanpasbare eigenvectoren en het verwijderen van outliers.

4.3.1 Van whisker naar patch

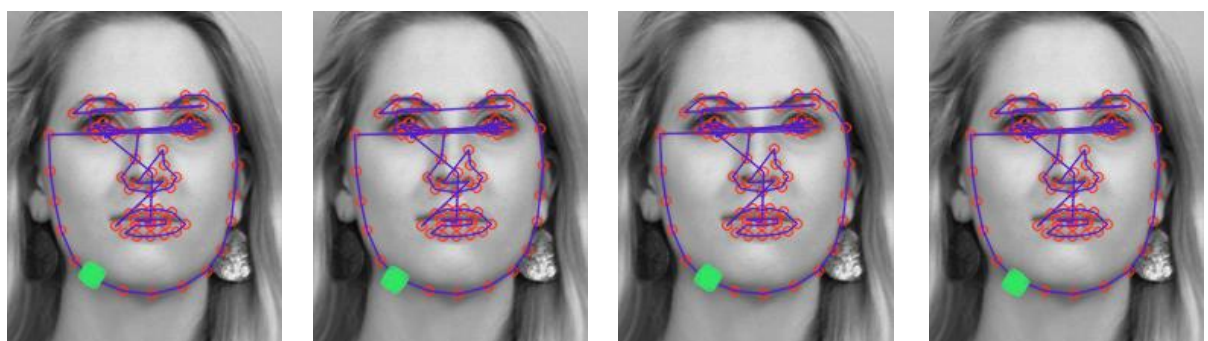
Het fit-proces gaat op een gelijkaardige manier als in 4.2.2 te werk. Daar werden $2p + 1$ whiskersamples gemaakt van elk $2p + 1$ Sobel-samples groot. Van de $2p + 1$ whiskersamples werd vervolgens de sample geselecteerd met de kleinste Mahalanobis-afstand ten opzichte van het corresponderende gemiddelde in de build bepaald. De $2p + 1$ whiskersamples werden aangemaakt door ten opzichte van het centrale ankerpunt (het landmark in de huidige modelinstantie) de whisker loodrecht te laten schuiven ten opzichte van de contour. Met een patch worden er $(2p + 1)^2$ patchsamples aangemaakt van elk $(2p + 1)^2$ samples groot. De $(2p + 1)^2$ patchsamples worden aangemaakt door de patch zowel loodrecht als parallel $(2p + 1)$ eenheden in weerskanten van het ankerpunt te verschuiven. De $(2p + 1)^2$ lange vectoren verkregen uit een patchsample worden vervolgens één voor één vergeleken met de gemiddelde $(2p + 1)^2$ -vector uit de build-fase. Dit gebeurt opnieuw aan de hand van de Mahalanobis-afstand. In onderstaande figuren 4.18, 4.19 en 4.20 worden de patchsamples weergegeven van drie niveaus waarbij telkens het uiterst verschoven patchsample werd weergegeven. Opnieuw kunnen deze figuren vergeleken worden met figuren 4.7, 4.8 en 4.9. Dezelfde opmerkingen omtrent de schaling en samples van de patch in figuur 3.23 zijn hier ook geldig.



Figuur 4.18: Patches voor één landmark op piramideniveau 2 (minst detail).



Figuur 4.19: Patches voor één landmark op piramideniveau 1.



Figuur 4.20: Patches voor één landmark op piramideniveau 0 (meest detail).

4.3.2 Bilineaire interpolatie

De integratie van de bilineaire interpolatie is identiek als in het build-proces. Voor meer informatie wordt verwezen naar sectie 3.5.2.

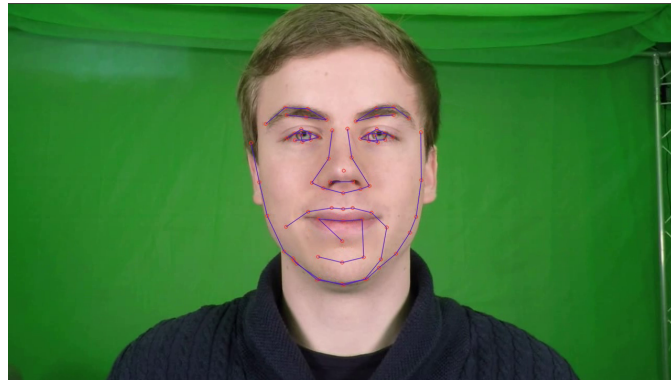
4.3.3 Toenemend aantal eigenvectoren

Zoals in [47] werd beschreven, kan ook de lengte van de \mathbf{b} - of vormvector aangepast worden, naarmate de afbeelding in de piramide groter wordt. De filosofie hierachter is dat bij het hoogste Sobel-piramideniveau een grove schets van de echte randen en gradiënt te zien zijn. Grofweg kan het model dus worden aangepast door de eigenvectoren met de grootste eigenwaarden aan te passen, daar deze instaan voor de grote veranderingen. Concreet komt dit op niveau 2 op de eerste vijf b_i -waarden uit de \mathbf{b} -vector neer. De rest van de vector wordt dan op nul geplaatst, waardoor de resterende eigenvectoren met een kleinere eigenwaarde dan de eerste vijf eigenvectoren verwaarloosd worden. Op piramideniveau 1 hanteert men de eerste 20 b_i -waarden uit de \mathbf{b} -vector en op niveau 0 alle b_i -waarden uit de \mathbf{b} -vector. Het concreet aanpassen van de \mathbf{b} -vector waarbij het aantal eigenvectoren in acht wordt genomen, gebeurt tijdens het BTSM-proces omschreven in 4.2.4.

4.3.4 Verwijderen van outliers

Het uiteindelijke systeem moet het ASM-model kunnen fitten op een videosequentie. Het feit dat er met een videosequentie wordt gewerkt, laat ons toe om voorgaande frame-informatie te gebruiken om eventuele outliers te verwijderen. Een outlier is een modelinstantie die door een tijdelijke misinterpretatie (belichting, ruis, enzovoort) een verkeerde modelinstantie oplevert. Concreet gaat het veelal over de mond (en bijgevolg ook neus) die verkeerd gefit wordt op de kin van de persoon. Een voorbeeld van dergelijke outlier is weergegeven in figuur 4.21.

Dergelijke verkeerd geïnterpreteerde frames vinden enerzijds sporadisch tussen twee correcte modelinstanties plaats (outlier-fout 1) of gebeuren in een opeenvolging van verkeerde frames (outlier-fout 2). Beide soorten outliers worden in figuur 4.22 weergegeven waarbij dertig opeenvolgende instanties op elkaar werden geplot. In de linkerfiguur kunnen we twee sporadische outliers waarnemen. In de rechterfiguur zijn er veel meer outliers aanwezig, waarneembaar door de opeenstapeling van rode lijnen. Om deze problemen te omzeilen



Figuur 4.21: De verkeerde fit wordt als outlier beschouwd.

kunnen er twee technieken worden toegepast: mediaanfilteren en de Euclidische afstand tussen opeenvolgende frameresultaten opmeten en vergelijken. We merken hierbij op dat volgende figuren en voorbeelden resultaten zijn waar er veel en grote outliers optreden. Bij een correcte belichting en cameraopstelling komen deze fouten gering voor.



Figuur 4.22: Outlier-fout 1 (links) en outlier-fout 2 (rechts).

Oplossing outlier-fout 1: mediaanfilteren

Elke videoframe wordt na het fit-proces voorzien van 76 coördinaten die de landmarks op het gezicht voorstellen. Elke coördinaat wordt vervolgens in een buffer gestockeerd waarin de coördinaten van het desbetreffende landmarks uit de laatste dertig frames worden opgeslagen. Eenmaal de buffer vol is, wordt de mediaan van de dertig voorgaande coördinaten berekend. Fouten van de eerste soort kunnen op die manier vermeden worden. Vinden er echter meer dan vijftien verkeerde modelinstanties plaats, dan wordt ook de mediaan

aangetast en is het verkregen resultaat niet correct (=outlier-fout 2). Er werd geopteerd voor dertig frames, daar de videobeelden werden opgenomen aan dertig frames per seconde en we in hoofdstuk 6 iedere seconde of iedere dertig frames zullen annoteren. Dit betekent dat iedere seconde de dertig voorgaande frames geëvalueerd worden. Dit is weergegeven in figuur 4.23. We merken hierbij op dat acties die minder dan vijftien opeenvolgende frames duren, door het mediaanfilteren verworpen worden.



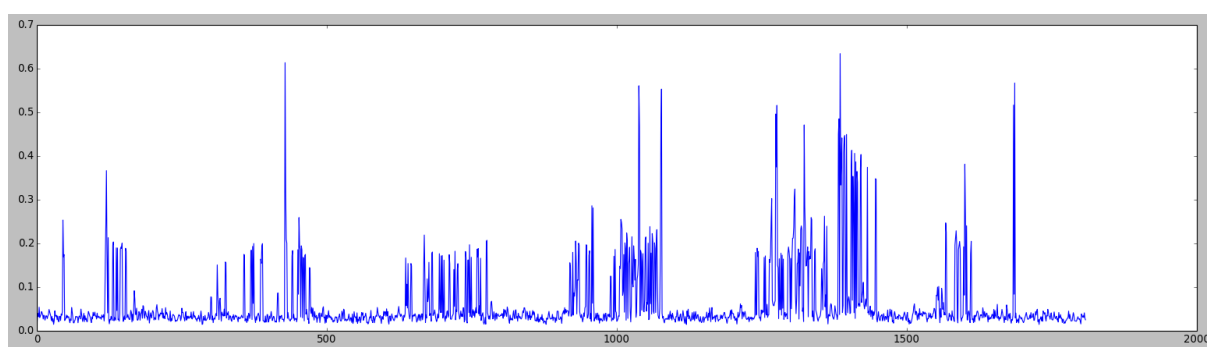
Figuur 4.23: Het resultaat van mediaanfilteren (links) werkt outliers van de eerste soort (rechts) weg.

Oplossing outlier-fout 2: beoordelen op Euclidische afstand

Om outliers van de tweede soort te elimineren, worden de 76 punten vergeleken met de corresponderende coördinaten in een voorgaand frame aan de hand van de Euclidische afstand tussen de punten. Overschrijdt deze afstand een zelfgekozen drempelwaarde, dan kan het fit-resultaat verworpen worden en kunnen we de modelinstantie uit het vorige frame opnieuw gebruiken. We moeten echter rekening houden met het feit dat bewegingen in het gezicht ook een grotere Euclidische afstand induceren dan twee opeenvolgende frames van een stilstaand gezicht. De threshold kiezen is dus een uitdagende taak gezien we outliers willen verwerpen, maar ook geen bewegingen in het gezicht willen mislopen.

Hiertoe wordt er, nadat er m frames na elkaar een 'fout' gedetecteerd worden, hoe dan ook een nieuwe modelinstantie ingeladen. Dit zorgt ervoor dat de fit-procedure gedurende de rest van de video niet blijft hangen bij één instantie; dit wordt beschouwd als een ingebouwde veiligheid. Het kiezen van de threshold en het aantal frames m is een evenwichtsoefening en verschilt bij iedere video. Een plot van de Euclidische fout kan een

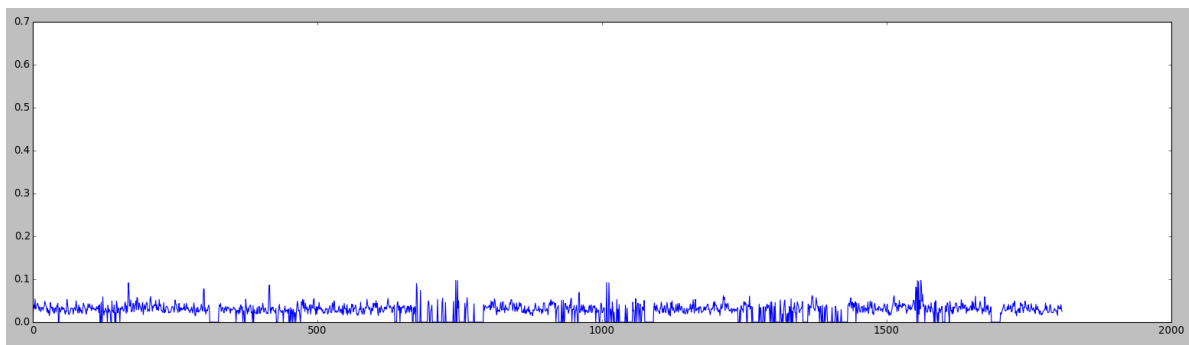
indicatie geven van de te kiezen drempelwaarde. In figuur 4.24 en figuur 4.25 zijn de Euclidische fouten weergegeven voor en na de verwijdering van outliers. Op de verticale as wordt de Euclidische afstand weergegeven tegenover het vorige frame. Op de horizontale as kan het framenummer worden afgelezen. De vlakke dalen in figuur 4.25 zijn momenten waar het postproces een Euclidische afstand boven de threshold detecteerde. Op dat moment wordt de instantie van het voorgaande frame gebruikt waardoor de Euclidische afstand tussen deze frames nul is. Na m frames wordt hoe dan ook een nieuwe modelinstantie ingeladen en wordt het resultaat van het voorgaande frame verworpen. Omdat in deze toepassing het vooral de mond- en neuscontouren zijn die verkeerd geïnterpreteerd worden, werd geopteerd om de Euclidische afstand tussen de punten rond neus en mond van opeenvolgende frames te vergelijken. Van deze Euclidische afstanden wordt vervolgens het gemiddelde berekend, waarna de waarde genormaliseerd wordt door het verkregen resultaat te delen door de afstand tussen de twee pupillen. Op die manier kan de afstand op verschillende hoofdvormen en camera-afstanden worden toegepast. De korte pieken uit figuur 4.24 kunnen ook worden vermeden door te mediaanfilteren.



Figuur 4.24: De Euclidische afstand ten opzichte van het vorige frame.

4.4 Besluit

Na het lezen van dit hoofdstuk zou de lezer het fit-proces achter het Active Shape Model moeten begrijpen. Na een korte inleiding werd dieper ingegaan op de concepten van het fit-proces; gaande van de gezichtsdetectie tot het bepalen van de Mahalanobis-afstand en de integratie van het Bayesian Tangent Shape Model. Als besluit werden de doorgevoerde aanpassingen, die tot een betere fit leiden, verduidelijkt.



Figuur 4.25: De Euclidische afstand ten opzichte van het vorige frame na het verwijderen van outliers.

Hoofdstuk 5

Active Shape Model: resultaten

In dit hoofdstuk wordt gestart met de introductie van de me17-afstand als kwaliteitsmaat om een modelinstantie te beoordelen. Daarna worden de modelspecificaties van de basisimplementatie besproken. Het hoofdstuk wordt afgesloten met enkele uitgevoerde experimenten met corresponderende resultaten. Uiteindelijk worden de modelparameters vastgelegd die gebruikt zullen worden in de rest van dit werk.

5.1 De me17-afstand

Op het einde van hoofdstuk 2 bleek reeds dat de modelinstantie na de fit aanvankelijk niet optimaal plaatsvindt. Dit is visueel waarneembaar door het feit dat geplaatste punten in de modelinstantie niet op de bedoelde gezichtspunten mappen. Zo zal het huidig model veelal de mond- en ooghoeken van een gezicht niet goed positioneren. Uiteraard is dit correct plaatsen van de punten van cruciaal belang in het kader van dit werk. Wil men namelijk conclusies trekken omtrent pijnbeleving, dan moeten de punten van het model wel degelijk representatief zijn met de corresponderende punten op het gezicht.

Er kunnen uitspraken gedaan worden over de kwaliteit van het model en de modelinstantie louter op basis van visuele interpretatie. De wetenschappelijke context van deze thesis vereist echter een meer deterministische methode. Er is dus nood aan een universele kwaliteitsmaat waarbij we de verschillende experimentele modellen en fit-procedures kunnen beoordelen. De bedoelde kwaliteitsmaat moet een cijfer of maatstaf bieden, waarna we conclusies kunnen trekken omtrent de kwaliteit van het model.

Een kwaliteitsmaat die veelal wordt gebruikt is de me17-afstand [56]. Deze kwaliteitsmaat

geeft een duiding van de afstand tussen gevonden modelpunten en de manueel geannoteerde punten in de grondwaarheid. Theoretisch gezien kan ieder punt in een modelinstantie vergeleken worden met zijn geannoteerde equivalent, maar gezien het uiteindelijk doel van deze thesis (pijndetectie), zijn er heel wat punten die niet relevant zijn. Denken we bijvoorbeeld aan de kaakcontour. Daarom maakt men een nauwkeurige selectie van zeventien punten die verder onderzocht worden. Het gaat over punten die verspreid liggen rond de mond, ogen, wenkbrauwen en neus. Deze landmarks zijn weergegeven in figuur 5.1.



Figuur 5.1: De manueel geannoteerde me17-punten weergegeven op de originele afbeelding.

Bij de geannoteerde MUCT 76 database-beelden komt dit neer op de punten 16, 18, 22, 25, 28, 30, 32, 33, 35, 37, 47, 48, 49, 52, 55, 58 en 68. Wiskundig wordt de me17-afstand in vergelijking 5.1 gedefinieerd:

$$m_e = \frac{1}{ns} \sum_{i=1}^{i=n} d_i, \quad (5.1)$$

waarbij m_e de me17-afstand is, n het aantal punten (17 in ons geval), s de afstand tussen pupillen in de manueel geannoteerde grondwaarheid en d_i de Euclidische afstand tussen het gevonden i -de punt en het i -de punt in de manueel geannoteerde grondwaarheid. De deling door de afstand tussen de pupillen doet hier dienst als normalisatie; het feit dat mensen een smal of een breed gezicht hebben heeft geen invloed op de me17-afstand.

Vanzelfsprekend doelen we op een zo laag mogelijke me17-afstand, daar deze kwaliteitsmaat eigenlijk een maat van de gemaakte fout is. In figuur 5.2 is een voorbeeld van de me17-afstand weergegeven waarbij de blauwe punten de grondwaarheden zijn en de rode punten de landmarks van de modelinstantie.



Figuur 5.2: Punten van grondwaarheid en modelinstantie op één afbeelding.

5.2 Modelspecificaties

In deze sectie wordt de performantie van de basisimplementatie [2] waarmee de thesis werd gestart van dichterbij bekeken. We bekijken de huidige sterktes en tekortkomingen van het model. Het model wordt conform opgebouwd aan de methodes uit 3 en wordt gefit zoals beschreven werd in hoofdstuk 4. Er werd gekozen om twee modellen op te bouwen en te bespreken. Het eerste model werd opgebouwd uit 751 foto's uit de MUCT-database (zie sectie 3.3) waarbij enkel de frontale gezichten werden geselecteerd. Dit zijn met andere woorden enkel en alleen de foto's van camera A uit figuur 3.5. Dit model wordt verder MUCT76_A genoemd. Het MUCT76_{All}-model wordt op een gelijkaardige manier opgebouwd, maar hier werd het model getraind met alle 3755 foto's uit de database (camera A, B, C, D en E uit figuur 3.5)

De aanvankelijke implementatie [2] beschikt over de mogelijkheid om het model aan een foto of webcamstream te fitten. Ook het model zelf trainen is mogelijk door een lijstbestand, een definitiebestand, afbeeldingen en grondwaarheden mee te geven als argumenten.

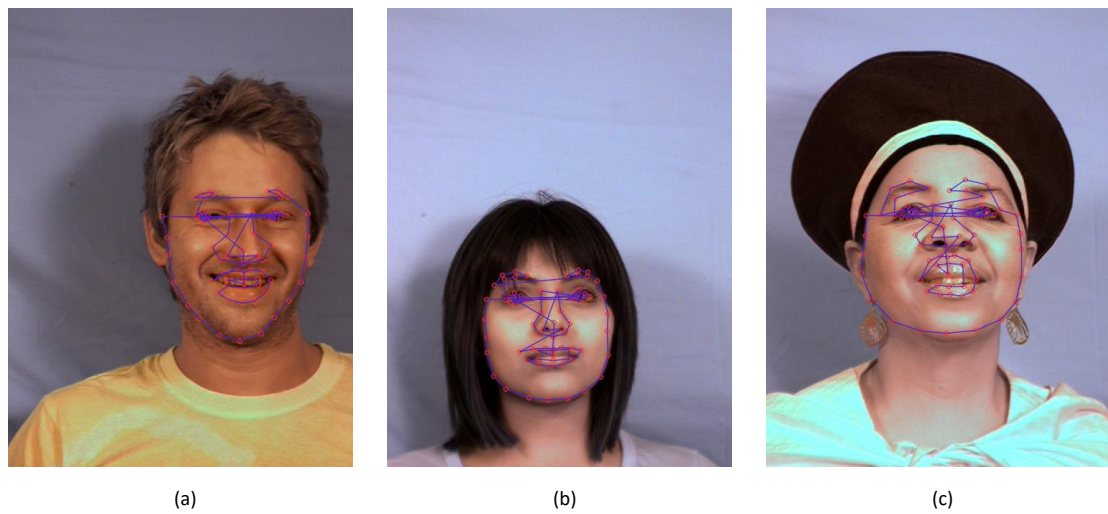
Als laatste wordt ook de mogelijkheid meegegeven om het huidige model te visualiseren en de vormvector \mathbf{b} en al zijn afzonderlijke componenten b_i aan te passen in een range van $-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i}$. Een voorbeeld van dergelijke fitting op een webcamstream is weergegeven in figuur 5.3. De mogelijkheid om videofiles in te lezen werd zelf geïmplementeerd, alsook de optie om de vormvector en landmark-coördinaten per frame weg te schrijven naar een tekstbestand voor verdere bewerkingen.



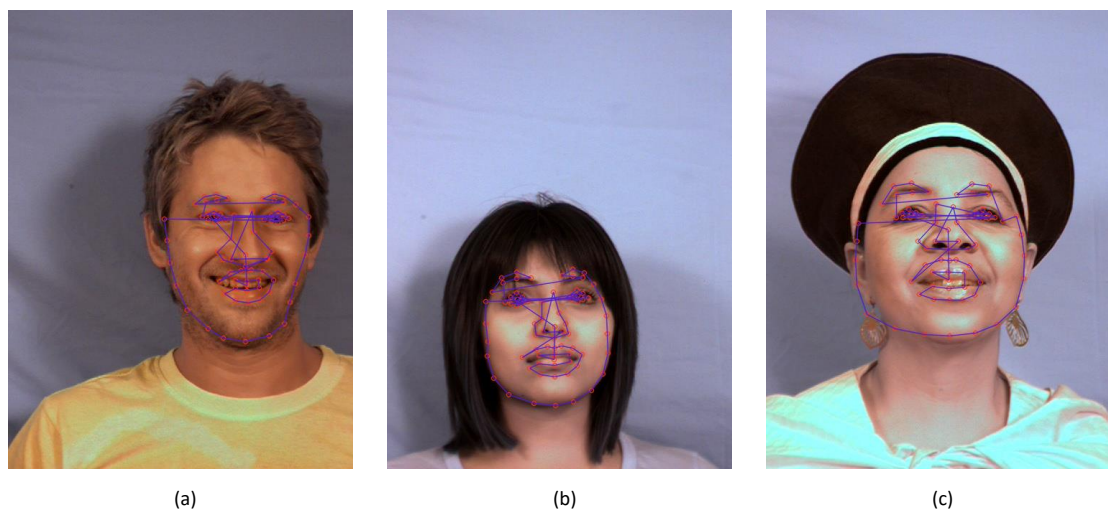
Figuur 5.3: Model $MUCT76_A$ toegepast op een webcamstream.

Beschouwen we de reeks figuren in 5.4 en 5.5. In een eerste fase wordt louter visueel een oordeel geveld over de kwaliteit van het model en de fitting. De testset waarop deze en komende testen werden uitgevoerd, werd opgebouwd uit willekeurig gekozen frontale gezichten uit de MUCT-database, met andere woorden uit een subset van de foto's genomen met camera A die niet in de trainingsset vervat zitten. Er werd geopteerd voor 100 frontale gezichten, daar model $MUCT76_A$ louter werd getraind op frontale gezichten. Ten opzichte van $MUCT76_{All}$ zou dit zeker geen probleem mogen vormen, daar het model ook getraind werd op frontale gezichten. Beide modellen implementeren aanvankelijk de whisker uit sectie 4.2.2 met $p = 4$. Uit de voorbeelden van figuur 5.4 en figuur 5.5 kunnen al snel enkele conclusies worden getrokken.

Zo worden op beide figuurreksen enkele cruciale gezichtsfeatures niet of verkeerd gefit. Beschouwen we in beide figuren 5.4 en 5.5 persoon a, dan zien we dat in de $MUCT76_A$ -variant het rechteroog niet goed gefit wordt. Dit kan problemen opleveren als we in het volgende hoofdstuk conclusies willen trekken omtrent Facial Events. Een tweede probleem is de fitting van de mondhoeken. In beide modellen slaagt het model er niet in om de rechtermondhoek goed vast te leggen. Willen we dus op termijn een glimlach detecteren, dan moet de mondhoek wel degelijk goed gefit worden. Op persoon b van 5.4 en 5.5



Figuur 5.4: Model MUCT76_A toegepast op drie frontale gezichten.



Figuur 5.5: Model MUCT76_{All} toegepast op drie frontale gezichten.

gebeurt de fitting op het eerste zicht een stuk beter. Doch wordt met het MUCT76_A-model de bovenlip verkeerd waargenomen. Het MUCT76_{All}-model laat door zijn bredere testset meer variatie toe, maar deze wordt hier klaarblijkelijk foutief gebruikt; de mond

wordt verkeerd gefit. De fitting op de dame c in beide figuren ondervindt ook heel wat problemen. De mond wordt opnieuw in beide figuren verkeerd geïnterpreteerd. Ook de linkerwenkbrauw van de dame in kwestie wordt niet gefit zoals we verwachten.

Zoals uit hoofdstuk 6 zal blijken, zullen de wenkbrauwen, ogen en mond een cruciale rol spelen in het CFCS-coderingssysteem. Het is dus duidelijk dat dit model met huidige fit-methode momenteel niet zal volstaan om het CFCS-systeem toe te passen. Er moet een optimalisatie worden doorgevoerd. In tabel 5.1 worden de me17-afstanden van de drie voorbeelden uit figuren 5.4 en 5.5 en de gemiddelde me17-afstand voor de besproken testset weergegeven. Het histogram van de me17-fouten van de testset is beschikbaar in bijlage A.

Tabel 5.1: MUCT76_A versus MUCT76_{All}

	afb a	afb b	afb c	testset
MUCT76 _A	0,135	0,069	0,111	0,106 ± 0,035
MUCT76 _{All}	0,081	0,074	0,089	0,104 ± 0,040

5.3 Experimenten en resultaten

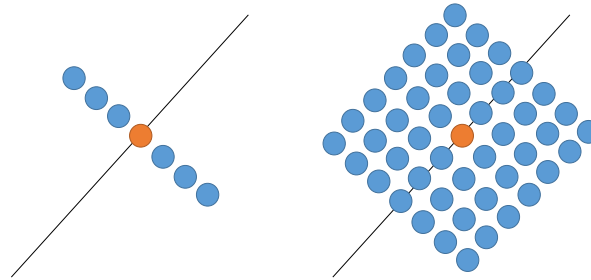
In deze sectie worden enkele uitgevoerde experimenten besproken die al dan niet een invloed hebben op de prestaties van het model.

5.3.1 Patchgroottes

Net zoals in voorgaande sectie 5.2 worden dezelfde drie afbeeldingen uit de MUCT-database gebruikt om deze testen op uit te voeren. De testset van frontale gezichten is hierbij ook identiek aan die uit sectie 5.2. Het subscript 'A' wijst op een model dat werd getraind op camera A-beelden, terwijl het subscript 'All' wijst op een model dat werd getraind op alle camerabeelden (zie 3.3). Algemeen gezien hebben de patchgroottes een enorme invloed op de prestaties van het model, met name in de positieve zin.

Waar p tot voorheen stond voor het aantal punten langs één kant van het ankerpunt in een whisker, loodrecht op de gezichtscontour, staat p in deze sectie voor het aantal punten

langs een kant van het ankerpunt loodrecht op de contour én parallel op de contour. Dit betekent dat waar we in het originele model $2p + 1$ Sobel-waarden samplen, we er vanaf heden $(2p + 1) \times (2p + 1)$ samplen en dit als een rooster met als middelpunt hetzelfde ankerpunt. Een verduidelijkend schema is weergegeven in figuur 5.6.



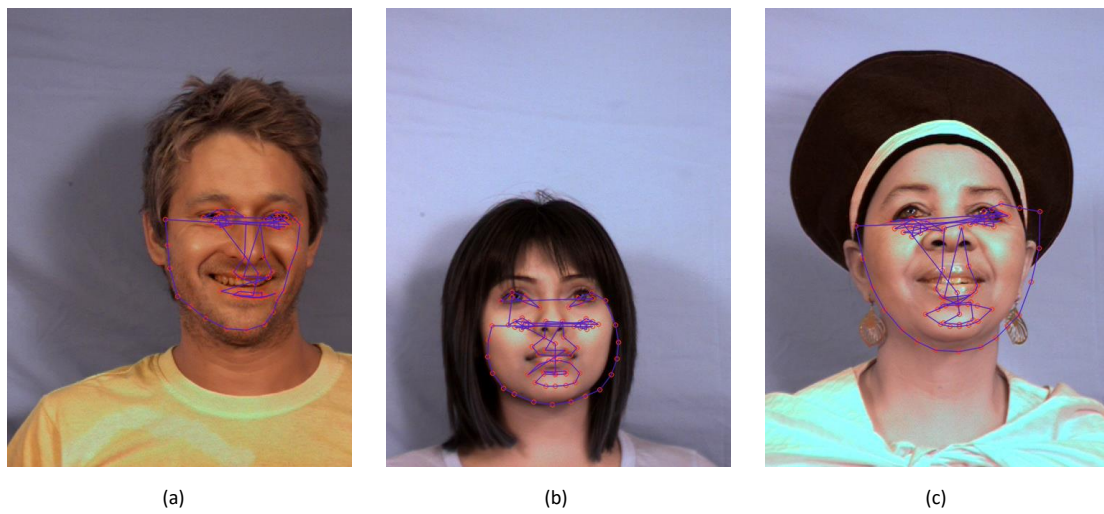
Figuur 5.6: $p = 3$ voor whisker (links) en patch (rechts). Het ankerpunt is in het oranje weergegeven.

3×3 patch

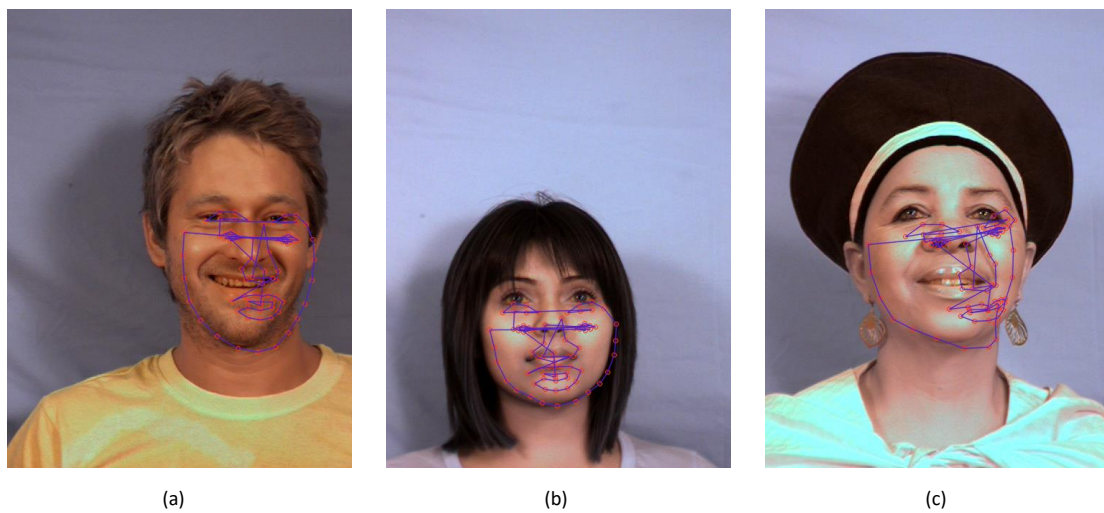
In een eerste poging werd $p = 1$ gekozen zodat patches worden verkregen van 3×3 groot. Dit zijn evenveel punten als de oorspronkelijke whisker, namelijk 9, maar verspreid over een vierkant rooster. De loodrechte en parallelle reikwijdte van de patch is echter niet voldoende groot om een goed resultaat te bekomen zoals is weergegeven in figuur 5.7 en 5.8. Tabel 5.2 bevestigt de slechte visuele resultaten. Een histogram van de me17-fouten is weergegeven in bijlage A.

Tabel 5.2: $\text{MUCT76}_{\text{patch}3 \times 3, \text{A}}$ versus $\text{MUCT76}_{\text{patch}3 \times 3, \text{All}}$

	afb a	afb b	afb c	testset
$\text{MUCT76}_{\text{patch}3 \times 3, \text{A}}$	0, 225	0, 348	0, 382	$0, 286 \pm 0, 108$
$\text{MUCT76}_{\text{patch}3 \times 3, \text{All}}$	0, 382	0, 404	0, 514	$0, 386 \pm 0, 116$



Figuur 5.7: Model $\text{MUCT76}_{\text{patch}3\times3, A}$ toegepast op drie frontale gezichten.



Figuur 5.8: Model $\text{MUCT76}_{\text{patch}3\times3, All}$ toegepast op drie frontale gezichten.

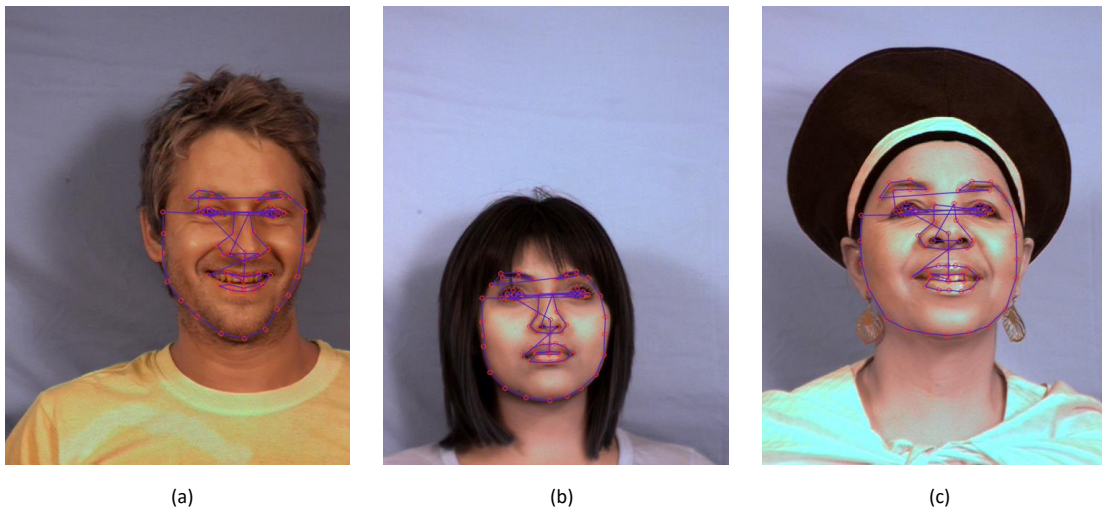
5×5 patch

Voor dit model experiment werd $p = 2$ gekozen zodat patches van 25 punten werden verkregen. De visuele resultaten zijn hier reeds een stuk beter zoals waar te nemen is in figuren

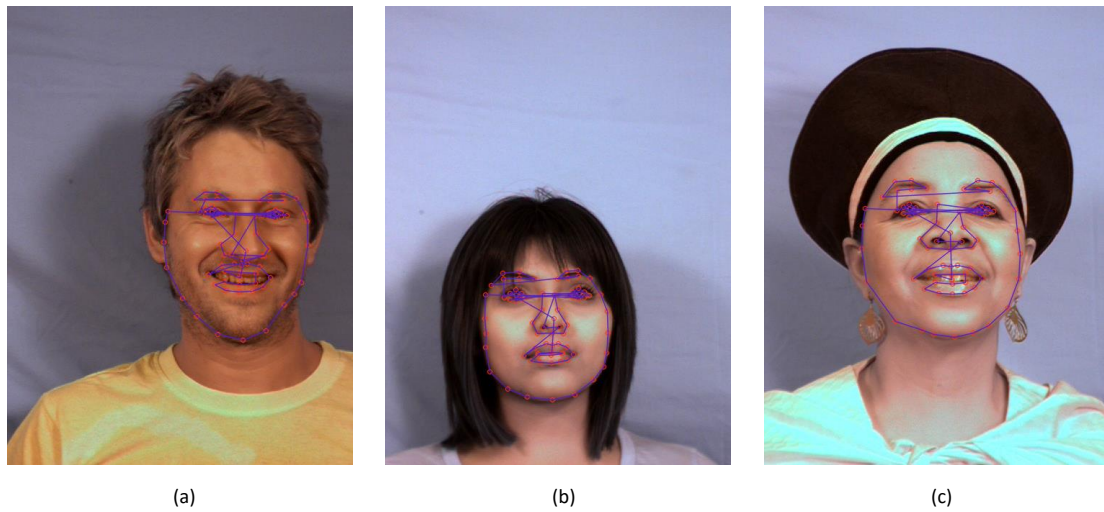
5.9 en 5.10. Tabel 5.3 bevestigt wat we visueel waarnemen; dit model presteert beter dan het originele model met whiskers en beter dan dat met de 3×3 -patch. Opnieuw zijn de histogrammen met de me17-afstand weergegeven in bijlage A.

Tabel 5.3: $MUCT76_{patch5x5,A}$ versus $MUCT76_{patch5x5,All}$.

	afb a	afb b	afb c	testset
$MUCT76_{patch5x5,A}$	0,044	0,034	0,044	$0,065 \pm 0,062$
$MUCT76_{patch5x5,All}$	0,056	0,039	0,042	$0,062 \pm 0,055$



Figuur 5.9: Model $MUCT76_{patch5x5,A}$ toegepast op drie frontale gezichten.



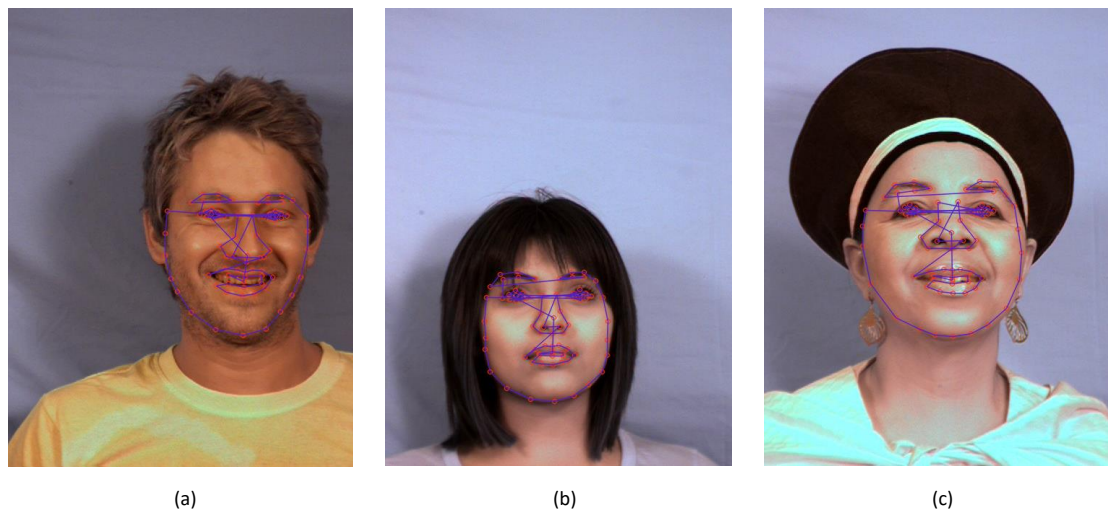
Figuur 5.10: Model $\text{MUCT76}_{\text{patch}5 \times 5, \text{All}}$ toegepast op drie frontale gezichten.

7×7 patch

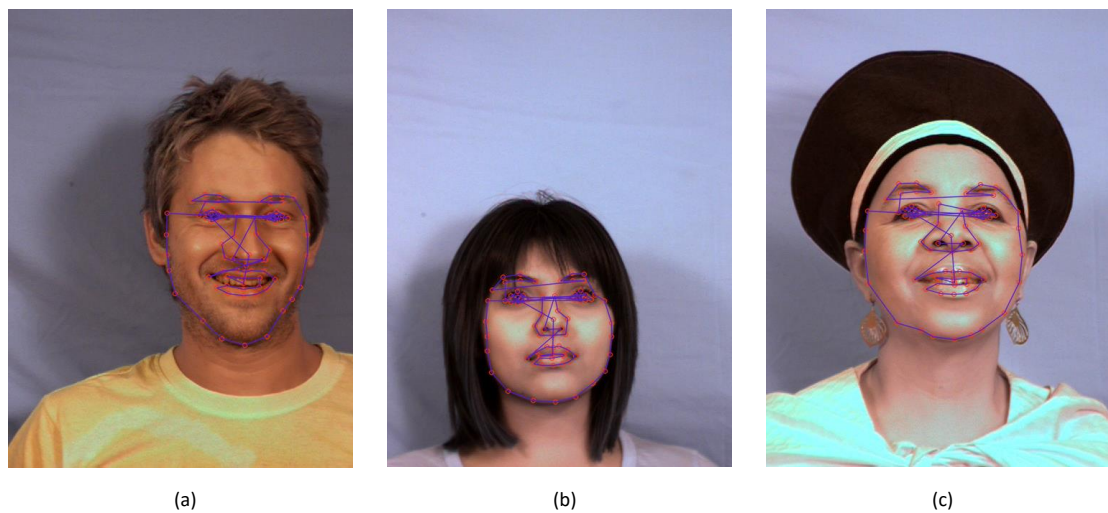
Voor deze patch werd geopteerd voor $p = 3$. De patches zijn nu 49 Sobel-samples groot en de covariantiematrix per landmark is 49×49 groot. De resultaten gaan er nog steeds op vooruit, wat blijkt uit de berekende me17-afstanden en de visuele weergaven. Figuur 5.11 en 5.12 geven enkele voorbeelden weer van dit model. Tabel 5.4 bevestigt wat we visueel waarnemen; ten opzichte van het (5×5) -model presteert dit model beter. Opnieuw zijn de histogrammen met de me17-afstand terug te vinden in bijlage A.

Tabel 5.4: $\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, \text{A}}$ versus $\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, \text{All}}$.

	afb a	afb b	afb c	testset
$\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, \text{A}}$	0,041	0,038	0,043	$0,052 \pm 0,039$
$\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, \text{All}}$	0,047	0,050	0,045	$0,052 \pm 0,041$



Figuur 5.11: Model $\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, A}$ toegepast op drie frontale gezichten.



Figuur 5.12: Model $\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, All}$ toegepast op drie frontale gezichten.

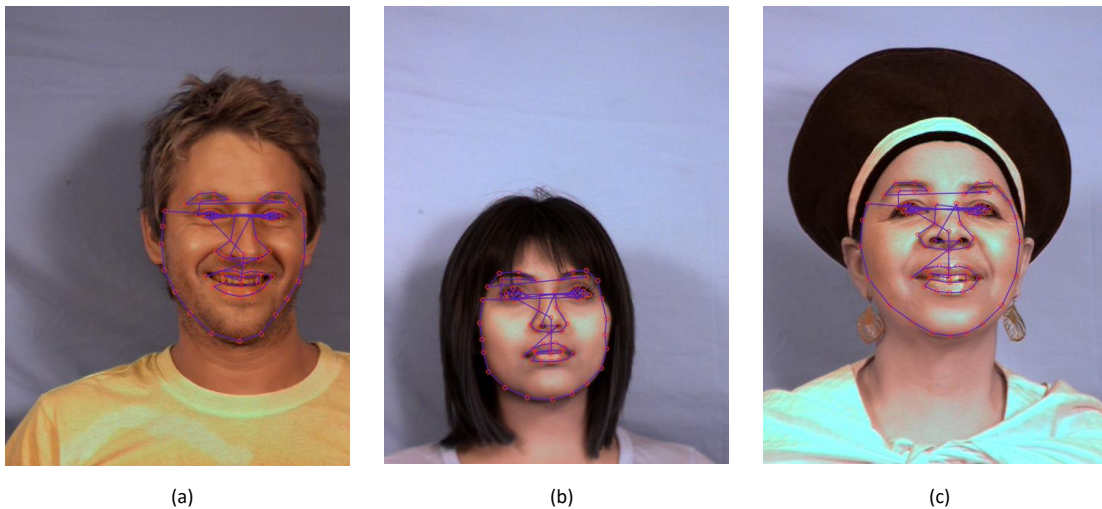
9×9 patch

De laatste test met betrekking tot patchgroottes werd uitgevoerd met $p = 4$. Dit is een speciaal geval, daar het oorspronkelijke model een whisker implementeerde van 9 Sobel-

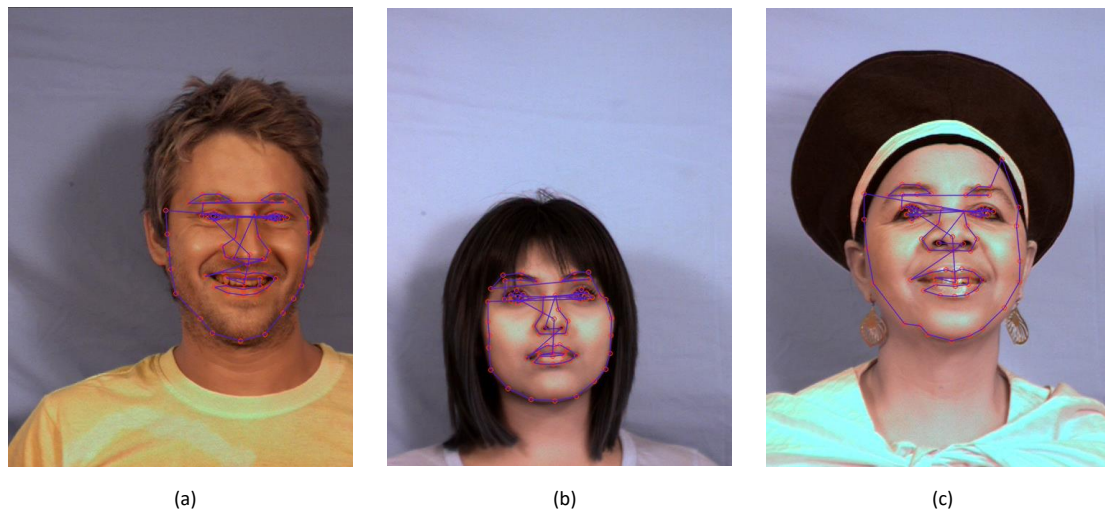
samples lang. Dit betekent dat dit model deze oorspronkelijk whisker uitbreidt met vier even grote whiskers aan weerskanten van de oorspronkelijke whisker. De patches bestaan op dit moment uit 81 elementen en de covariantiematrix van een landmark is er één van (81×81) groot. De me17-afstand wordt nog wat geoptimaliseerd. Resultaten zijn weergegeven in figuur 5.13, figuur 5.14, tabel 5.5 en bijlage A.

Tabel 5.5: $\text{MUCT76}_{\text{patch9x9,A}}$ versus $\text{MUCT76}_{\text{patch9x9,All}}$.

	afb a	afb b	afb c	testset
$\text{MUCT76}_{\text{patch9x9,A}}$	0,036	0,040	0,058	$0,049 \pm 0,032$
$\text{MUCT76}_{\text{patch9x9,All}}$	0,037	0,045	0,084	$0,045 \pm 0,025$



Figuur 5.13: Model $\text{MUCT76}_{\text{patch9x9,A}}$ toegepast op drie frontale gezichten.



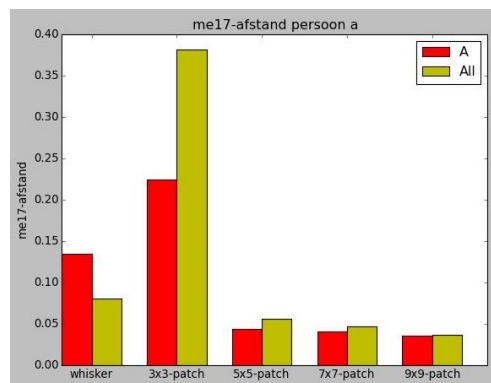
Figuur 5.14: Model $MUCT76_{patch9 \times 9, All}$ toegepast op drie frontale gezichten.

Conclusie whisker versus patch

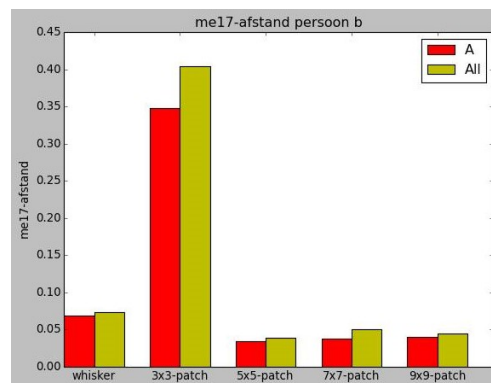
De aanvankelijk implementatie gaat uit van een methode waar whiskers worden gebruikt om de Sobel-waarden te samplen en deze vervolgens te vergelijken met het gemiddelde van de whiskersample op dat niveau en op dat punt. Doch worden hierbij enkele cruciale gezichtsfeatures zoals mond- en ooghoeken niet altijd correct gefit. Daartoe werd voorgesteld de whisker te vervangen door een patch. Deze aanpassing heeft als gevolg dat het model zijn aanvankelijk landmark in elke 2D-richtingen kan verplaatsen, waar dat tot voorheen enkel in de loodrechte richting op de contour was. Daarnaast geeft het samplen van de Sobel-waarden niet enkel meer een indicatie van een rand loodrecht op de contour, maar ook omtrent de gehele gradiënt rond een landmark. Uit voorgaande testen blijkt dat een grotere patch betere resultaten oplevert in termen van een kleinere $me17$ -afstand. Een nadeel is echter de verwerkingstijd die toeneemt. Realtime beelden verwerken wordt op dit moment moeilijk, waardoor de webcamstream of videoimplementatie met het fit-proces stroef verloopt.

Verder onderzoek naar de coördinaten van landmarks op video's wordt bijgevolg uitgevoerd door per frame de coördinaten en \mathbf{b} -vector uit te schrijven in een tekstbestand. Vervolgens kan dit tekstbestand, verkregen uit preprocessing, gebruikt worden om onderzoek te doen

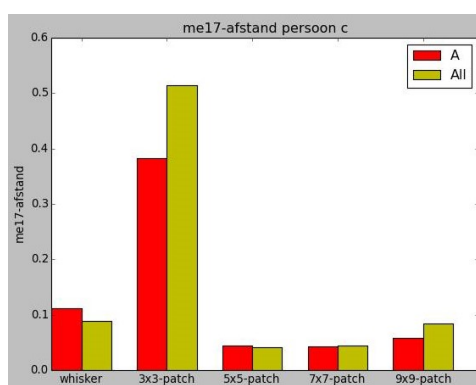
naar de link tussen Facial Events en de gevonden gezichtscoördinaten van het model. De resultaten van alle beschreven modellen worden weergegeven in tabel 5.6 en figuren 5.15, 5.16, 5.17 en 5.18. We kunnen waarnemen dat de me17-afstand convergeert bij een model met patchgrootte (7×7); de gemiddelde me17-fout neemt vanaf dit punt verder weinig af. Uit tabel 5.6 volgt dat de me17-afstand ongeveer met de helft is afgenomen vanaf een patchgrootte van 7×7 ten opzichte van het originele model met whisker. Dit impliceert een verbetering van 50%. Voor verdere statistieken wordt doorverwezen naar de histogrammen in bijlage A.



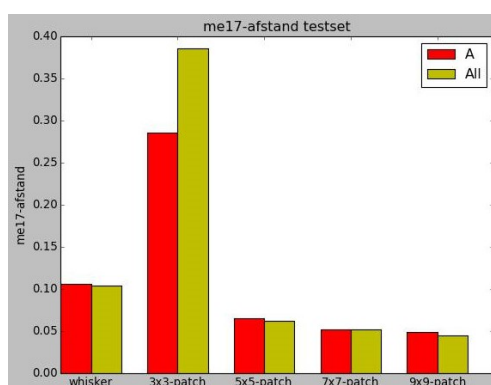
Figuur 5.15: Vergelijking van alle modellen en hun gemiddelde me17-afstand op persoon a.



Figuur 5.16: Vergelijking van alle modellen en hun me17-afstand op persoon b.



Figuur 5.17: Vergelijking van alle modellen en hun me17-afstand op persoon c.



Figuur 5.18: Vergelijking van alle modellen en hun me17-afstand op de testset.

Tabel 5.6: Vergelijking van alle gemiddeldes van voorgaande modellen op de testset.

	MUCT76	MUCT76 _{patch3x3}	MUCT76 _{patch5x5}	MUCT76 _{patch7x7}	MUCT76 _{patch9x9}
A	0,106 ± 0,035	0,286 ± 0,108	0,065 ± 0,062	0,052 ± 0,039	0,049 ± 0,032
All	0,104 ± 0,040	0,386 ± 0,116	0,062 ± 0,055	0,052 ± 0,041	0,045 ± 0,025

5.3.2 Toevoeging van vervaging

In een poging het model robuuster te maken, werden experimenten uitgevoerd met de toevoeging van een artificiële blur of vervaging. Dit vanuit de filosofie dat de landmarks op de trainingsbeelden door mensen werden geplaatst en dus niet exact op pixelniveau overall even nauwkeurig werden geplaatst. Het toevoegen van een vervaging op de trainingsafbeelding alvorens te trainen, kan ervoor zorgen dat de nauwkeurige plaatsing van de landmark een minder grote rol speelt. Ook tijdens het fit-proces kan een blur handig zijn, daar de

contouren van een menselijk gezicht nog steeds waarneembaar zijn en minder relevante randen zoals rimpels verdwijnen.

Voor de experimenten werden verschillende blur-mogelijkheden overwogen. Zo werd gekozen voor een simpele genormaliseerde box filter met groottes 3×3 , 5×5 , 7×7 en een Gaussiaanse filter met kernegroottes 3×3 , 5×5 , 7×7 . Bij de Gaussiaanse filters worden de standaarddeviaties σ 's in de x- en y-richting intern berekend op basis van de kernegrootte. Een voorbeeld van de toepassing van verschillende filters is weergegeven in figuur 5.3.2.

Uit de resultaten van sectie 5.3.1 bleek dat het model waarin een 7×7 -patch gebruikt wordt om de 'All'-dataset aan te leren één van de betere opties is voor het meest performante resultaat in termen van me17-afstand. De sterke toename in verwerkingstijd die de 9×9 -patch introduceert weegt niet op tegen de geringe me17-reductie. Vanwege deze reden wordt dit model niet verder gebruikt en wordt het $\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, \text{All}}$ -model gebruikt als basis voor deze experimenten.

Vervolgens werden zeven modellen gedefinieerd waarvan de trainingssets (alle camerabeelden) al dan niet van een artificiële blur werden voorzien. Eén model is het originele $\text{MUCT76}_{\text{patch}7 \times 7, \text{All}}$ -model waar geen extra blur werd toegepast. Drie modellen werden opgebouwd door de trainingsbeelden te convolueren met een genormaliseerde box filter van verschillende groottes: 3×3 , 5×5 en 7×7 . Nog drie modellen werden opgebouwd door een Gaussiaanse filter toe te passen met dezelfde kernegroottes. Vervolgens werden alle modellen gebruikt om een fit-proces uit te voeren waarbij de onbekende afbeelding al dan niet ook één van voorgaande vervagingen onderging.

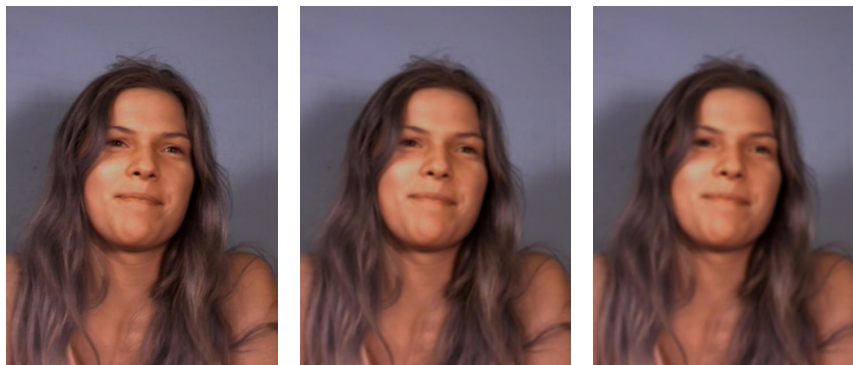
De resultaten zijn weergegeven in tabel 5.7 waarbij de rijen de verschillende modellen voorstellen en de kolommen de afbeeldingenreeks waarop de fit wordt uitgevoerd. De histogrammen van de resultaten zijn weergegeven in bijlage B. We merken hierbij op dat bepaalde combinaties niet werden getest omdat deze niet als relevant werden beschouwd. De weergegeven waarden zijn de gemiddelde me17-afstanden van de testset van honderd frontale afbeeldingen uit sectie 5.2.

Conclusie vervaging

Zoals uit tabel 5.7 blijkt, wordt het beste resultaat gerealiseerd door bij opbouw van het model een Gaussiaanse filter met kernel 3×3 te convolueren met alle trainingsafbeeldingen. We hebben echter bedenkingen bij de geringe toename in performantie en de toegenomen



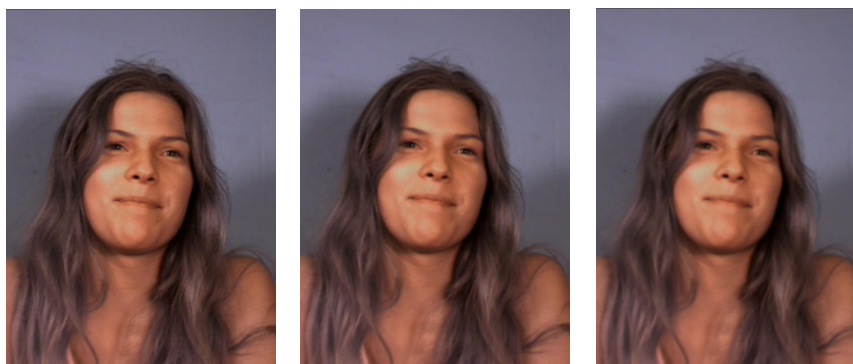
(a)

Figuur 5.19: Originele afbeelding.

(a)

(b)

(c)

Figuur 5.20: Genormaliseerde box filter met kernelgrootte 3×3 , 5×5 en 7×7 .

(a)

(b)

(c)

Figuur 5.21: Gaussiaanse filter met kernelgrootte 3×3 , 5×5 en 7×7 .

Tabel 5.7: Resultaten van de vervaging bij build- en fit-fase van het MUCT76_{parch7x7}All-model.

		fit						
		no blur	box 3 × 3	box 5 × 5	box 7 × 7	Gaus 3 × 3	Gaus 5 × 5	Gaus 7 × 7
build	no blur	0,052 ± 0,039	0,063 ± 0,057	0,114 ± 0,083	0,186 ± 0,091	0,059 ± 0,053	0,066 ± 0,059	0,089 ± 0,075
	box 3 × 3	0,053 ± 0,041	0,057 ± 0,056					
	box 5 × 5	0,136 ± 0,107		0,094 ± 0,079				
	box 7 × 7	0,232 ± 0,131			0,142 ± 0,095			
	Gaus 3 × 3	0,051 ± 0,040				0,055 ± 0,052		
	Gaus 5 × 5	0,052 ± 0,040					0,061 ± 0,059	
	Gaus 7 × 7	0,071 ± 0,057						0,069 ± 0,067

opbouwtijd die het model vereist. Over het algemeen presteren de modellen met Gaussiaanse vervaging beter dan die met een genormaliseerde box filter wat uit de tabel 5.7 volgt. Een build- en fit-proces zonder vervaging presteert immers minstens even goed als een equivalent met vervaging. Het is dan ook logisch dat een filter die een groter gewicht toekent aan de originele pixel op die locatie, dan ook beter presteert dan een genormaliseerde box filter die geen gewichten toekent. Tijdens het fit-proces een vervaging toepassen op de onbekende beelden heeft algemeen gezien een nefaste invloed op de resultaten. De vermoedens dat een vervaging een robuuster geheel zou opleveren, werden dus teniet gedaan. Dit betekent dat het aanvankelijke annotatieproces nauwkeurig plaatsvond zodat een extra marge geen positieve invloed heeft op het build-proces. Ook het fit-proces maakt hierbij geen vooruitgang.

De toegevoegde artificiële blur zorgt voor te veel verwarring bij het model waardoor de resultaten in dalende lijn evolueren. We maken hierbij echter een kanttekening bij het 'no blur'-aspect. Door het opbouwen van de Gaussiaanse piramide in zowel de build- als fit-fase passen we namelijk achterliggend reeds een Gaussiaanse vervaging toe. De term 'no blur' wijst dus op geen bijkomende vervagingen naast de Gaussiaanse blur bij de opbouw van de piramide. Hetzelfde is geldig voor alle andere build- en fit-combinaties.

5.4 Besluit

In de voorgaande secties werden de experimenten besproken met als doel een beter model te verkrijgen dat de punten beter fit. De integratie van de patch en de toenemende grootte ervan leiden tot een proces waarbij de me17-fout sterk gereduceerd wordt. We moeten daarbij vermelden dat zowel het opbouwproces van het model, als het fit-proces qua verwerkingstijd toeneemt. De me17-fout die gemaakt wordt bij een patch van (7×7) is reeds aanvaardbaar en geniet de voorkeur ten opzichte van een (9×9) -model met minieme me17-reductie wegens zijn snellere verwerkingstijd. Het idee om een vervaging tijdens de build- en fit-fase toe te passen om een robuuster model te verkrijgen, werd na de experimenten in 5.3.2 verworpen. Er werd immers reeds een blur toegevoegd bij het opbouwen van de Gaussiaanse piramide waardoor de extra toevoeging ervan een negatieve invloed op het model heeft. De resterende hoofdstukken in dit werk worden verder behandeld met het $\text{MUCT76}_{\text{patch7x7,All}}$ -model zonder enige vorm van bijkomende blur. Dit wegens zijn toelaatbare me17-fout, zijn aanneembare verwerkingstijd en de variatie aanwezig in de ruime trainingsset.

Hoofdstuk 6

Active Shape Model als methode om pijnbeleving waar te nemen

In dit hoofdstuk wordt het Active Shape Model uit de voorgaande hoofdstukken beschouwd als tool om videobeelden van de Child Facial Coding Scale (CFCS) te voorzien. In een eerste deel wordt uitgelegd wat het CFCS is en welke componenten het bevat. Daarna wordt overgegaan op de featureselectie die een indicatie geeft van de Facial Events. Daaropvolgend wordt het machine learning-concept besproken. Het hoofdstuk wordt afgesloten met een sectie die de testset, experimenten en resultaten bundelt.

6.1 Child Facial Coding Scale

Zoals werd vermeld in sectie 1.3 kunnen gelaatsuitdrukkingen een indicatie zijn van de ervaren pijn. We moeten daartoe op het gezicht enkele acties en veranderingen kunnen waarnemen alvorens een indicatie van pijn kan worden geconcludeerd. Hiertoe werd op het einde van de twintigste eeuw de Child Facial Coding Scale (CFCS) geïntroduceerd [57]. Dit systeem is gebaseerd op het Facial Action Coding System (FACS) [58] en focust zich op specifieke Action Units van kinderen. Het FACS definieert zogenaamde Action Units of AU's die een contractie of relaxatie van één of meerdere gezichtsspieren beschrijft. Bepaalde van deze AU's, onder de vorm van de CFCS-subset, kunnen met elkaar gelinkt worden om zo conclusies te trekken omtrent pijnbeleving bij kinderen. Een overzicht van alle Action Units uit het FACS kan teruggevonden worden in [59].

De Child Facial Coding Scale (CFCS) kan worden gezien als een subset van het FACS,

maar specifiek op kinderen toegepast. Hiertoe worden dertien specifieke AU's geselecteerd. De geselecteerde Facial Actions worden gedefinieerd als:

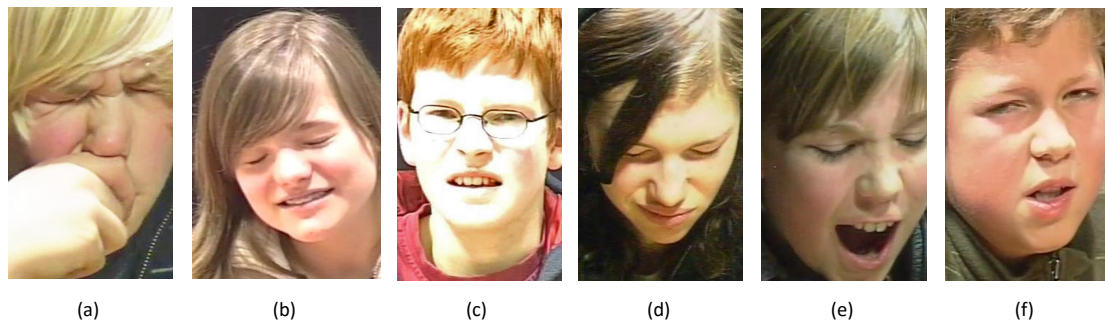
1. brow lower;
2. squint;
3. eye squeeze;
4. blink;
5. flared nostril;
6. nose wrinkler;
7. nasolabial furrow;
8. cheek raiser;
9. open lips;
10. upper lip raise;
11. lip corner puller;
12. horizontal mouth stretch;
13. vertical mouth stretch.

In figuur 6.1 worden enkele voorbeelden gegeven van de geselecteerde Action Units uit [59] die in de CFCS werden opgenomen. De voorbeeldafbeeldingen uit figuur 6.1 worden telkens voorzien van een toepassingsvoorbeeld uit de aangeleverde dataset van prof. Vervoort waarin kinderen de Facial Events uitvoeren. Dit is weergegeven in figuur 6.2.



Figuur 6.1: (a): brow lower, (b): cheek raiser, (c): upper lip raise, (d): lip corner puller, (e): vertical mouth stretch, (f): squint.

Drie van deze Action Units (4, 5 en 9) worden binair gecodeerd; ze zijn aanwezig (1) of afwezig (0). De rest van de Facial Events worden gecodeerd op basis van aanwezigheid en



Figuur 6.2: (a): brow lower, (b): cheek raiser, (c): upper lip raise, (d): lip corner puller, (e): vertical mouth stretch, (f): squint.

intensiteit. Dit gebeurt op een schaal van 0 (afwezig) tot 2 (sterk aanwezig). Verder zijn er zes van de dertien Facial Events (1, 2, 3, 6, 8 en 10) die als belangrijkste indicatoren worden beschouwd.

In de praktijk wordt een videosequentie, waarin kinderen aan een vorm van pijn worden blootgesteld, geanalyseerd door opgeleide annotatiepersonen. Deze personen analyseren elke seconde van de video aan de hand van een beeldframe waarop ze een CFCS Coding Sheet invullen. Dit is een formulier waarop bij elke seconde een rij moet worden ingevuld met annotatiewaarden, naargelang het voorkomen van een Facial Event in de kolom. Een voorbeeld van dergelijke CFCS Coding Sheet is weergegeven in figuur 6.3.

Time	BRLOi	SQTI	ESQj	BNK	FNST	NWRi	NLFi	CHRi	OL	ULRI	LCPI	VMSTI	HMSTI
1	0	0	1	0	0	2	1	0	1	0	1	1	0
2	1	1	2	1	1	2	1	2	1	1	1	1	1
3	2	0	2	0	0	2	2	2	1	2	0	1	2
4	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0
5	2	0	0	0	1	1	2	0	1	0	0	0	2
6	1	2	1	1	0	1	1	1	0	1	1	2	1
7	1	2	0	1	0	0	0	1	0	0	2	2	0
...													

Figuur 6.3: CFCS Coding Sheet.

Hier komt het applicatiedoel nogmaals naar voren: we willen een systeem ontwerpen dat dergelijk CFCS Coding Sheet automatisch kan invullen zodat veel tijd en mankracht bespaard wordt.

6.2 Classificatie met machinaal leren

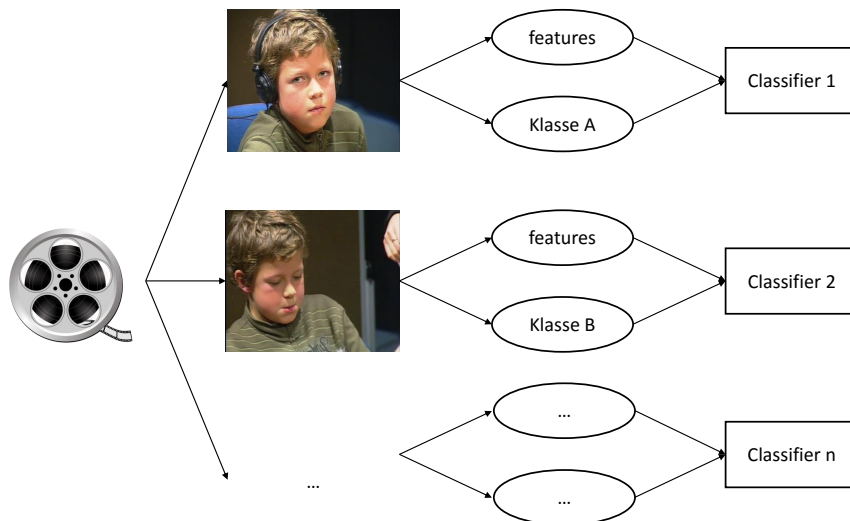
In onderdeel 5.4 werd de keuze gemaakt om met één ASM-model met optimale parameters verder te werken. In de rest van dit hoofdstuk wordt dit model als black box beschouwd dat als input een videoframe krijgt en dat als output de coördinaten van de gevonden landmarks en de vector \mathbf{b} per frame naar buiten brengt. Er wordt hierbij verondersteld dat het model optimaal functioneert zodat we ons kunnen toespitsen op de Action Units en machine learning-technieken zelf.

In een volgende stap wordt een classifier getraind. Een classifier is een algoritme dat een classificatieprobleem oplost. Een simpel voorbeeld is een weg-classifier die in een beeldframe kan detecteren wat weg is en wat niet. De pixels in het beeld werden hierbij in de trainingsfase geclassificeerd onder de klassen 'weg' en 'geen weg'. Dergelijke classifier wordt in onze toepassing aangemaakt met als doel het detecteren van de aanwezigheid van één van de dertien vooraf aangeleerde CFCS-Action Units. Hiertoe moet de classifier getraind worden; we voorzien de classifier van veel nuttige data (features), vergezeld van een grondwaarheid die duidt op de gedoelde klasse (label). Deze features moeten doordacht gekozen worden daar deze data kenmerkend zijn aan een bepaalde klasse, in ons geval een Action Unit. In het voorbeeld van de weg-classifier kan de RGB-waarde van een pixel gebruikt worden als feature, daar een object uit de klasse 'weg' een specifieke RGB-waarde heeft die verschilt van de RGB-waarde van omliggende objecten. De selectie van de features wordt besproken in 6.2.2.

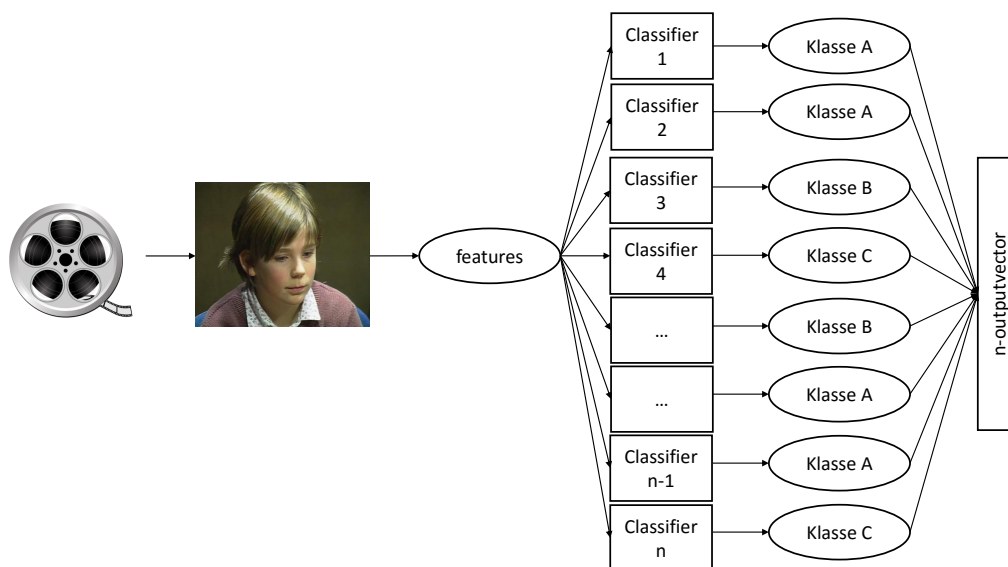
Eenmaal de classifier voorzien werd van genoeg trainingsdata, kunnen we een nieuwe onbekende featurevector van hetzelfde formaat als de trainingsvector aan de classifier aanleveren. De classifier probeert vervolgens de feature te classificeren zodat een label verkregen wordt van de klasse waarin de feature geclassificeerd werd.

In het kader van deze thesis zullen de features gekozen worden op basis van de landmark-coördinaten, de \mathbf{b} -vector of afleidingen op basis van beide. Vervolgens zal elk van de dertien Action Units gemodelleerd worden als een classifier die bestaat uit twee klassen (AU 4, 5 en 9) of drie klassen (AU 1, 2, 3, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13). We zullen dus uiteindelijk over dertien machines beschikken die elk de aanwezigheid van één AU kan detecteren. Iedere classifier ondergaat daarbij een training waarna onbekende data aan iedere classifier kunnen worden aangelegd. De classifier voorziet ons daaropvolgend van dertien labels (0,1 of 2) die elk staan voor de aan- of afwezigheid van één van de dertien AU's. Een schema van het

trainingsproces is gegeven in figuur 6.4 waarbij n het aantal AU's voorstelt. Een schema van de voorspellingsfase waar een klasse wordt toegekend aan een onbekende featurevector wordt in figuur 6.5 getoond.



Figuur 6.4: Schema van de classifier-training.



Figuur 6.5: Schema van de classifier-voorspelling.

6.2.1 De CFCS-dataset

De geannoteerde beelden die door prof. Vervoort werden aangeleverd, zijn niet optimaal met het zicht op feature-extractie. Allereerst werden de beelden niet met een frontale camera opgenomen. In principe zou het gebruikte model deze misoriëntatie moeten kunnen opvangen, maar dat kan het slechts in beperkte mate. Zoals blijkt uit figuur 3.5 mag er zowel in het horizontale als in het verticale vlak slechts 20° worden afgeweken ten opzichte van de frontale houding. De camerapositie en het gezicht bevinden zich veelal buiten deze grenzen waardoor het model niet optimaal wordt gefit. Ook kan men de testpersoon vragen om frontaal in de camera te blijven kijken gedurende de experimenten. Dit werd jammer genoeg niet gevraagd tijdens het opnemen van de verkregen databeelden waardoor de gezichtsoriëntatie sterk varieert tijdens de opnames. Dit heeft als resultaat dat de gezichtsdetector niet altijd een gezicht vindt en - indien een gezicht gedetecteerd wordt - het ASM-model niet correct wordt gefit. Een stabiele opname met één frontale camera waarin de testpersoon recht voor zich blijft kijken, zou optimaal zijn. Een voorbeeld van zo'n probleemsituatie is weergegeven in figuur 6.6.



Figuur 6.6: De positionering van de camera en het hoofd kan voor problemen zorgen.

Een tweede probleem in de aangeleverde dataset is de belichting. Schaduwen, veroorzaakt door een externe lichtbron, kunnen een probleem vormen voor het ASM-model. Deze schaduwen kunnen namelijk randen induceren die op het fysieke gezicht niet aanwezig zijn. Idealiter worden vele spots geplaatst die het gezicht ontdoen van elke schaduw die als verwarrend voor het model kan worden beschouwd. Hierbij moeten we echter rekening houden met het feit dat dergelijke belichting ervoor kan zorgen dat de testpersoon zijn ogen reeds wat toeknijpt of andere gezichtsspieren opspant. Deze Facial Events worden

opgewekt door de externe belichting en niet door de pijnbeleving zelf, een probleem dat de psychologische kant van het onderzoek kan belemmeren. Daartoe dient een eventuele spot tijdens de opnames strategisch geplaatst te worden en moet deze - in de mate van het mogelijke - voorzien worden van een diffusiefilter. Een voorbeeld van dergelijke ongewenste schaduwen is weergegeven in figuur 6.7.



Figuur 6.7: Externe belichting kan zorgen voor ongewenste schaduwen.

Een laatste probleem die de aanvankelijke dataset omvat is het feit dat bepaalde gezichts-onderdelen - al dan niet bewust - worden afgedekt. Wordt de mond afgedekt met een hand, dan kan het model zich onmogelijk fitten op deze gezichtszone. Niet alleen kunnen geen verdere conclusies omtrent FE's met betrekking tot de mond gemaakt worden, maar het hele ASM-model gaat zich verkeerd mappen. De neus zal zich bijvoorbeeld, ten opzichte van de mond steeds op dezelfde relatieve positie bevinden. Als de mond verkeerd gemapt wordt, bestaat de kans dat de neus zich ook verkeerd zal mappen wegens de relatie in relatieve afstanden. Een voorbeeld van dergelijk probleem is weergegeven in 6.8.

Het is duidelijk dat - zeker gezien de vroege ontwikkelfase - er betere data-beelden vereist zijn waarop de Facial Events expliciet waarneembaar zijn. Idealiter zouden er nieuwe beelden moeten worden opgenomen waarbij kinderen in een frontale camera kijken en daarbij een CPT-test ondergaan. Er werd echter geopteerd om beelden te maken waarbij medestudenten frontaal in de camera kijken en hierbij een aantal Facial Events uitvoeren. Deze beelden werden opgenomen met GoPro HERO4 Black-camera's [60] aan dertig frames per seconde met een resolutie van 720p. Testpersonen namen plaats aan een tafel waarbij een camera op ± 30 cm van hun gezicht werd geplaatst. De camera werd bevestigd op een eigenhandig gefabriceerd houten statief met zuignap. Ten opzichte van de testpersoon werden er schuin twee spots van het type NanGuang CN-1200CH op ± 80 cm geplaatst. De



Figuur 6.8: Het afdekken van gezichtsonderdelen kan het ASM-model verwarren.

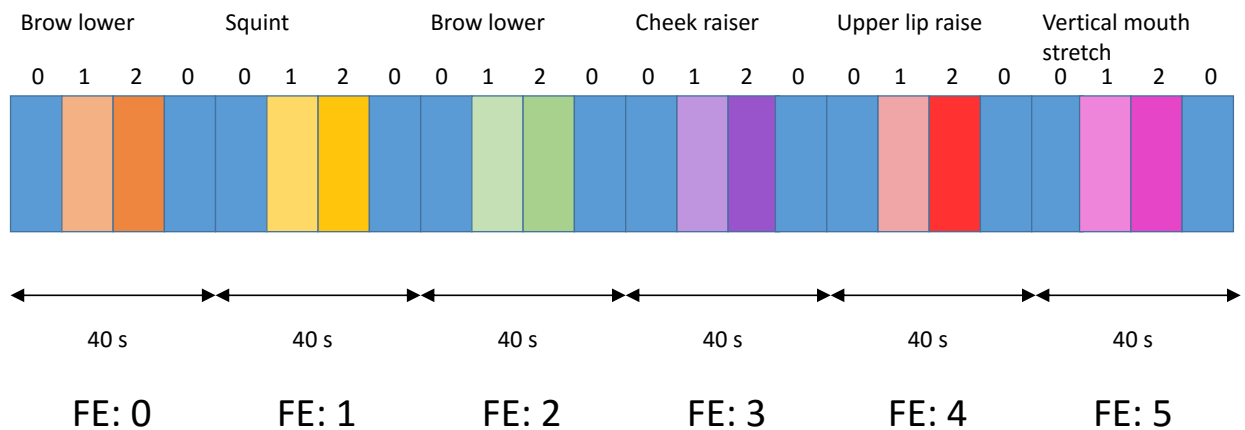
hele testopstelling werd in een green key-studio geplaatst zodat het ASM-model zo weinig mogelijk verwarring kon ervaren van achtergrondtexturen. De opstelling is weergegeven in figuur 6.2.1.



Figuur 6.9: Opstelling voor de nieuwe opnames (links) en houten statief (rechts).

Vervolgens werden er acht personen uitgenodigd die elk een vooraf beschreven scenario uitvoerden gedurende een viertal minuten. De videosequentie werd per persoon tweemaal na elkaar opgenomen als redundantie mocht er iets verkeerd lopen in de eerste video. De tijdsindeling van het scenario is weergegeven in figuur 6.10.

Eén opname duurt $6 \cdot 40 = 240$ seconden en wordt opgedeeld in zes slots van 40 seconden. Elk slot wordt nogmaals opgedeeld in subslots van 10 seconden. Aan elk slot wordt een FE-



Figuur 6.10: Het draaiboek van één opname van vier minuten.

getal van 0 tot en met 5 meegegeven dat wijst op het uitgevoerde Facial Event tijdens dat slot. Een slot met bijvoorbeeld FE-waarde 0 wijst op een videosequentie van 40 seconden waarin de actie 'brow lower' wordt uitgevoerd. In dergelijk slot wordt gestart met een neutrale gezichtshouding in het eerste subslot (= klasse 0) waarna het desbetreffende Facial Event in beperkte mate wordt uitgevoerd (= klasse 1) in een tweede subslot. In een derde subslot wordt gevraagd de actie beduidend uit te voeren (= klasse 2). In het laatste subslot wordt opnieuw een neutrale gelaatsexpressie uitgevoerd (klasse = 0). Vier opeenvolgende fragmenten uit de subslots voor FE-getal 5 zijn weergegeven in figuur 6.11.



Figuur 6.11: Vier opeenvolgende subslot-fragmenten uit slot met FE-getal 5.

In totaal werden er acht personen gefilmd, waarbij er telkens twee sequentie van 240 se-

conden werden opgenomen. Beide sequenties krijgen als werknaam de persoonsnaam en letter 'a' of 'b' toegewezen naargelang het over de eerste of tweede videosequentie gaat. Het daaropvolgende cijfer is het FE-getal en wijst op het slot. Een verduidelijkende tabel voor de testpersoon Robert is weergegeven in tabel 6.1. Na afloop van de opnames beschikken we over zestien video's oftewel 96 slots waarvan er 16 telkens overeenkomen met één FE-getal. Het nut van de opdeling in slots komt aan bod in sectie 6.2.3.

Tabel 6.1: Opdeling van beide videosequenties voor testpersoon Robert.

Testpersoon	Videosequentie	Facial event
Robert	Robert_a	Robert_a_0
		Robert_a_1
		Robert_a_2
		Robert_a_3
		Robert_a_4
		Robert_a_5
	Robert_b	Robert_b_0
		Robert_b_1
		Robert_b_2
		Robert_b_3
		Robert_b_4
		Robert_b_5

6.2.2 Selectie van features

In de bedoelde applicatie dienen er videosequenties te worden geanalyseerd. Dit zal gebeuren door de afzonderlijke slots te annoteren (zie sectie 1.3 en 6.2.1) en deze vervolgens aan te leren aan een machine. Het annotatieproces vindt plaats door iedere seconde een frame uit de video of slot te extraheren en deze te annoteren volgens het CFCS-systeem. De Child Facial Coding Scale (CFCS) bestaat, zoals reeds vermeld werd, uit dertien AU's die een indicatie geven van pijnbeleving bij kinderen. Een zestal van deze AU's kunnen met de grootste probabilliteit een indicatie van de pijnbeleving weergeven. Deze AU's zijn:

1. brow lower;
2. squint;

3. eye squeeze;
6. nose wrinkler;
8. cheek raiser;
10. upper lip raise.

In een logische eerste ontwikkelfase wordt er geannoteerd op zes van de dertien CFCS-acties. Hierna worden zes machines getraind op deze zes Facial Events (1,2,3,8,10 en 13) door middel van de annotaties. Deze machines kunnen vervolgens gebruikt worden om de zes geselecteerde FE's te detecteren op een onbekende videosequentie. De Facial Action 'nose wrinkler' werd vervangen door het relatief simpel te detecteren 'vertical mouth stretch'. De integratie van de laatste Facial Action werd doorgevoerd als verificatie; dit is een makkelijk te detecteren Action Unit. Tijdens de opnames in sectie 6.2.1 werd reeds rekening gehouden met deze selectie van Facial Events. Dit betekent concreet dat we zes machines moeten voorzien van featurevectoren met het correct 0-, 1- of 2-label naargelang het voorkomen van de FE in een specifieke video of slot.

Deze Facial Events en hun features worden in de rest van deze sectie stuksgewijs besproken. Bij wijze van experimenteren worden er per Facial Action negen verschillende prototype-machines gemaakt waarop we kunnen experimenteren en na afloop de beste uit kunnen selecteren. Ieder van deze negen prototypes wordt getraind met verschillende featurevectoren, vastgelegd op ieder secondeframe, die conceptueel dezelfde zijn bij ieder van de zes aangeleerde AU's:

- genormaliseerde coördinaten (selectie 0);
- onderlinge afstanden van de genormaliseerde coördinaten (selectie 0 afstand);
- selectie van genormaliseerde coördinaten (selectie 1);
- onderlinge afstanden van de geselecteerde genormaliseerde coördinaten (selectie 1 afstand);
- een selectie van genormaliseerde coördinaten (selectie 2);
- onderlinge afstanden van de geselecteerde genormaliseerde coördinaten (selectie 2 afstand);
- een selectie van genormaliseerde coördinaten (selectie 3);

- onderlinge afstanden van de geselecteerde genormaliseerde coördinaten (selectie 3 afstand);
- de \mathbf{b} -vector (\mathbf{b} -vector).

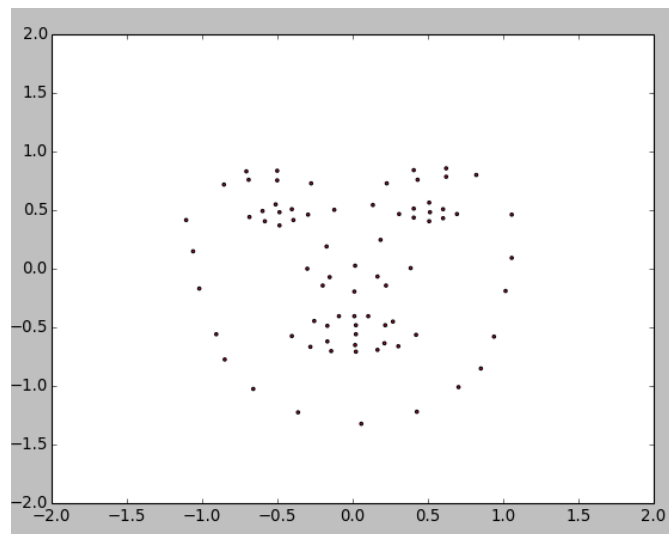
De normalisatie van de punten, verkregen uit het ASM-model, gebeurt aan de hand van een translatie en schaling. De coördinaten van de landmarks, aangeleverd door het ASM-model, bevinden zich aanvankelijk in hetzelfde referentiestelsel als dat van de afbeelding waarop gefit wordt. We willen deze coördinaten naar een nieuw stelsel transformeren zodat enerzijds de coördinaten onafhankelijk worden van het afbeeldingsformaat waarop gefit wordt en anderzijds de coördinaten onafhankelijk worden van de grootte en vorm van het hoofd van de testpersoon.

In een eerste stap wordt het zwaartepunt berekend van de $n = 76$ landmarks, verkregen uit het Active Shape Model:

$$\mathbf{x}_c = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \mathbf{x}_i, \quad (6.1)$$

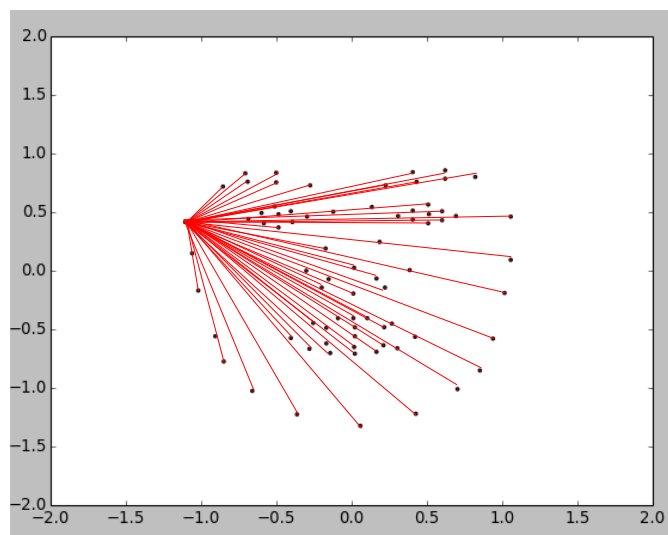
waarbij \mathbf{x}_c de coördinaten voorstelt van het zwaartepunt en \mathbf{x}_i de afzonderlijke coördinaten van de vormvector. Daarna wordt een translatievector gedefinieerd van \mathbf{x}_c tot het punt $O(0, 0)$. Elk van de 76 punten wordt getransleerd volgens deze vector zodat een verzameling punten verkregen wordt rond de oorsprong. De afstand tussen de ogen wordt gedefinieerd als d_{eyes} en wordt na translatie bepaald door de afstand te berekenen tussen de twee landmarks die het centrale punt in de pupillen voorstellen. Daaropvolgend worden alle coördinaten $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i)$ gedeeld door d_{eyes} . Op dat moment beschikken we over een verzameling punten gecentreerd rond de oorsprong en genormaliseerd door de oogafstand. Een visualisatie van deze punten is weergegeven in figuur 6.12.

Het is op basis van deze punten dat de features uit voorgaande opsomming worden opgesteld. De features met puntcoördinaten spreken voor zich: een featurevector bestaat uit $2n$ getallen waarbij n voor het aantal landmarks staat (voor selectie 0 is $n = 76$). De onderlinge afstandsvectoren zijn iets complexer. Elk van de n geselecteerde punten worden gerelateerd met $n - 1$ getalwaarden die de Euclidische afstand tot de andere $n - 1$ andere punten voorstellen. Deze featurevector bestaat dus uit $n(n - 1)$ getalwaarden. Een voorbeeld is weergegeven in figuur 6.13 waar $n - 1$ afstanden zijn weergegeven van één van de $n = 76$ punten. De dimensie van de featurevector in het geval van de \mathbf{b} -vector



Figuur 6.12: Gezichtspunten na normalisatie voor featureselectie.

is afhankelijk van het aantal opgenomen eigenvectoren uit de PCA in het model. In deze toepassing is deze vector veertig elementen lang, daar er veertig eigenvectoren in het model worden opgenomen. In de rest van deze sectie volgt een opsomming van de features die gebruikt worden om de zes AU's uit het ASM-model te extraheren.



Figuur 6.13: $(n - 1)$ afstanden (rood) ten opzichte van één van de $n = 76$ punten.

Action Unit 1: brow lower

De Action Unit 'brow lower' of BRLOi is een Facial Event dat elk secondeframe geannoteerd wordt volgens drie klassen. De klasse 0 impliceert dat het FE niet aanwezig is. De klasse 1 duidt erop dat de wenkbrauwen licht naar beneden worden getrokken en de binnenste wenkbrauwpunten naar elkaar toe bewegen. De klasse 2 wijst erop dat de wenkbrauwen maximaal naar beneden worden gebracht en dat er tussen de twee wenkbrauwen een spierverdikking verschijnt. Een voorbeeld van de klassen is terug te vinden op figuur 6.14. In figuur 6.15 worden de groepen van puntselecties uit voorgaande opsomming weergegeven. Deze vier groepen featurevectoren met de coördinaten van de puntselecties (weergegeven op de figuur) worden aangevuld met vijf andere groepen featurevectoren. Dit zijn vier extra groepen aan vectoren waarin de vooraf besproken onderlinge afstanden van de selectiepunten worden weergegeven en één featurevector met de \mathbf{b} -vector. Op deze manier verkrijgen we voor iedere AU negen vectoren die gebruikt kunnen worden om een machine te trainen.



Figuur 6.14: De drie klassen in BRLOi (0: links, 2: rechts).



Figuur 6.15: BRLOi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.

Action Unit 2: squint

Het Facial Event 'squint' of SQT_i heeft betrekking op de ogen. Een annotatiewaarde 0 wijst erop dat de actie niet aanwezig is. Zijn de ogen licht gesloten, dan kennen we dit event toe aan de klasse 1. Zijn de ogen sterk gesloten, maar is de pupil nog steeds zichtbaar, dan wordt dit event de annotatiewaarde 2 aangemeten. De verschillende klassen voor SQT_i zijn weergegeven in figuur 6.16. Het opstellen van de verschillende featurevectoren is identiek aan het proces uit voorgaande paragraaf, met het enige verschil dat er geopteerd werd voor andere selecties van punten. Dit is weergegeven in figuur 6.17. De nieuwe selecties werden gekozen met de specifieke AU in het achterhoofd.



Figuur 6.16: De drie klassen in SQT_i (0: links, 2: rechts).



Figuur 6.17: SQTi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.

Action Unit 3: eye squeeze

Bij de Facial Action 'eye squeeze' of ESQi wordt net zoals SQTi sterk gefocust op de ogen van de testpersoon. Opnieuw geeft de annotatiewaarde 0 mee dat de AU niet aanwezig is. Annotatiewaarde 1 staat voor oogleden die langer dan een seconde gesloten zijn. De klasse 2 impliceert dat de ogen fel worden toegeknepen zodat een verdikking in het onderste ooglid waarneembaar is. Voorbeelden van de ESQi-actie worden weergegeven in figuur 6.18. Omdat ook deze actie, net zoals de SQTi-actie, zich focust op de ogen van de testpersoon, worden dezelfde selectiepunten geëxtraheerd zoals bij de squint-actie.



Figuur 6.18: De drie klassen in ESQi (0: links, 2: rechts).



Figuur 6.19: ESQi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.

Action Unit 4: cheek raiser

De Action Unit 'cheek raiser' of CHRi spreekt voor zich. Bij deze actie wordt gefocust op de mond, meer specifiek op de mondhoekpunten. De klasse 0 impliceert de afwezigheid van de actie. Wordt het frame geannoteerd met de waarde 1, dan betekent dit dat de kaak en mondhoekpunten licht naar de ogen toe bewegen. Een annotatiewaarde 2 duidt op een sterke aanwezigheid van de actie die zich manifesteert door mondhoeken die nog dichter bij de ogen liggen dan bij geval 1. Ook zijn er in klasse 2 gezichtsplooiën zichtbaar onder de ogen. Voorbeelden van de acties zijn weergegeven in figuur 6.20. De puntselecties zijn opnieuw weergegeven in figuur 6.21.



Figuur 6.20: De drie klassen in CHRi (0: links, 2: rechts).



Figuur 6.21: CHRI: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.

Action Unit 5: upper lip raise

In de actie 'upper lip raise' of ULRI wordt voornamelijk de bovenlip van de testpersoon geobserveerd. Opnieuw werden de verschillende puntselecties hierop afgesteld. Een annotatie 0 wijst op de afwezigheid van de actie. Annotatiewaarde 1 duidt op een zachte lift die de bovenlip ondergaat richting de neus. Hierbij zijn de boventanden gedeeltelijk zichtbaar. De klasse 2 duidt op een sterke lift van de bovenlip richting de neus en een sterke zichtbaarheid van de bovenste tandhelft. Voorbeelden zijn weergegeven in figuur 6.22. De geselecteerde punten worden weergegeven in figuur 6.23.



Figuur 6.22: De drie klassen in ULRI (0: links, 2:rechts).



Figuur 6.23: ULRI: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.

Action Unit 6: vertical mouth stretch

Als laatste wordt in de AU 'vertical mouth stretch' of VMSTi voornamelijk de vorm van de mond geobserveerd. De waarde 0 wijst op een gesloten mond. De annotatiewaarde 1 geeft aan dat de verticale mondopening meer dan 1 cm bedraagt. Is de mondopening echter zeer groot en zijn de boven- en onderlip sterk van elkaar gescheiden, dan wordt het event onder de klasse 2 geclassificeerd. Voorbeeldsituaties zijn weergegeven in figuur 6.24. De puntselecties worden getoond in figuur 6.25.



Figuur 6.24: De drie klassen in VMSTi (0: links, 2:rechts).



Figuur 6.25: VMSTi: (a): alle punten, (b): selectie 1, (c): selectie 2, (d): selectie 3.

6.2.3 Selectie van de machine

In voorgaande sectie werd besproken hoe de featurevectoren werden gedefinieerd en hoe deze geëxtraheerd werden uit de informatie van het ASM-model. In deze sectie wordt verder ingegaan op de verwerking van deze featurevectoren.

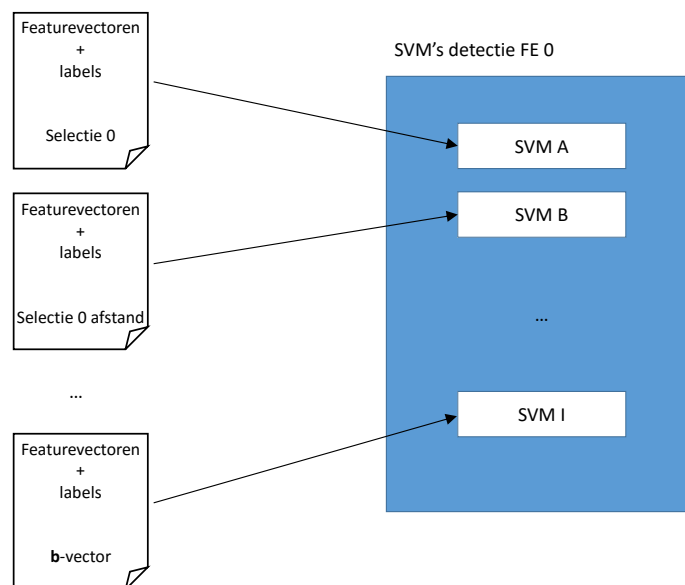
Concept

In sectie 6.2.1 werd besproken hoe de nieuwe dataset werd opgenomen. Tabel 6.1 maakt duidelijk dat er per persoon twee video's werden opgenomen die vervolgens in slots van 40 seconden werden opgesplitst. Zo wijst de video `Robert_a_2` op het slot waarin de ESQi-actie aan bod kwam uit de eerste videosequentie die van Robert werd opgenomen. Deze slots werden zodanig opgebouwd zodat een vlotte annotatie mogelijk is.

Per FE-nummer werd namelijk een framework opgebouwd dat elke seconde een beeldframe uit een slot extraheert. Dit frame wordt door een annotatiepersoon geannoteerd met de waarde 0, 1 of 2. Samen met dit label worden enkele specifieke featurevectoren aangemaakt (naargelang het FE-nummer uit 6.2.2) die worden weggeschreven naar tekstbestanden. Deze featurevectoren zijn afkomstig uit de getalwaarden (coördinaten en \mathbf{b} -vector) die het ASM-model per frame naar buiten brengt. Het framework waarbij één slot wordt geanalyseerd, zal hierbij negen files weg schrijven met veertig verschillende featurevectoren en corresponderende labels.

In een volgende fase worden deze tekstbestanden gebruikt om een Support Vector Machine (SVM) te trainen. Momenteel beschouwen we de SVM als een abstracte machine die functie doet als classifier. Verderop deze sectie wordt dieper ingegaan op de SVM en zijn parameters. We beschouwen als voorbeeld één van de negen SVM's die getraind wordt met als doel het Facial Event 0 te detecteren. In een eerste fase worden alle bestanden met featurevectoren en desbetreffende labels, die volgen uit het annotatieframework van de slots met FE-getal 0, verzameld. In onze toepassing komt dit neer op $16 \cdot 40 = 640$ featurevectoren met labelwaarden 0, 1 of 2. Deze data wordt vervolgens als trainingsdata aangeleverd aan de SVM die de data tracht te groeperen in drie klassen.

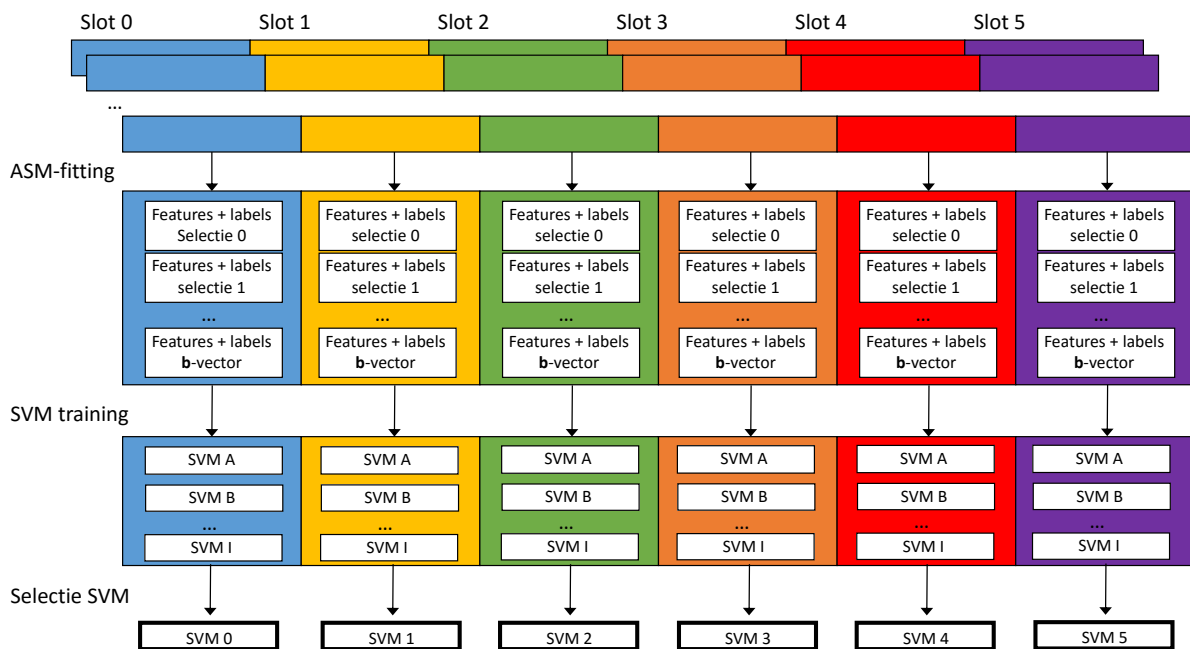
In sectie 6.2.2 werd reeds vermeld dat er per Facial Action negen machines zullen worden aangemaakt. Eén machine zal worden getraind met alle coördinaten van de genormaliseerde punten, een andere machine wordt getraind met de onderlinge afstanden tussen al deze punten, nog een andere machine wordt getraind met de \mathbf{b} -vector, enzovoort. Dit wordt schematisch weergegeven in figuur 6.26.



Figuur 6.26: Schematische voorstelling van de training van de SVM's m.b.t. FE 0.

Hier worden negen machines getraind met als doel de aanwezigheid van Facial Event 0 te detecteren. Hiertoe worden, zoals reeds besproken, de bestanden met featurevectoren met hetzelfde FE-getal gebundeld per soort featurevectoren (selectie 0, selectie 0 afstand, selectie 1, enzovoort). Dit proces wordt herhaald voor elk van de negen soorten featurevectoren.

Herhaalt men dit proces voor ieder van de zes Facial Events die we willen detecteren, dan verkrijgen we $6 \cdot 9 = 54$ SVM's. In sectie 6.2.4 zal men de verschillende SVM's per Facial Event beoordelen waarna de beste van de negen SVM's geselecteerd kan worden voor uiteindelijk gebruik. Een samenvattend schema van het concept is weergegeven in figuur 6.27.



Figuur 6.27: Het algemene trainingsconcept van de SVM's.

Keuze van de SVM-parameters

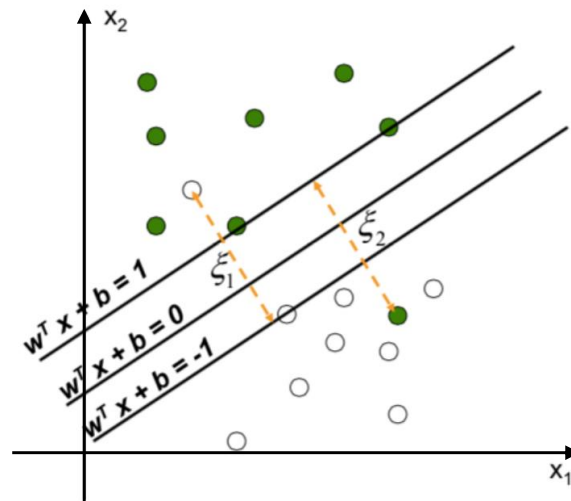
Een Support Vector Machine (SVM) is een classifier die geïnspireerd werd op statische leermethodes. In de emotieherkenningsystemen beschreven in hoofdstuk 1 werden veelal SVM's gebruikt om de emoties te classificeren. Daartoe werd ook voor deze toepassing voor een SVM-aanpak gekozen. De SVM zoals we hem vandaag kennen werd door Vapnik en Cortes geïntroduceerd in 1995 [61]. Het hoofddoel van een SVM is om data (features) in een hoogdimensionale ruimte te classificeren door een Hyper Plane te definiëren. Het Hyper Plane wordt zodanig gekozen dat een maximale margin tot stand wordt gebracht. Dit betekent dat de afstanden van het vlak tot het dichtst gelegen trainingpunt (= support vector) uit beide klassen in de hoogdimensionale ruimte maximaal moet zijn. Het Hyper Plane fungeert hierbij als lineaire scheiding tussen de klassen.

Willen we dergelijke scheiding definiëren in een praktische dataset, dan zullen we veelal op twee grote problemen stoten. Het eerste probleem is dat van de uitschieters. Bepaalde datapunten van een bepaalde klasse liggen zodanig ongunstig gelegen dat een zinvolle lineaire scheiding tussen beide klassen definiëren onmogelijk wordt. Daartoe wordt de definitie van het optimale Hyper Plane herzien: er wordt een Hyper Plane gezocht die de margin maximaliseert én misclassificaties penaliseert. We minimaliseren volgende functie:

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i. \quad (6.2)$$

Hierbij komt \mathbf{w} overeen met de gewichtsfactoren uit de algemene vergelijking van een Hyper Plane uit vergelijking 6.3, C met een zelfgekozen kostfactor en ξ_i met de slack-variabele van het i -de punt die weergegeven wordt in figuur 6.28. De factor C kan groot gekozen worden zodat misclassificaties sterk gepenaliseerd worden; we spreken over een hard margin. Wordt C klein gekozen en laten we dus misclassificaties in een beperkte mate toe, dan spreken we over een soft margin.

$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0. \quad (6.3)$$



Figuur 6.28: Weergave van de slack-variabele ξ_i [16].

Een tweede probleem is het feit dat praktische datasets niet altijd lineair scheidbaar zijn. Hiertoe worden de punten uit de dataset getransformeerd naar een hogere dimensie zodat

lineaire scheiding wel mogelijk is. Dit gebeurt door middel van een kernel-functie. Men probeert concreet, mits de veronderstelling dat er geen misclassificaties zijn, de margin te maximaliseren of de functie in 6.4 te minimaliseren:

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2, \quad (6.4)$$

zodat:

$$y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \quad (6.5)$$

waar y_i het label $+1$ of -1 is en \mathbf{x}_i de i -de featurevector. Dit komt neer op het kwadratisch programmeerprobleem weergegeven in 6.6 waar we volgende functie proberen te maximaliseren [16]:

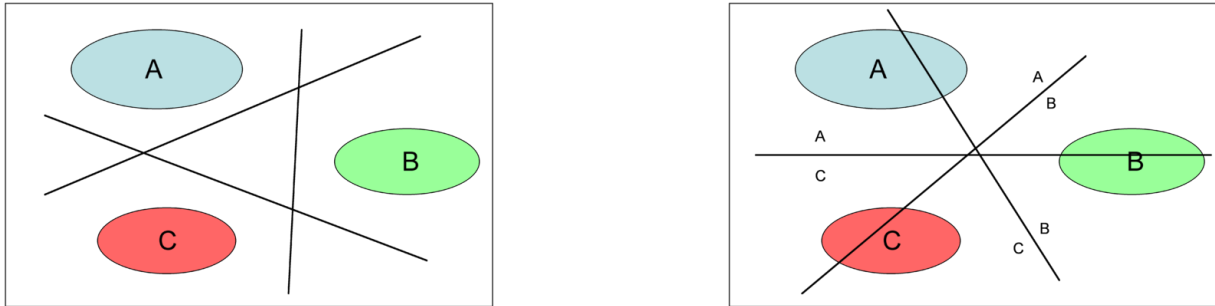
$$\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j), \quad (6.6)$$

waar α_i een Lagrange-vermenigvuldigcoëfficiënt is. De functie $K(\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j)$ is de kernel-functie die punten naar een hogere dimensie mapt. Er zijn verschillende mogelijkheden die als kernel gebruikt kunnen worden:

- lineaire kernel: $K(\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j$;
- polynomiale kernel: $K(\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j) = (r + \gamma(\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j))^p$;
- radial basis function: $K(\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2)$.

De onbekende variabelen in de kernel-functies worden verderop in deze sectie besproken. Ten slotte is een SVM in staat om een binaire classificatie tot stand te brengen. Willen we meerdere klassen definiëren, zoals in deze applicatie het geval is (0, 1 of 2), dan worden intern meerdere SVM's aangemaakt. Er zijn meerdere manieren om dit multiclass-probleem op te lossen. De twee voornaamste zijn de One-Against-All (OAA) en One-Against-One (OAO). De OAA-manier van werken, introduceert in het geval van drie klassen, drie SVM's die getraind worden met data uit één klasse als positieve labels en data uit andere klassen als negatieve labels. Een onbekende datavector wordt geclassificeerd onder één klasse als hij positief wordt geclassificeerd door één machine en negatief door de andere machines. Een voorstelling van OAA is weergegeven in de linker figuur van 6.2.3. In het geval van OAO wordt er een machine aangemaakt voor elk klassenpaar. Dit is weergegeven in de

rechter figuur van 6.2.3. De uiteindelijke klasse wordt hier bepaald door het hoogste aantal stemmen van alle machines voor een bepaalde klasse. De implementatie in dit werk [62] maakt gebruik van de OAO-methode.



Figuur 6.29: Schematische voorstelling van OAA (links) en OAO (rechts) [15].

Voor ieder van de $6 \cdot 9 = 54$ SVM's uit figuur 6.27 worden de optimale parameters gezocht. Concreet wordt gezocht wat de optimale waarde voor C is, welke de beste kernel is en welke de beste γ -waarde is (in het geval van een RBF of polynomiale kernel). Hiertoe wordt een techniek toegepast die k -fold cross validation heet. De gehele trainingsset voor één machine wordt hierbij opgedeeld in k willekeurige deelgroepen. Vervolgens wordt de SVM getraind met $k - 1$ deelgroepen en wordt een score berekend met de uitgesloten subgroep als validatieset. Zowel de Precision- als Recall-score wordt berekend. De scores worden als volgt berekend:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}, \quad (6.7)$$

en

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}, \quad (6.8)$$

waarbij TP, FP, TN en FN staan voor True Positive, False Positive, True Negative en False Negative in de Confusion Matrix. Deze matrix, weergegeven in 6.2, verduidelijkt deze termen.

Dit proces vindt k keer plaats per machine waarbij elke van de k deelgroepen eenmaal als validatieset wordt gebruikt. Daarna wordt een gemiddelde score voor de Precision- en Recall-scores berekend. In dit werk wordt $k = 5$ gekozen. Dit hele k -fold Cross Validation-proces wordt voor elk van de 54 machines een aantal keer uitgevoerd waarbij telkens een

Tabel 6.2: Confusion matrix.

		Grondwaarheid	
		Klasse A	Klasse B
Voorspelling	Klasse A	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Klasse B	False Negative (FN)	True Negative (TN)

andere Support Vector Machine (met andere kernel/ C/γ -combinatie) gebruikt wordt. In onderstaande opsomming worden de mogelijke parameters weergegeven. Vervolgens worden de parameters die de hoogste Precision- en Recall-score opleveren gebruikt als parameters voor de desbetreffende SVM. Op deze manier worden 54 SVM's verkregen met optimale parameters. Een opsomming van alle optimale parameters is weergegeven in bijlage C.

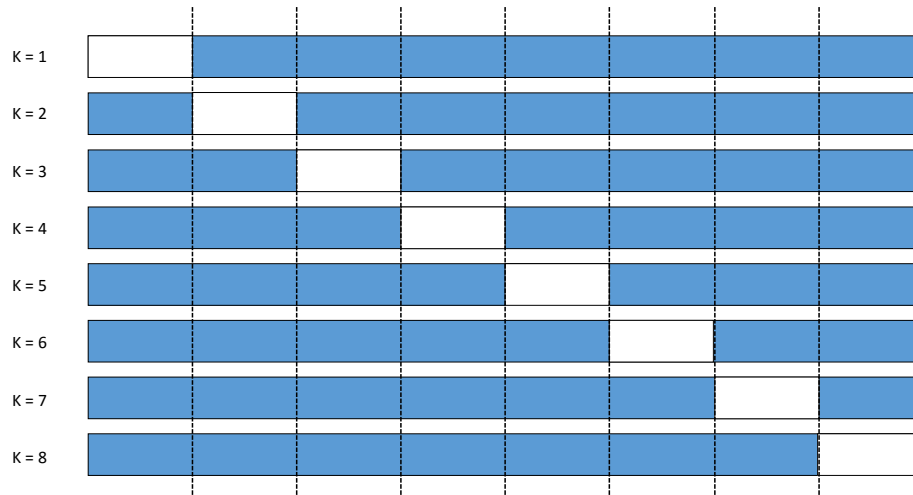
- Kernel: lineair, polynomiaal en RBF;
- C : 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000;
- γ : 0.01, 0.1, 1, 10, 100.

6.2.4 Resultaten

In sectie 6.2.3 werd de machine, onder de vorm van een Support Vector Machine, besproken. Hoewel de parameters reeds werden geoptimaliseerd, voeren we extra experimenten uit om voor iedere AU de optimale SVM met beste features te vinden. Eerst wordt er dieper ingegaan op de algemene concepten waarna overgegaan wordt op de concrete resultaten.

Waar we in een sectie 6.2.3 op zoek gingen naar optimale parameters door een k -fold cross validation toe te passen, passen we in deze sectie een andere validiteitsmethode toe: leave-one-out cross validation. Deze validatie moet een antwoord geven op de vraag welke van de negen SVM's (met verschillende featurevectoren) het best presteert per Facial Event. Dit houdt in dat elk van de 54 machines getraind wordt met hun respectievelijke trainingsset, maar met uitzondering van de features en labels van één testobject. Een optie is bijvoorbeeld om alle slots waarin de testpersoon Marnick alle acties uitvoert, te elimineren tijdens de trainingsfase. In een daaropvolgende fase worden de geëlimineerde slots gebruikt als testset voor de desbetreffende SVM. Zijn er met andere woorden K testobjecten, dan vinden er K testen plaats waarbij er telkens slots van $K - 1$ testobjecten worden gebruikt als trainingsset en slots van 1 testobject als testset. Dit is schematisch

weergegeven in figuur 6.30 voor $K = 8$ zoals in dit werk het geval is. De witte blokken stellen hierbij het testobject voor. De blauwe restanten stellen de trainingsobjecten voor.



Figuur 6.30: Conceptueel schema van de leave-one-out strategie.

Daaropvolgend worden de SVM's, met de data van het uitgesloten testobject als testset, beoordeeld. Dit zullen we doen aan de hand van hit- en miss-systeem. Hernemen we de onderzochte Facial Events, dan zien we dat deze steeds worden onderverdeeld in drie klassen (0, 1 of 2). Zowel grondwaarheid als SVM zal één van deze drie klassen omvatten. Daartoe definiëren we de hit/miss-matrix in tabel 6.3.

Tabel 6.3: Hit/miss-matrix.

		Grondwaarheid		
		Klasse 0	Klasse 1	Klasse 2
Voorspelling	Klasse 0	hit	miss	miss
	Klasse 1	miss	hit	miss
	Klasse 2	miss	miss	hit

In deze matrix staan de verschillende klassen voor de annotatiewaarden die werden toegekend tijdens het annotatieproces. Dit betekent dat 0 voor een afwezig FE staat, 1 voor een licht aanwezig FE en 2 voor een zeer duidelijk waarneembaar FE. Op basis van deze hit/miss-matrix kan men twee scoremethodieken tot stand brengen. Eén methode volgt

het voorgaande schema zeer strak. Een score van 1 wordt toegekend bij een hit, een score van 0 bij een miss. Deze methodiek volgt het zogenaamde hard scoreschema. De tweede methode gaat iets minder strikt te werk. Een hit wordt opnieuw een score van 1 toegekend, maar ditmaal maken we een onderverdeling in de miss-scores. Kent de SVM een FE toe aan klasse 2, terwijl de grondwaarheid klasse 1 voorschrijft, dan wordt een score van 0,5 toegekend. Omgekeerd is dit ook toepasbaar. Dit wordt samengevat in het zogenaamde zacht scoreschema. Het is namelijk voor een menselijke annotatiepersoon reeds moeilijk om een verschil op te merken tussen een klasse 1-en klasse 2-Facial Event in bepaalde gevallen. Daartoe werd besloten deze miss-gevallen minder hard te penaliseren. Beide scoreschema's zijn weergegeven in tabel 6.4 en tabel 6.5.

Tabel 6.4: Hard scoreschema.

		Grondwaarheid		
		Klasse 0	Klasse 1	Klasse 2
Voorspelling	Klasse 0	1	0	0
	Klasse 1	0	1	0
	Klasse 2	0	0	1

Tabel 6.5: Zacht scoreschema.

		Grondwaarheid		
		Klasse 0	Klasse 1	Klasse 2
Voorspelling	Klasse 0	1	0	0
	Klasse 1	0	1	0,5
	Klasse 2	0	0,5	1

Uiteindelijk worden er vier leave-one-out cross validation-testen uitgevoerd. Dit met als doel de optimale features (en dus optimale SVM) voor elk van de zes onderzochte AU's te vinden.

Twee testen waarbij beurtelings vooropgestelde scoreschema's uit tabel 6.4 en tabel 6.5 worden gebruikt, vinden plaats op elk afzonderlijk slot van elk van de acht testobjecten. Vervolgens worden de resultaten van deze acht testen, per Facial Event, beoordeeld. Zo worden bijvoorbeeld de slots 0 tot en met 5 van testpersoon Sam uit de trainingsset gelaten waarna ieder van de zes afzonderlijke slots beoordeeld wordt volgens de negen SVM's per slot. In totaal verkrijgen we $6 \cdot 9 = 54$ scores voor iedere gebruikte SVM. Dit wordt herhaald

voor de andere zeven testobjecten, waarna een gemiddelde score wordt bepaald voor ieder gebruikte SVM voor de acht testobjecten. De volledige scorerapporten per testobject alsook alle gemiddelde scores met standaarddeviatie kunnen worden teruggevonden in bijlage D. De negen scores per Facial Event kunnen vervolgens vergeleken worden om de optimale SVM en dus optimale features te extraheren. In tabel 6.6 en 6.7 worden de optimale features met hun harde en zachte scores weergegeven. De scores hier stellen het percentage hits voor op alle beoordeelde frames. Voor de daadwerkelijke features wordt verwezen naar sectie 6.2.2.

Tabel 6.6: Optimale scores met features per FE met hard scoreschema op afzonderlijke slots.

	Optimale features	Score
FE 0: brow lower	Selectie 0 afstand	56,09 ± 11,08
FE 1: squint	b -vector	50,31 ± 13,35
FE 2: eye squeeze	Selectie 0	79,21 ± 24,14
FE 3: cheek raiser	Selectie 3 afstand	73,59 ± 14,46
FE 4: upper lip raise	b -vector	85,00 ± 7,12
FE 5: vertical mouth stretch	Selectie 1 afstand	74,37 ± 17,35

Tabel 6.7: Optimale scores met features per FE met zacht scoreschema op afzonderlijke slots.

	Optimale features	Score
FE 0: brow lower	Selectie 3 afstand	58,20 ± 9,39
FE 1: squint	b -vector	56,02 ± 9,19
FE 2: eye squeeze	Selectie 0	83,28 ± 19,66
FE 3: cheek raiser	Selectie 3 afstand	76,02 ± 12,78
FE 4: upper lip raise	b -vector	87,81 ± 7,08
FE 5: vertical mouth stretch	Selectie 1 afstand	81,92 ± 14,31

Gelijkaardige testen worden uitgevoerd, maar dan op de hele videosequentie (bijvoorbeeld `Robert_a_2`). Dit betekent dat elk van de 54 SVM's ieder frame van de hele videosequentie beoordeelt. In de vorige testen beoordeelden we slechts de SVM's, dewelke getraind werden met een specifieke FE, op de afzonderlijke slots met het desbetreffende FE-getal. Opnieuw kunnen de volledige scorerapporten per testobject alsook alle gemiddelde scores met standaarddeviatie worden teruggevonden in bijlage E. De beste features en optimale hit-percentages worden weergegeven in tabel 6.8 en 6.9.

Tabel 6.8: Optimale scores met features per FE met hard scoreschema op hele videofragmenten.

	Optimale features	Score
FE 0: brow lower	Selectie 3	$81,47 \pm 6,20$
FE 1: squint	Selectie 0	$81,89 \pm 20,60$
FE 2: eye squeeze	b -vector	$72,81 \pm 25,04$
FE 3: cheek raiser	Selectie 3	$92,50 \pm 2,70$
FE 4: upper lip raise	Selectie 2	$92,60 \pm 2,87$
FE 5: vertical mouth stretch	Selectie 0	$86,93 \pm 9,59$

Tabel 6.9: Optimale scores met features per FE met zacht scoreschema op hele videofragmenten.

	Optimale features	Score
FE 0: brow lower	Selectie 3	$81,52 \pm 6,20$
FE 1: squint	Selectie 0	$82,18 \pm 20,03$
FE 2: eye squeeze	b -vector	$73,52 \pm 24,26$
FE 3: cheek raiser	Selectie 3	$93,12 \pm 2,34$
FE 4: upper lip raise	Selectie 2	$92,76 \pm 2,84$
FE 5: vertical mouth stretch	Selectie 2 afstand	$92,37 \pm 2,35$

Daar de laatste resultaten het meest de praktische toepassingen simuleren, verkiezen we deze verkregen optimale features en SVM's als beste eenheden voor de toepassing. Zowel de harde als zachte resultaten geven eenduidig vijf SVM's die in beide gevallen optimaal zijn. Enkel de SVM voor FE 5 is niet eenduidig bepaald. Uit de resultaten in bijlage E volgt echter dat de selectie 0-punten de beste optie zijn.

Bespreking van de resultaten

In deze sectie worden de resultaten uit tabellen 6.6, 6.7, 6.8 en 6.9 besproken. De resultaten geven drie grote trends weer.

Een eerste trend is het feit dat de scores van de experimenten op de hele sequentie (tabellen 6.8 en 6.9) hoger liggen dan de scores op de afzonderlijke slots (tabellen 6.6, 6.7). Een logisch voorbeeld brengt verduidelijking. We veronderstellen ter illustratie het geval met FE-getal 0. De beoordeling van een slot met FE-getal 0 bestaat uit veertig frames waarvan er twintig moeten worden geclassificeerd met de waarde 0, tien met waarde 1 en tien met waarde 2. Wordt een frame dus verkeerd geclassificeerd, dan herbergt dit een fout van 2,5%. Wordt het FE 0 beoordeeld op de hele videosequentie van 240 frames, dan wordt er verwacht (indien men geen rekening houdt met het voorkomen van FE 0 in andere FE's) dat er 220 frames een 0-waarde krijgen, 10 frames een 1-waarde en 10 frames een 2-waarde. Wordt hier een fout gemaakt, dan wordt er slechts een fout van 0,4% in acht genomen. We merken hierbij op dat de beoordeling op de slots in bijlage D plaatsvonden om de halve seconde. Op die manier verkrijgen we tachtig frames die worden beoordeeld, in tegenstelling tot de zonet vermelde veertig. Dit laat ons toe een meer waarheidsgetrouw beeld van het algoritme te vormen. De vereenvoudiging omtrent het niet voorkomen van een FE in een ander FE mag ook niet altijd worden doorgevoerd. De actie BRLOi komt zo veelal voor bij de SQTi-, ESQi- en ULRi-actie.

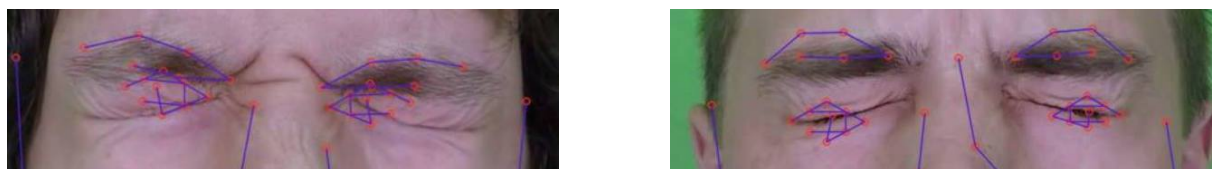
Dit impliceert dat FE 0 ook gedetecteerd moet worden als FE 1, 2 of 4 voorkomt in het videofragment. Idealiter zijn alle FE's additief, dit betekent dat FE 0 en FE 4 bijvoorbeeld onafhankelijk van elkaar kunnen worden gedetecteerd. Dit is echter niet altijd het geval, bepaalde FE's hebben een invloed op elkaar als ze samen voorkomen. Daartoe zouden we, los van elke aparte FE, iedere paarsgewijze combinatie van FE's aan de SVM moeten aanleren. Het voorkomen van drie of meer FE's in één frame is daarbij ook geen uitzondering. Een optimalisatie waarbij deze combinaties ook worden opgenomen in het SVM-gedeelte zou een interessante toekomstige denkpiste kunnen zijn.

Een tweede trend manifesteert zich tussen de afzonderlijke tabellen 6.6/6.7 en 6.8/6.9. De tabellen met een zacht scoreschema herbergen hierbij betere scores. Dit is uiteraard ook een logisch gevolg, daar bepaalde miss-gevallen nu ook beoordeeld worden met een score van 0,5. Bij het geval van de FE 5 wordt bij de afzonderlijke slots een verbetering doorgevoerd van 7,55%. Bij het FE 5-geval van de hele videosequentie is dit een verbetering van 5,44%. De toename bij FE 5 is het grootst in beide gevallen, wat duidt op een sterke verwarring

tussen een lichte VMSTi (annotatiewaarde 1) en sterke VMSTi (annotatiewaarde 2).

Een laatste trend doet zich voor in elke afzonderlijke tabel 6.6, 6.7, 6.8 en 6.9. De Facial Events 3, 4 en 5 presteren over het algemeen beter dan Facial Events 0, 1 en 2. Deze eerste FE's 0, 1 en 2 kunnen we relateren met het bovenste gedeelte van het gezicht, meer specifiek de oogstreek. FE's 3, 4 en 5 worden gerelateerd met het onderste deel van het gezicht, meer concreet de mondstreek. De acties met betrekking tot de mond worden dus beter en correcter geclassificeerd dan die met betrekking tot de ogen. Opnieuw kan dit fenomeen verklaard worden.

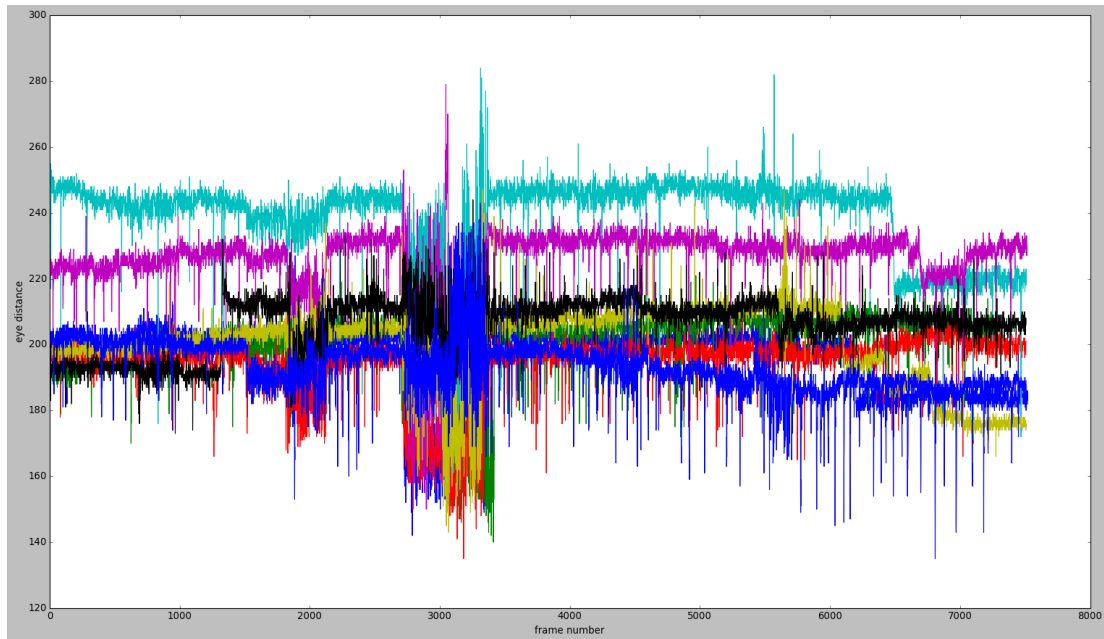
De MUCT-database beschikt over heel wat gezichtsafbeeldingen waarbij personen gefotografeerd worden met zowel een open als gesloten mond. Het ASM-model neemt de variatie in mondompening op in het model, waardoor het model correct wordt gefit op een afbeelding waar de mond open is. Bij de ogen ligt dit echter anders. Op alle gezichtsafbeeldingen uit de database worden namelijk enkel personen weergegeven met de ogen wijd open. De variatie in textuur, die plaatsvindt bij het zacht toeknijpen van de ogen of het sluiten van de ogen, wordt dus niet in het model opgenomen. Dit heeft als resultaat dat een gesloten oog niet kan worden gemodelleerd. Het model probeert zich in die gevallen hoe dan ook te fitten, maar positioneert een gemodelleerd open oog op het fysiek aanwezig gesloten oog. Hierbij is het model geneigd deze gemodelleerde ogen enerzijds zeer dicht bij elkaar of zeer ver van elkaar te positioneren, dit telkens met een ooghoekpunt als hechtpunt. De grootte van de modelogen zijn ook niet waarheidsgetrouw waardoor visueel heel wat problemen zichtbaar zijn. Enkele problemen zijn weergegeven in figuur 6.2.4.



Figuur 6.31: Twee frames waarbij de testpersonen de ogen sluiten en de ogen verkeerd gemodelleerd worden.

De fluctuatie tussen ver/dicht en groot/klein manifesteert zich in de afstand tussen de ogen: d_{eyes} . Een grafiek van de oogafstand in functie van het framenummer van enkele videosequenties is weergegeven in figuur 6.32. Hier wordt op de verticale as de oogafstand weergegeven en op de horizontale as de framenummers.

Een eerste fluctuatie is waarneembaar bij de SQTi-actie; het model positioneert de ogen



Figuur 6.32: De oogafstand d_{eyes} van de acht testobjecten over de hele videosequentie.

verkeerd en fluctueert daarbij sterk naargelang het frame. Een tweede fluctuatie is te zien bij de ESQi-actie; het model kan niets meer van de pupillen zien en heeft moeite om een correcte fit uit te voeren. Neerwaartse korte pieken stellen bij dit alles het knippen met de ogen voor. Opnieuw kunnen op deze frames de oogmodellen niet gefit worden, wat zich uit in een kleine d_{eyes} -waarde.

Desondanks slaagt de SVM erin om in beperkte mate deze FE's toch te classificeren. Dit is te wijten aan het normalisatieproces (sectie 6.2.2). De normalisatie van de punten vond hier plaats op basis van d_{eyes} oftewel de afstand tussen de pupillen. Wordt deze normalisatiewaarde klein, dan zullen de genormaliseerde punten zich verder van de oorsprong bevinden dan die van een neutraal gezicht met ogen open. Wordt de normalisatie zeer groot, dan zullen deze punten zich dichterbij de oorsprong bevinden dan die van een neutraal gezicht. De SVM slaagt er gedeeltelijk in deze beide variaties te classificeren onder de respectievelijke klassen, al kunnen we concluderen dat deze methode geoptimaliseerd moet worden. In het ideale geval wordt de database uitgebreid met personen met gesloten ogen, zodat een gelijkaardige methodiek kan worden toegepast zoals bij de mond. Een tweede optie is om het ASM-model onaangeroerd te laten en de classificaties uit te voeren op basis van oogafstanden. Hierbij moet echter de initiële oogafstand bij aanvang worden vastgelegd zodat knippen geen invloed heeft op de normalisatie van de punten op dat

moment. Dit heeft echter als nadeel dat het testobject, tijdens de opnames, op eenzelfde afstand van de camera moet blijven zitten.

6.3 Besluit

In dit hoofdstuk werd het ASM-model als black box beschouwd om CFCS-parameters aan een videosequentie toe te kennen. In een eerste deel werd dieper ingegaan op het CFCS-systeem. Vervolgens werd de huidige dataset besproken, waarna de introductie van een nieuwe dataset volgde. Daaropvolgend werden de features besproken met de samenhangende machine learning-concepten. In een laatste deel werden de experimenten voorgesteld waarna een uitbundige bespreking van de resultaten volgde. Algemeen kunnen we stellen dat in het geval van het hard scoreschema een gemiddeld hit-percentages gehaald wordt van 84,7% voor zes Facial Events op de hele videosequentie. Het zacht scoreschema geeft een gemiddelde score van 85,91%.

Hoofdstuk 7

Conclusie en toekomstperspectieven

In dit besluitende hoofdstuk wordt een kort overzicht gegeven van wat er in dit werk gerealiseerd werd. Een eerste sectie omvat een inhoudelijke samenvatting terwijl het tweede deel zich focust op de toekomstperspectieven.

7.1 Conclusie

In hoofdstuk 1 werd een inleiding gegeven op dit werk. Er werd gestart met een algemene kijk op computervisie in mens-computerinteractie. Vervolgens werd de scope van dit werk vernauwd door dieper in te gaan op systemen die emotie kunnen detecteren aan de hand van gezichtsbeelden. Op het einde van dit hoofdstuk werd de concrete thesiscontext verduidelijkt, waarna een kort overzicht van de komende hoofdstukken volgde.

In het daaropvolgende hoofdstuk 2 werd een algemene introductie gegeven van het Active Shape Model. Termen zoals vorm, landmarks en de shape vector werden gedefinieerd. Daaropvolgend werd een high-level overzicht gegeven van zowel het opbouw-proces als het fit-proces van het ASM.

Hoofdstuk 3 ging dieper in op het build-gedeelte van het ASM. Vooraleerst werden de benodigheden gedefinieerd die nodig zijn om het build-proces op gang te zetten. Ook de database waarop het ASM werd getraind, de MUCT-database, werd gedefinieerd en nader onderzocht. Uiteindelijk werd de opbouw van het model besproken in twee delen. Een eerste deel behandelde de grondwaarheden waarbij concepten zoals alignering, Tangent Space en Principal Component Analysis aan bod kwamen. In een tweede deel werd de

build aan de hand van de afbeeldingen besproken. Hier kwamen zaken zoals de Sobel-afbeelding, de Gaussiaanse piramide en covariantiematrixen aan bod. De doorgevoerde aanpassingen, die de aanvankelijke implementatie van het ASM-model optimaliseerden, kwamen ook in dit hoofdstuk aan bod. De voornaamste veranderingen in het build-proces zijn de integratie van de patch en de introductie van bilineaire interpolatie.

Het volledige fit-proces kwam aan bod in hoofdstuk 4. Wiskundige en computervisie-concepten, gaande van de Viola-Jonas gezichtsdetectie, de Mahalanobis-afstand tot het Bayesian Tangent Shape Model, kwamen hier aan bod. Opnieuw werden de optimalisaties aan het einde van het hoofdstuk aangehaald. Dezelfde optimalisaties als in de build kwamen hier aan bod, maar dan aangevuld met twee nieuwe aanpassingen: het toenemende aantal eigenvectoren en het verwijderen van outliers.

De toepassing van zowel de ASM-build als -fit kwam aan bod in hoofdstuk 5. In een eerste fase werd een beoordelingswijze gedefinieerd die ons toelaat een verkregen modelinstantie te vergelijken met zijn grondwaarheid: de me17-afstand. Daarna werd de startimplementatie van het ASM besproken met zijn huidige sterktes en tekortkomingen. In een laatste onderdeel werden er twee reeksen van experimenten uitgevoerd. Het eerste experiment heeft betrekking op de patchgrootte. Hieruit konden we concluderen dat we de me17-afstand ten opzichte van het originele model met whiskers met maar liefst 50% kunnen laten dalen. Een tweede experiment probeerde aan de hand van een extra vervaging een robuuster model te verkrijgen. De uitgevoerde experimenten gaven echter aan dat de extra vervaging alleen maar een nefaste invloed heeft, wat zich manifesteert in grotere me17-afstanden. Op het einde van dit hoofdstuk werd het ASM-model vastgelegd dat in de rest van de thesis gebruikt werd.

Hoofdstuk 6 gebruikte het vastgelegde ASM-model als black box om het uiteindelijke applicatiedoel van deze thesis uit te werken. In een eerste fase werd de CFCS uitgeklaard, het systeem waarmee het algoritme aan de slag moet. Daaropvolgend werden verschillende aspecten met betrekking tot machine learning besproken. Zowel de dataset, de geselecteerde features als de classifier zelf kwamen hier aan bod. Uiteindelijk werden enkele cross validation-testen (k-fold en leave-one-out) uitgevoerd waaruit we konden concluderen dat er een hit-ratio van 84,7% werd behaald voor zes FE's.

7.2 Toekomstperspectieven

Hoewel in deze thesis enkele nieuwe inzichten werden verworven en er serieuze stappen vooruit werden gezet ten opzichte van de aanvankelijke implementatie, zijn er nog enkele aspecten die verder geoptimaliseerd kunnen worden. Dit zowel in het ASM-model zélf, als in het classifieer-gedeelte. De mogelijke verbeteringen worden hieronder weergegeven.

Een eerste optimalisatie zou zich kunnen toespitsen op de verwerkingstijd. Door de integratie van een patch worden er telkens per landmark $(2p + 1)^2$ punten gesampled en verwerkt. Voorheen waren dat er $(2p + 1)$ per landmark. De huidige implementatie ambieert enkel en alleen een kleinere me17-afstand en focust zich niet op de verwerkingstijden waardoor de verwerkingstijd van het algoritme sterk toeneemt. Realtime video's of webcamstreams verwerken is in de huidige implementatie niet aan de orde. Eén mogelijkheid is om bijvoorbeeld, net zoals het aantal eigenvectoren, de grootte van de samples te laten variëren met de afbeelding in de piramide waarop gesampled wordt. Een andere denkpiste kan ook de vorm van de patch omvatten. De patches werden tot voorheen in een vierkant opgesteld, maar er kan geëxperimenteerd worden met andere vormconfiguraties.

Een andere optimalisatie kan worden toegepast met betrekking tot de dataset. Er kan eigenhandig een nieuwe dataset worden opgebouwd die zich focust op kindergezichten. Ook zou de dataset afbeeldingen moeten bevatten van kinderen met gesloten ogen zodat het model ook deze kan modelleren. Nog een andere optie is het aantal annotatiepunten laten variëren. We kunnen focussen op een gedetailleerder, maar trager model met meer annotatiepunten of een snel, maar minder nauwkeurig model met minder annotatiepunten. Er moet een afweging worden gemaakt.

De dataset die gebruikt wordt om de zes FE's aan te leren moet daarbij ook opnieuw worden opgenomen. Idealiter zou de dataset moeten worden opgenomen met de huidige testopstelling, maar dan met kinderen en een echte CPT-test. Ook zou de testset veel meer testobjecten moeten omvatten zodat er meer variatie in de aangeleerde FE's vervat zitten. Het aantal FE's zou hier ook verdubbeld moeten worden zodat we uiteindelijk een operationeel CFCS-annotatiesysteem verkrijgen die dertien FE's kan herkennen.

Verder zou er ook meer onderzoek moeten worden gedaan naar de FE's en hun verschillende combinaties. Het is daarbij goed mogelijk dat het niet zal volstaan om dertien afzonderlijke FE's te definiëren voor de verschillende classifiers, maar dat combinaties ook in het model zullen moeten worden opgenomen. Hoogstwaarschijnlijk zal een analyse moeten gemaakt

worden omtrent welke FE's er samen kunnen voorkomen en of ze al dan niet additief zijn. De kans is groot dat deze analyse reeds werd gemaakt, maar de uitwerking ervan opent mogelijkheden.

Ten slotte kan er verder geëxperimenteerd worden met verschillende features en verschillende classifiers. In dit werk werd een aanzet gegeven met enkele SVM's en verschillende featurevectoren. Een framework dat meerdere classifiers traint met meer verschillende features, zou interessante resultaten kunnen opleveren in de toekomst.

De weg is met andere woorden geopend om zowel het ASM-model als het machine learning-gedeelte van deze thesis verder te optimaliseren.

Bibliografie

- [1] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham, "Active shape models-their training and application," *Computer vision and image understanding*, vol. 61, no. 1, pp. 38–59, 1995.
- [2] "asmlib-opencv," <https://github.com/cxcxcxcx/asmlib-opencv>.
- [3] M. Den Uyl and H. Van Kuilenburg, "The facereader: Online facial expression recognition," in *Proceedings of Measuring Behavior*, vol. 30. Citeseer, 2005, pp. 589–590.
- [4] "Nuig health psychology blog," <https://nuighealthpsychology.wordpress.com/tag/child-pain/>.
- [5] M. B. Stegmann, "Active appearance models: Theory, extensions and cases," *Informatics and Mathematical Modelling*, p. 262, 2000.
- [6] "Face recognition using eigenfaces and distance classifiers: A tutorial," <https://onionesquereality.files.wordpress.com/2009/02/eigenfaces-reconstruction.jpg>, bezocht op: 21-05-2016.
- [7] F. Deboeverie, "Adaptive techniques with polynomial models for segmentation, approximation and analysis of faces in video sequences," Ph.D. dissertation, Ghent University, 2014.
- [8] "Active contour model," http://scikit-image.org/docs/dev/auto_examples/edges/plot_active_contours.html, bezocht op: 21-05-2016.
- [9] S. Milborrow, J. Morkel, and F. Nicolls, "The muct landmarked face database," *Pattern Recognition Association of South Africa*, vol. 201, no. 0, 2010.
- [10] "The muct landmarks," <http://www.milbo.org/muct/muct-landmarks.html>.

- [11] P. A. D. Martins, "Active appearance models for facial expression recognition and monocular head pose estimation," Ph.D. dissertation, University of Coimbra, 2008.
- [12] "Image pyramids," <http://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/pyramids/pyramids.html>.
- [13] P. Viola and M. J. Jones, "Robust real-time face detection," *International journal of computer vision*, vol. 57, no. 2, pp. 137–154, 2004.
- [14] "Mahalanobis distance," <https://www.youtube.com/watch?v=spNpfmWZBmg>.
- [15] "A comparison of multiclass svm methods," <http://courses.media.mit.edu/2006fall/mas622j/Projects/aisen-project/>, bezocht op: 25-05-2016.
- [16] Veelaert, "Support vector machines."
- [17] "Meet kinect for windows," <https://developer.microsoft.com/en-us/windows/kinect>, bezocht op: 20-05-2016.
- [18] "Siri," <http://www.apple.com/nl/ios/siri/>, bezocht op: 20-05-2016.
- [19] "Tired? angry? your car knows how you feel," <http://www.gizmag.com/epfl-psa-peugeot-citreon-emotion-detector-safety/31328/>, bezocht op: 30-03-2016.
- [20] "Facebook buys face-swapping app msqrd and its many selfie filters," <http://www.theverge.com/2016/3/9/11186094/facebook-masquerade-face-swapping-app-acquisition>.
- [21] C. Darwin, P. Ekman, and P. Prodger, *The expression of the emotions in man and animals*. Oxford University Press, USA, 1998.
- [22] P. Ekman, W. V. Friesen, and C. P. Press, *Pictures of facial affect*. consulting psychologists press, 1975.
- [23] P. Ekman, "Facial expression and emotion." *American psychologist*, vol. 48, no. 4, p. 384, 1993.
- [24] C. E. Izard, L. M. Dougherty, and E. A. Hembree, *A system for identifying affect expressions by holistic judgments (AFFEX)*. Instructional Resources Center, University of Delaware, 1983.

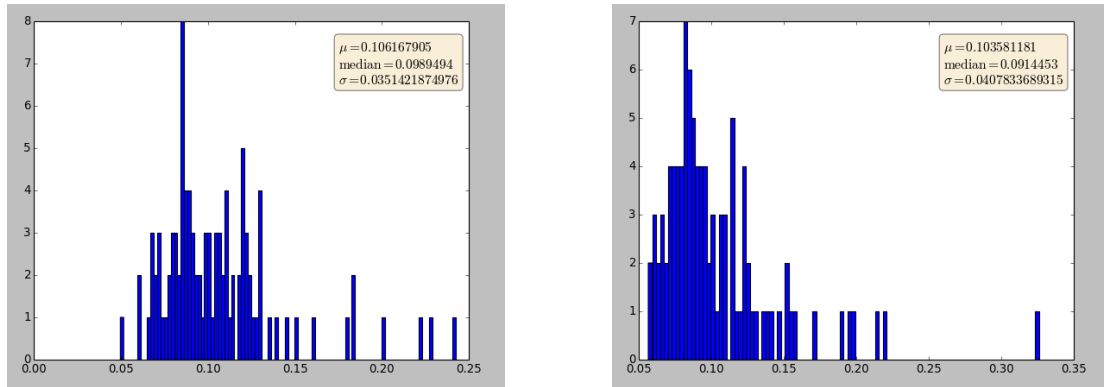
- [25] “Cognitive services,” <https://www.microsoft.com/cognitive-services/>, bezocht op: 29-05-2016.
- [26] Q.-r. Mao, X.-y. Pan, Y.-z. Zhan, and X.-j. Shen, “Using kinect for real-time emotion recognition via facial expressions,” *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, vol. 16, pp. 272–282, 2015.
- [27] M. Day, “Exploiting facial landmarks for emotion recognition in the wild,” *arXiv preprint arXiv:1603.09129*, 2016.
- [28] P. Ekman and W. V. Friesen, “Facial action coding system,” 1977.
- [29] K. R. Scherer and P. Ekman, *Handbook of methods in nonverbal behavior research*. Cambridge University Press Cambridge, 1982, vol. 2.
- [30] B. D. Lucas, T. Kanade *et al.*, “An iterative image registration technique with an application to stereo vision.” in *IJCAI*, vol. 81, 1981, pp. 674–679.
- [31] G. Donato, M. S. Bartlett, J. C. Hager, P. Ekman, and T. J. Sejnowski, “Classifying facial actions,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 21, no. 10, pp. 974–989, 1999.
- [32] J. F. Cohn, A. J. Zlochower, J. Lien, and T. Kanade, “Automated face analysis by feature point tracking has high concurrent validity with manual faces coding,” *Psychophysiology*, vol. 36, no. 01, pp. 35–43, 1999.
- [33] J. J.-J. Lien, T. Kanade, J. F. Cohn, and C.-C. Li, “Detection, tracking, and classification of action units in facial expression,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 31, no. 3, pp. 131–146, 2000.
- [34] Y.-l. Tian, T. Kanade, and J. F. Cohn, “Recognizing action units for facial expression analysis,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 23, no. 2, pp. 97–115, 2001.
- [35] T. Vervoort, Z. Trost, S. Sütterlin, L. Caes, and A. Moors, “Emotion regulatory function of parent attention to child pain and associated implications for parental pain control behaviour,” *Pain*, vol. 155, no. 8, pp. 1453–1463, 2014.
- [36] J. L. Mundy, “Object recognition based on geometry: Progress over three decades,” *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 356, no. 1740, pp. 1213–1231, 1998.

- [37] “Digital image processing: p055 active contours,” <https://www.youtube.com/watch?v=jrA-r4BOn0c>, bezocht op: 21-05-2016.
- [38] “Active contour model,” https://en.wikipedia.org/wiki/Active_contour_model.
- [39] T. Cootes, E. Baldock, and J. Graham, “An introduction to active shape models,” *Image processing and analysis*, pp. 223–248, 2000.
- [40] “Fire-i digital camera,” <http://www.unibrain.com/products/fire-i-digital-camera/>.
- [41] “Xm2vts 68pt markup,” http://personalpages.manchester.ac.uk/staff/timothy.f.cootes/data/xm2vts/xm2vts_markup.html, bezocht op: 31-03-2016.
- [42] M. B. Stegmann and D. D. Gomez, “A brief introduction to statistical shape analysis,” *Informatics and mathematical modelling, Technical University of Denmark, DTU*, vol. 15, p. 11, 2002.
- [43] “Vector projection,” https://en.wikipedia.org/wiki/Vector_projection.
- [44] “A tutorial on principal components analysis,” http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf.
- [45] “Computation of eigenvectors,” <http://www.sosmath.com/matrix/eigen2/eigen2.html>, bezocht op: 19-05-2016.
- [46] “Principal component analysis,” https://en.wikipedia.org/wiki/Principal_component_analysis.
- [47] S. Milborrow and F. Nicolls, “Locating facial features with an extended active shape model,” in *Computer Vision–ECCV 2008*. Springer, 2008, pp. 504–513.
- [48] U. Prabhu and K. Seshadri, “Facial recognition using active shape models, local patches and support vector machines,” *contrib. andrew. cmu. edu*, pp. 1–8.
- [49] S. Yan, C. Liu, S. Z. Li, H. Zhang, H.-Y. Shum, and Q. Cheng, “Face alignment using texture-constrained active shape models,” *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 1, pp. 69–75, 2003.
- [50] “Bilinear interpolation,” https://en.wikipedia.org/wiki/Bilinear_interpolation, bezocht op: 08-04-2016.
- [51] “Viola jonas face detection,” https://www.youtube.com/watch?v=_QZLbR67fUU.

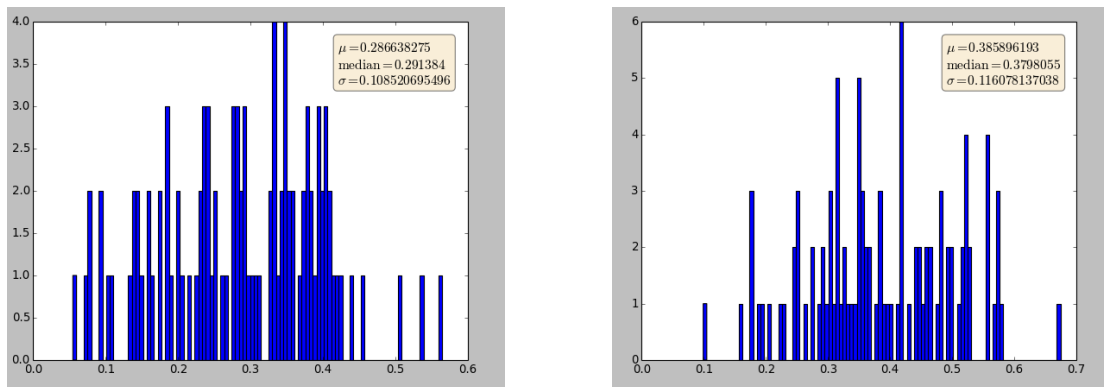
-
- [52] “Opencv,” <http://opencv.org/>, bezocht op: 29-05-2016.
- [53] “Cascade classification,” http://docs.opencv.org/2.4/modules/objdetect/doc/cascade_classification.html.
- [54] “Mahalanobis distance,” https://en.wikipedia.org/wiki/Mahalanobis_distance.
- [55] Y. Zhou, L. Gu, and H.-J. Zhang, “Bayesian tangent shape model: Estimating shape and pose parameters via bayesian inference,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1. IEEE, 2003, pp. I–109.
- [56] D. Cristinacce and T. F. Cootes, “Feature detection and tracking with constrained local models.” in *BMVC*, vol. 2, no. 5. Citeseer, 2006, p. 6.
- [57] C. Chambers, K. Cassidy, P. McGrath, C. Gilbert, and K. Craig, “Cfcs: Revised manual 1996,” *IWK Grace Health Centre, Dalhousie University and the University of British Columbia*, 1996.
- [58] “Facial action coding system,” https://en.wikipedia.org/wiki/Facial_Action_Coding_System, bezocht op: 09-04-2016.
- [59] “Facs - facial action coding system,” <http://www.cs.cmu.edu/~face/facs.htm>.
- [60] “Hero4 black,” <http://shop.gopro.com/EMEA/cameras/hero4-black/CHDHX-401-EU.html>, bezocht op: 24-05-2016.
- [61] C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector networks,” *Machine learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [62] “Support vector machines,” <http://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html>, bezocht op: 01-02-2016.

Bijlage A

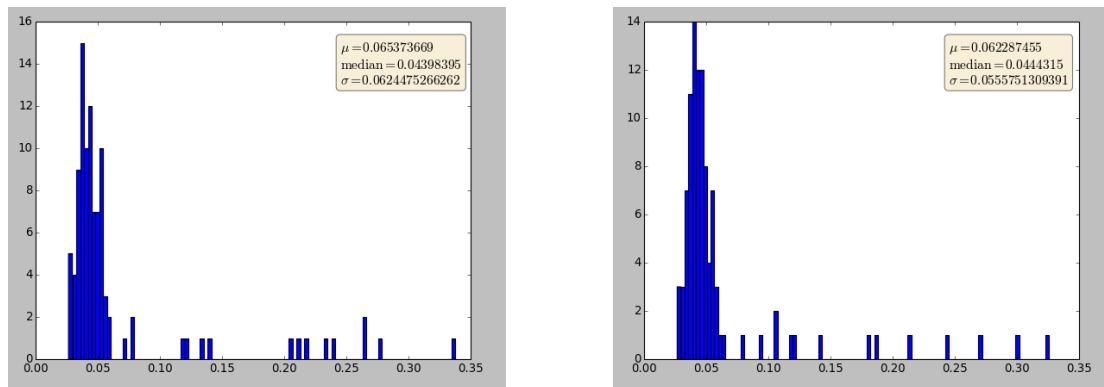
Histogrammen van de me17-fout bij verschillende patchgroottes



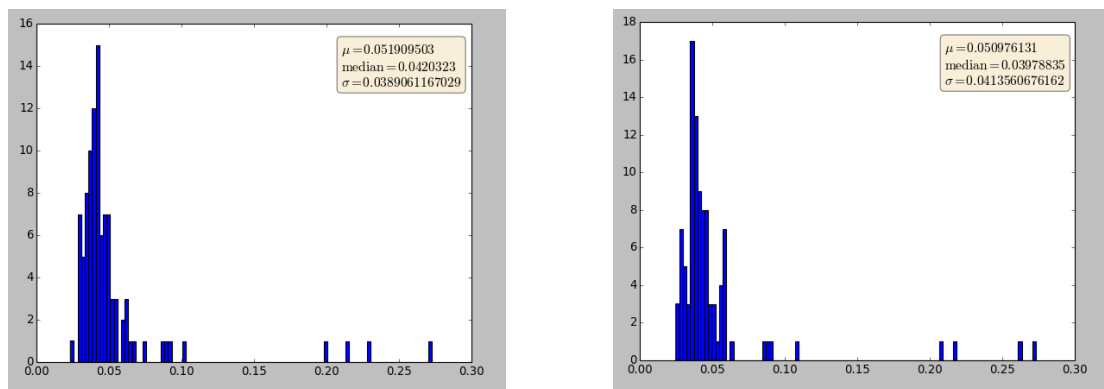
Figuur A.1: Links: histogram van de me17-fout van model MUCT76_A.
 Rechts: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{All}.



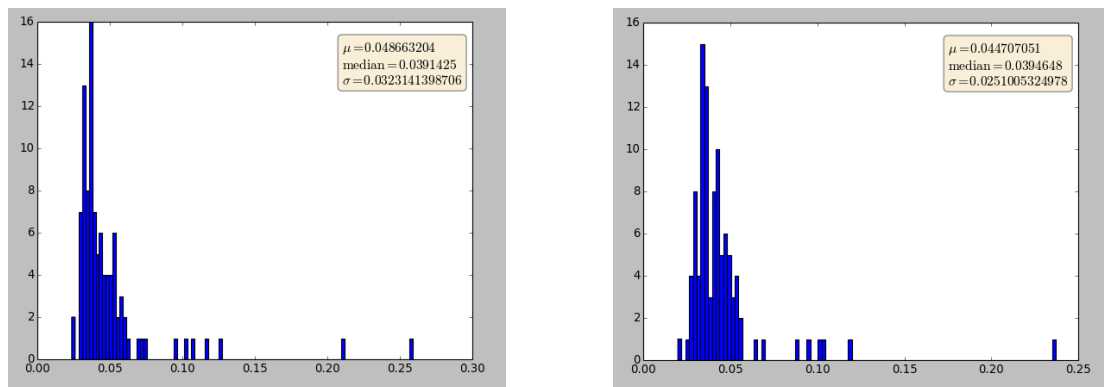
Figuur A.2: Links: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{patch3x3,A}.
 Rechts: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{patch3x3,All}.



Figuur A.3: Links: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{patch5x5,A}.
 Rechts: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{patch5x5,All}.



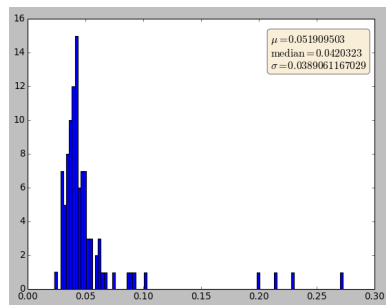
Figuur A.4: Links: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{patch7x7,A}.
 Rechts: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{patch7x7,All}.



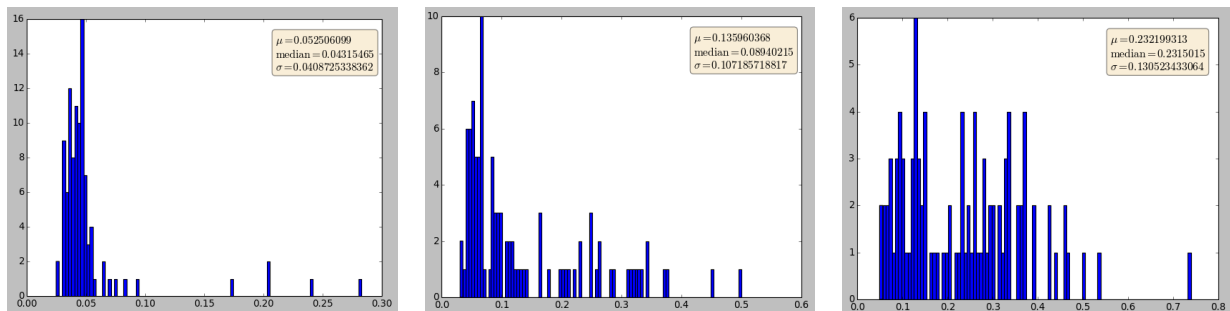
Figuur A.5: Links: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{patch9x9,A}.
 Rechts: histogram van de me17-fout van model MUCT76_{patch9x9,All}.

Bijlage B

Histogrammen van de me17-fout bij vervaging



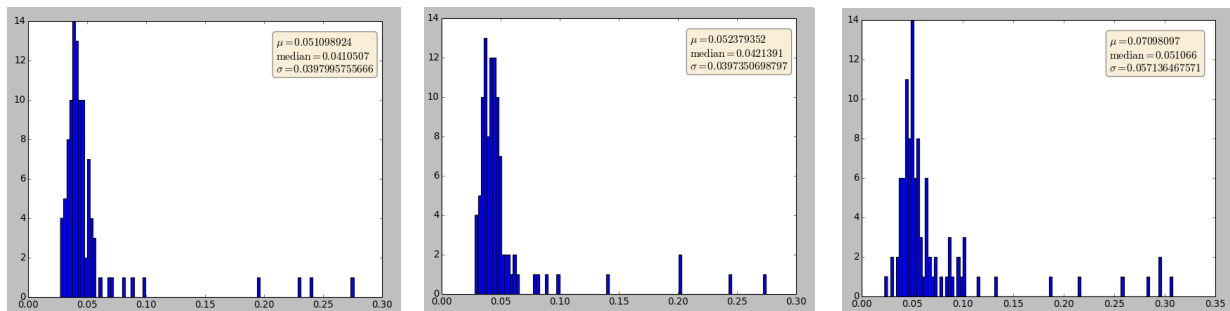
Figuur B.1: Build: no blur, fit: no blur.



Figuur B.2: Links: Build: box filter 3×3 , fit: no blur.

Midden: Build: box filter 5×5 , fit: no blur.

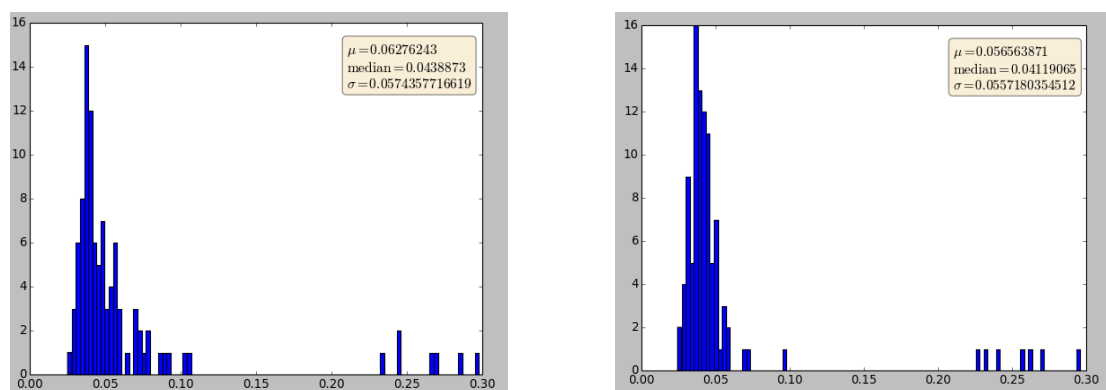
Rechts: Build: box filter 7×7 , fit: no blur.



Figuur B.3: Links: Build: Gaussiaanse filter 3×3 , fit: no blur.

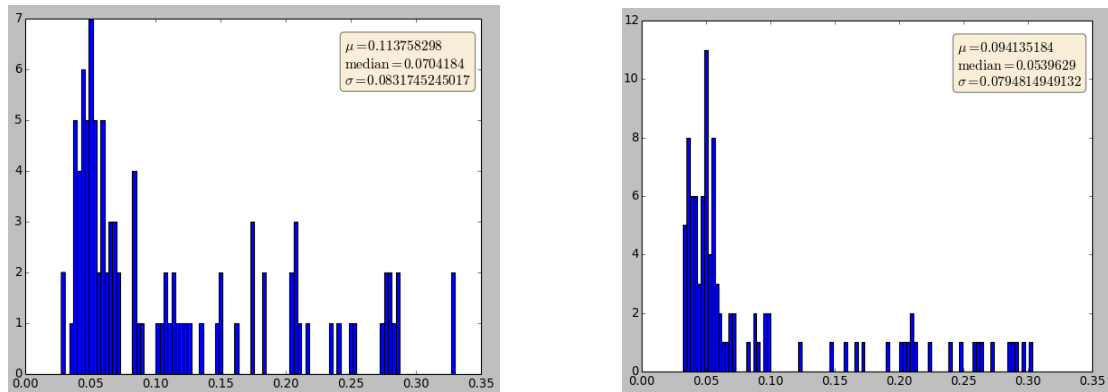
Midden: Build: Gaussiaanse filter 5×5 , fit: no blur.

Rechts: Build: Gaussiaanse filter 7×7 , fit: no blur.



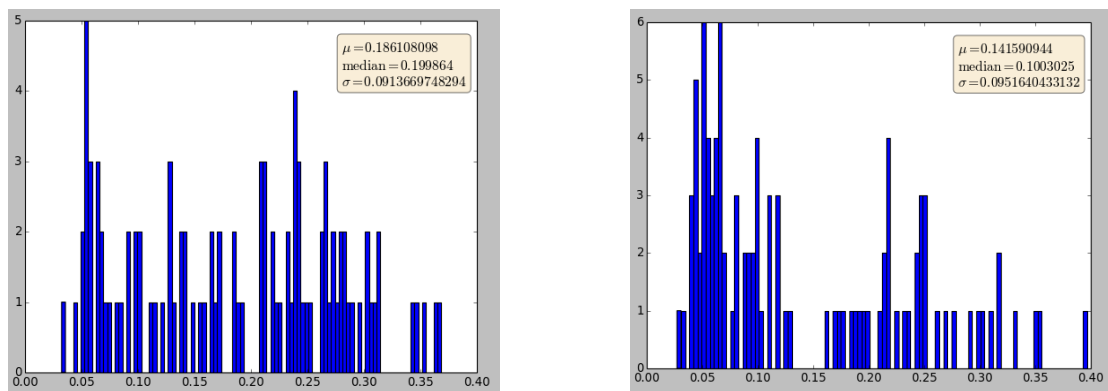
Figuur B.4: Links: Build: no blur, fit: box filter 3×3 .

Rechts: Build: box filter 3×3 , fit: box filter 3×3 .



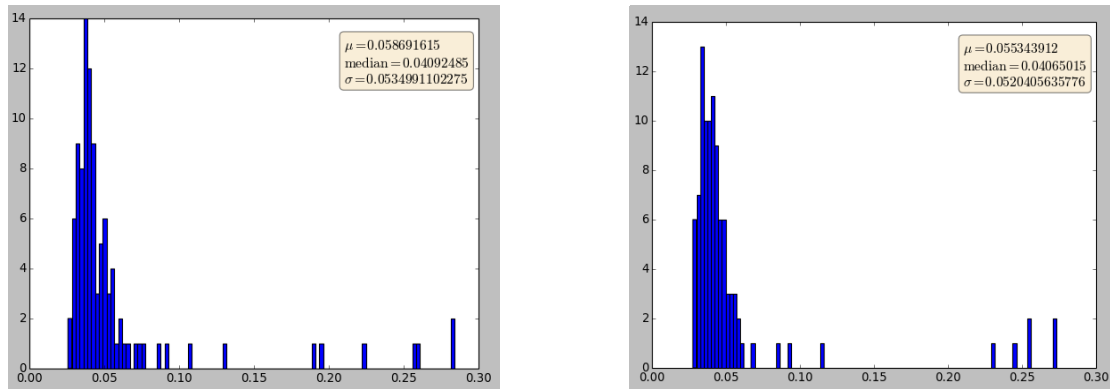
Figuur B.5: Links: Build: no blur, fit: box filter 5×5 .

Rechts: Build: box filter 5×5 , fit: box filter 3×3 .



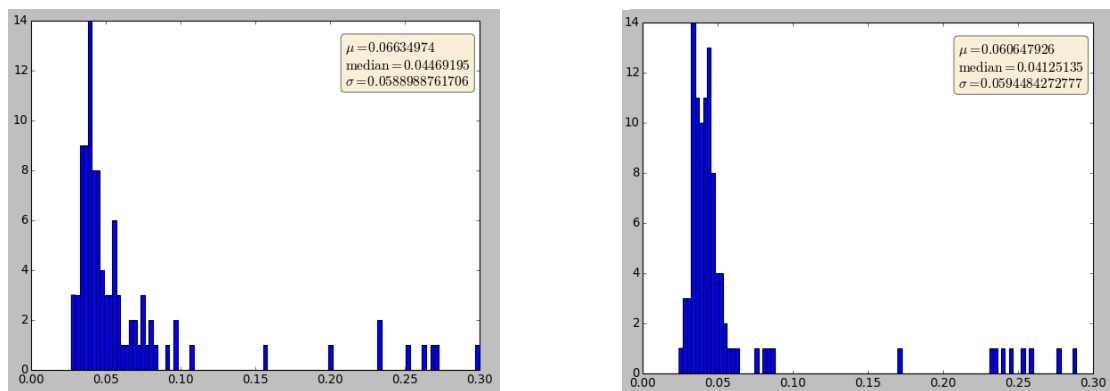
Figuur B.6: Links: Build: no blur, fit: box filter 7×7 .

Rechts: Build: box filter 7×7 , fit: box filter 7×7 .



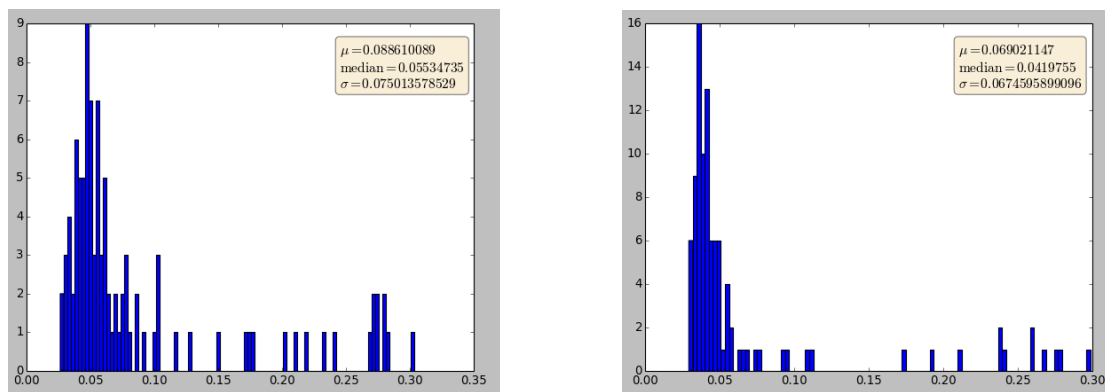
Figuur B.7: Links: Build: no blur, fit: Gaussiaanse filter 3×3 .

Rechts: Build: Gaussiaanse filter 3×3 , fit: Gaussiaanse filter 3×3 .



Figuur B.8: Links: Build: no blur, fit: Gaussiaanse filter 5×5 .

Rechts: Build: Gaussiaanse filter 5×5 , fit: Gaussiaanse filter 5×5 .



Figuur B.9: Links: Build: no blur, fit: Gaussiaanse filter 7×7 .

Rechts: Build: Gaussiaanse filter 7×7 , fit: Gaussiaanse filter 7×7 .

Bijlage C

Optimale Support Vector Machine-parameters

Sheet1

	Dataset 0	Dataset 1	Dataset 2	Dataset 3	Dataset 4	Dataset 5
allpoints	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1000, 'gamma': 0.1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}
allpointsdist	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 0.1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 0.1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 0.1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 0.1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 0.1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1, 'gamma': 0.1}
selectionpoints	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1000, 'gamma': 1}
selectionpointsdist	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1000, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1, 'gamma': 10}
selectionpoints_bis1	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1, 'gamma': 100}
selectionpointsdist_bis1	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 1}
selectionpoints_bis2	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1000, 'gamma': 0.1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1, 'gamma': 100}
selectionpointsdist_bis2	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1000, 'gamma': 1}	{'kernel': 'rbf', 'C': 100, 'gamma': 0.01}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 10}
allparams	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 1, 'gamma': 100}	{'kernel': 'rbf', 'C': 10, 'gamma': 100}

Bijlage D

Resultaten leave-one-out cross validation-testen (afzonderlijke slots)

D.1 Afzonderlijke rapporten per testobject

De rapporten die hier volgen geven de resultaten weer van het testobject. Het eerste document per testobject stelt het rapport voor bij een hard scoreschema. Het tweede document stelt het rapport voor met het zachte scoreschema.

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Ard_b_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Allparams hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Ard_b_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [51.0 / 29.0] of procentueel [63.75 / 36.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [27.0 / 53.0] of procentueel [33.75 / 66.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Allparams hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Ard_b_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [80.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [43.0 / 37.0] of procentueel [53.75 / 46.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [64.0 / 16.0] of procentueel [80.0 / 20.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [66.0 / 14.0] of procentueel [82.5 / 17.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [67.0 / 13.0] of procentueel [83.75 / 16.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Allparams hit/miss ratio: [79.0 / 1.0] of procentueel [98.75 / 1.25]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Ard_b_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Allparams hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Ard_b_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [23.0 / 57.0] of procentueel [28.75 / 71.25]
Allparams hit/miss ratio: [67.0 / 13.0] of procentueel [83.75 / 16.25]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Ard_b_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [75.0 / 5.0] of procentueel [93.75 / 6.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [51.0 / 29.0] of procentueel [63.75 / 36.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [64.0 / 16.0] of procentueel [80.0 / 20.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]
Allparams hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Ard_b_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Allparams hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Ard_b_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [50.5 / 29.5] of procentueel [63.125 / 36.875]
Selectionpoints hit/miss ratio: [45.5 / 34.5] of procentueel [56.875 / 43.125]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [52.5 / 27.5] of procentueel [65.625 / 34.375]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [31.5 / 48.5] of procentueel [39.375 / 60.625]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [55.5 / 24.5] of procentueel [69.375 / 30.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [38.5 / 41.5] of procentueel [48.125 / 51.875]
Allparams hit/miss ratio: [56.5 / 23.5] of procentueel [70.625 / 29.375]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Ard_b_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [80.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [77.5 / 2.5] of procentueel [96.875 / 3.125]
Allparams hit/miss ratio: [79.5 / 0.5] of procentueel [99.375 / 0.625]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Ard_b_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [50.5 / 29.5] of procentueel [63.125 / 36.875]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.5 / 19.5] of procentueel [75.625 / 24.375]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [58.5 / 21.5] of procentueel [73.125 / 26.875]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [57.5 / 22.5] of procentueel [71.875 / 28.125]
Allparams hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Ard_b_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [46.5 / 33.5] of procentueel [58.125 / 41.875]
Allpoints distance hit/miss ratio: [66.0 / 14.0] of procentueel [82.5 / 17.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [67.5 / 12.5] of procentueel [84.375 / 15.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [35.5 / 44.5] of procentueel [44.375 / 55.625]
Allparams hit/miss ratio: [68.0 / 12.0] of procentueel [85.0 / 15.0]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Ard_b_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [77.5 / 2.5] of procentueel [96.875 / 3.125]
Selectionpoints hit/miss ratio: [57.5 / 22.5] of procentueel [71.875 / 28.125]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [74.5 / 5.5] of procentueel [93.125 / 6.875]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [62.5 / 17.5] of procentueel [78.125 / 21.875]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [62.5 / 17.5] of procentueel [78.125 / 21.875]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [70.5 / 9.5] of procentueel [88.125 / 11.875]
Allparams hit/miss ratio: [74.0 / 6.0] of procentueel [92.5 / 7.5]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Clint_b_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allparams hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Clint_b_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [22.0 / 58.0] of procentueel [27.5 / 72.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Allparams hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Clint_b_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [18.0 / 62.0] of procentueel [22.5 / 77.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [43.0 / 37.0] of procentueel [53.75 / 46.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [66.0 / 14.0] of procentueel [82.5 / 17.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Allparams hit/miss ratio: [64.0 / 16.0] of procentueel [80.0 / 20.0]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Clint_b_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [26.0 / 54.0] of procentueel [32.5 / 67.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [22.0 / 58.0] of procentueel [27.5 / 72.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Allparams hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Clint_b_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [80.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [0.0 / 80.0] of procentueel [0.0 / 100.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [80.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [80.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [26.0 / 54.0] of procentueel [32.5 / 67.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Allparams hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Clint_b_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [51.0 / 29.0] of procentueel [63.75 / 36.25]
Allparams hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Clint_b_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [39.5 / 40.5] of procentueel [49.375 / 50.625]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [44.5 / 35.5] of procentueel [55.625 / 44.375]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [31.5 / 48.5] of procentueel [39.375 / 60.625]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [39.5 / 40.5] of procentueel [49.375 / 50.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [64.0 / 16.0] of procentueel [80.0 / 20.0]
Allparams hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Clint_b_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [58.5 / 21.5] of procentueel [73.125 / 26.875]
Selectionpoints hit/miss ratio: [62.5 / 17.5] of procentueel [78.125 / 21.875]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [45.5 / 34.5] of procentueel [56.875 / 43.125]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Allparams hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Clint_b_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [29.5 / 50.5] of procentueel [36.875 / 63.125]
Selectionpoints hit/miss ratio: [52.5 / 27.5] of procentueel [65.625 / 34.375]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [67.5 / 12.5] of procentueel [84.375 / 15.625]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [55.5 / 24.5] of procentueel [69.375 / 30.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [63.5 / 16.5] of procentueel [79.375 / 20.625]
Allparams hit/miss ratio: [64.5 / 15.5] of procentueel [80.625 / 19.375]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Clint_b_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [34.5 / 45.5] of procentueel [43.125 / 56.875]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [36.5 / 43.5] of procentueel [45.625 / 54.375]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Allparams hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Clint_b_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [80.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [0.0 / 80.0] of procentueel [0.0 / 100.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [80.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [80.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [26.0 / 54.0] of procentueel [32.5 / 67.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Allparams hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Clint_b_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [63.0 / 17.0] of procentueel [78.75 / 21.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [58.5 / 21.5] of procentueel [73.125 / 26.875]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [39.5 / 40.5] of procentueel [49.375 / 50.625]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [39.5 / 40.5] of procentueel [49.375 / 50.625]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [53.5 / 26.5] of procentueel [66.875 / 33.125]
Allparams hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Jamin_b_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [50.0 / 30.0] of procentueel [62.5 / 37.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]
Allparams hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Jamin_b_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [17.0 / 63.0] of procentueel [21.25 / 78.75]
Allparams hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Jamin_b_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [64.0 / 16.0] of procentueel [80.0 / 20.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [17.0 / 63.0] of procentueel [21.25 / 78.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [6.0 / 74.0] of procentueel [7.5 / 92.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Allparams hit/miss ratio: [62.0 / 18.0] of procentueel [77.5 / 22.5]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Jamin_b_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [50.0 / 30.0] of procentueel [62.5 / 37.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [25.0 / 55.0] of procentueel [31.25 / 68.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [62.0 / 18.0] of procentueel [77.5 / 22.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Allparams hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Jamin_b_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [43.0 / 37.0] of procentueel [53.75 / 46.25]
Allparams hit/miss ratio: [67.0 / 13.0] of procentueel [83.75 / 16.25]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Jamin_b_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [79.0 / 1.0] of procentueel [98.75 / 1.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [64.0 / 16.0] of procentueel [80.0 / 20.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [72.0 / 8.0] of procentueel [90.0 / 10.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [68.0 / 12.0] of procentueel [85.0 / 15.0]
Allparams hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Jamin_b_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [56.5 / 23.5] of procentueel [70.625 / 29.375]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [50.5 / 29.5] of procentueel [63.125 / 36.875]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [38.5 / 41.5] of procentueel [48.125 / 51.875]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [43.0 / 37.0] of procentueel [53.75 / 46.25]
Allparams hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Jamin_b_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [54.5 / 25.5] of procentueel [68.125 / 31.875]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [36.5 / 43.5] of procentueel [45.625 / 54.375]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [28.0 / 52.0] of procentueel [35.0 / 65.0]
Allparams hit/miss ratio: [50.0 / 30.0] of procentueel [62.5 / 37.5]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Jamin_b_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [67.5 / 12.5] of procentueel [84.375 / 15.625]
Allpoints distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [67.0 / 13.0] of procentueel [83.75 / 16.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]
Allparams hit/miss ratio: [65.0 / 15.0] of procentueel [81.25 / 18.75]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Jamin_b_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [50.0 / 30.0] of procentueel [62.5 / 37.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [31.5 / 48.5] of procentueel [39.375 / 60.625]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [73.0 / 7.0] of procentueel [91.25 / 8.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [64.0 / 16.0] of procentueel [80.0 / 20.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [62.0 / 18.0] of procentueel [77.5 / 22.5]
Allparams hit/miss ratio: [57.5 / 22.5] of procentueel [71.875 / 28.125]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Jamin_b_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [69.5 / 10.5] of procentueel [86.875 / 13.125]
Allpoints distance hit/miss ratio: [45.5 / 34.5] of procentueel [56.875 / 43.125]
Selectionpoints hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [28.0 / 52.0] of procentueel [35.0 / 65.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [66.0 / 14.0] of procentueel [82.5 / 17.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [69.5 / 10.5] of procentueel [86.875 / 13.125]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Allparams hit/miss ratio: [73.0 / 7.0] of procentueel [91.25 / 8.75]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Jamin_b_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [79.0 / 1.0] of procentueel [98.75 / 1.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [71.5 / 8.5] of procentueel [89.375 / 10.625]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [75.5 / 4.5] of procentueel [94.375 / 5.625]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [73.5 / 6.5] of procentueel [91.875 / 8.125]
Allparams hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Jordy_b_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [43.0 / 37.0] of procentueel [53.75 / 46.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Allparams hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Jordy_b_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Allparams hit/miss ratio: [26.0 / 54.0] of procentueel [32.5 / 67.5]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Jordy_b_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [73.0 / 7.0] of procentueel [91.25 / 8.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [26.0 / 54.0] of procentueel [32.5 / 67.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [65.0 / 15.0] of procentueel [81.25 / 18.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [75.0 / 5.0] of procentueel [93.75 / 6.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [75.0 / 5.0] of procentueel [93.75 / 6.25]
Allparams hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Jordy_b_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [43.0 / 37.0] of procentueel [53.75 / 46.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Allparams hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Jordy_b_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [67.0 / 13.0] of procentueel [83.75 / 16.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]
Allparams hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Jordy_b_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [8.0 / 72.0] of procentueel [10.0 / 90.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [30.0 / 50.0] of procentueel [37.5 / 62.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [28.0 / 52.0] of procentueel [35.0 / 65.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [28.0 / 52.0] of procentueel [35.0 / 65.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [30.0 / 50.0] of procentueel [37.5 / 62.5]
Allparams hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Jordy_b_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [45.5 / 34.5] of procentueel [56.875 / 43.125]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [39.5 / 40.5] of procentueel [49.375 / 50.625]
Allparams hit/miss ratio: [36.5 / 43.5] of procentueel [45.625 / 54.375]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Jordy_b_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [37.5 / 42.5] of procentueel [46.875 / 53.125]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [30.5 / 49.5] of procentueel [38.125 / 61.875]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [29.5 / 50.5] of procentueel [36.875 / 63.125]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [30.5 / 49.5] of procentueel [38.125 / 61.875]
Allparams hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Jordy_b_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [74.0 / 6.0] of procentueel [92.5 / 7.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [49.5 / 30.5] of procentueel [61.875 / 38.125]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [76.5 / 3.5] of procentueel [95.625 / 4.375]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [75.5 / 4.5] of procentueel [94.375 / 5.625]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [75.5 / 4.5] of procentueel [94.375 / 5.625]
Allparams hit/miss ratio: [62.0 / 18.0] of procentueel [77.5 / 22.5]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Jordy_b_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.5 / 38.5] of procentueel [51.875 / 48.125]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [45.5 / 34.5] of procentueel [56.875 / 43.125]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Allparams hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Jordy_b_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [67.0 / 13.0] of procentueel [83.75 / 16.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [43.5 / 36.5] of procentueel [54.375 / 45.625]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [47.5 / 32.5] of procentueel [59.375 / 40.625]
Allparams hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Jordy_b_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [18.5 / 61.5] of procentueel [23.125 / 76.875]
Allpoints distance hit/miss ratio: [44.5 / 35.5] of procentueel [55.625 / 44.375]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.5 / 38.5] of procentueel [51.875 / 48.125]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [40.5 / 39.5] of procentueel [50.625 / 49.375]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [38.5 / 41.5] of procentueel [48.125 / 51.875]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [39.5 / 40.5] of procentueel [49.375 / 50.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [38.5 / 41.5] of procentueel [48.125 / 51.875]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [40.5 / 39.5] of procentueel [50.625 / 49.375]
Allparams hit/miss ratio: [39.5 / 40.5] of procentueel [49.375 / 50.625]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Marnick_a_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allparams hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Marnick_a_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [36.0 / 44.0] of procentueel [45.0 / 55.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [26.0 / 54.0] of procentueel [32.5 / 67.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [18.0 / 62.0] of procentueel [22.5 / 77.5]
Allparams hit/miss ratio: [51.0 / 29.0] of procentueel [63.75 / 36.25]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Marnick_a_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [22.0 / 58.0] of procentueel [27.5 / 72.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [17.0 / 63.0] of procentueel [21.25 / 78.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [18.0 / 62.0] of procentueel [22.5 / 77.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Allparams hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Marnick_a_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [30.0 / 50.0] of procentueel [37.5 / 62.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allparams hit/miss ratio: [65.0 / 15.0] of procentueel [81.25 / 18.75]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Marnick_a_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [27.0 / 53.0] of procentueel [33.75 / 66.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Allparams hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Marnick_a_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allparams hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Marnick_a_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [31.5 / 48.5] of procentueel [39.375 / 60.625]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [55.5 / 24.5] of procentueel [69.375 / 30.625]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [31.5 / 48.5] of procentueel [39.375 / 60.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [43.5 / 36.5] of procentueel [54.375 / 45.625]
Allparams hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Marnick_a_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [41.5 / 38.5] of procentueel [51.875 / 48.125]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [34.5 / 45.5] of procentueel [43.125 / 56.875]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [38.5 / 41.5] of procentueel [48.125 / 51.875]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [33.5 / 46.5] of procentueel [41.875 / 58.125]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [23.5 / 56.5] of procentueel [29.375 / 70.625]
Allparams hit/miss ratio: [51.5 / 28.5] of procentueel [64.375 / 35.625]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Marnick_a_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [78.5 / 1.5] of procentueel [98.125 / 1.875]
Allpoints distance hit/miss ratio: [38.5 / 41.5] of procentueel [48.125 / 51.875]
Selectionpoints hit/miss ratio: [29.5 / 50.5] of procentueel [36.875 / 63.125]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [30.0 / 50.0] of procentueel [37.5 / 62.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [50.0 / 30.0] of procentueel [62.5 / 37.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [50.5 / 29.5] of procentueel [63.125 / 36.875]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [56.5 / 23.5] of procentueel [70.625 / 29.375]
Allparams hit/miss ratio: [77.5 / 2.5] of procentueel [96.875 / 3.125]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Marnick_a_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [59.5 / 20.5] of procentueel [74.375 / 25.625]
Selectionpoints hit/miss ratio: [42.5 / 37.5] of procentueel [53.125 / 46.875]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [39.5 / 40.5] of procentueel [49.375 / 50.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [66.0 / 14.0] of procentueel [82.5 / 17.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [67.5 / 12.5] of procentueel [84.375 / 15.625]
Allparams hit/miss ratio: [67.5 / 12.5] of procentueel [84.375 / 15.625]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Marnick_a_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [72.0 / 8.0] of procentueel [90.0 / 10.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [57.5 / 22.5] of procentueel [71.875 / 28.125]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [65.5 / 14.5] of procentueel [81.875 / 18.125]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [72.5 / 7.5] of procentueel [90.625 / 9.375]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [60.5 / 19.5] of procentueel [75.625 / 24.375]
Allparams hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Marnick_a_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [59.5 / 20.5] of procentueel [74.375 / 25.625]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [59.5 / 20.5] of procentueel [74.375 / 25.625]
Allparams hit/miss ratio: [66.0 / 14.0] of procentueel [82.5 / 17.5]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Robert_a_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [64.0 / 16.0] of procentueel [80.0 / 20.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Allparams hit/miss ratio: [27.0 / 53.0] of procentueel [33.75 / 66.25]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Robert_a_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [62.0 / 18.0] of procentueel [77.5 / 22.5]
Allparams hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Robert_a_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [51.0 / 29.0] of procentueel [63.75 / 36.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [54.0 / 26.0] of procentueel [67.5 / 32.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Allparams hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Robert_a_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [62.0 / 18.0] of procentueel [77.5 / 22.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [48.0 / 32.0] of procentueel [60.0 / 40.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [72.0 / 8.0] of procentueel [90.0 / 10.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Allparams hit/miss ratio: [79.0 / 1.0] of procentueel [98.75 / 1.25]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Robert_a_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [63.0 / 17.0] of procentueel [78.75 / 21.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]
Allparams hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Robert_a_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [65.5 / 14.5] of procentueel [81.875 / 18.125]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [28.0 / 52.0] of procentueel [35.0 / 65.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [50.0 / 30.0] of procentueel [62.5 / 37.5]
Allparams hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Robert_a_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [30.0 / 50.0] of procentueel [37.5 / 62.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [19.5 / 60.5] of procentueel [24.375 / 75.625]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [24.5 / 55.5] of procentueel [30.625 / 69.375]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [42.5 / 37.5] of procentueel [53.125 / 46.875]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [16.5 / 63.5] of procentueel [20.625 / 79.375]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Allparams hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Robert_a_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [34.5 / 45.5] of procentueel [43.125 / 56.875]
Selectionpoints hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [43.5 / 36.5] of procentueel [54.375 / 45.625]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [53.5 / 26.5] of procentueel [66.875 / 33.125]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [63.5 / 16.5] of procentueel [79.375 / 20.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [65.0 / 15.0] of procentueel [81.25 / 18.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [68.0 / 12.0] of procentueel [85.0 / 15.0]
Allparams hit/miss ratio: [63.0 / 17.0] of procentueel [78.75 / 21.25]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Robert_a_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [56.5 / 23.5] of procentueel [70.625 / 29.375]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [52.5 / 27.5] of procentueel [65.625 / 34.375]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [49.5 / 30.5] of procentueel [61.875 / 38.125]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [55.5 / 24.5] of procentueel [69.375 / 30.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [50.0 / 30.0] of procentueel [62.5 / 37.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [66.0 / 14.0] of procentueel [82.5 / 17.5]
Allparams hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Robert_a_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [62.0 / 18.0] of procentueel [77.5 / 22.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [51.5 / 28.5] of procentueel [64.375 / 35.625]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [23.5 / 56.5] of procentueel [29.375 / 70.625]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [42.0 / 38.0] of procentueel [52.5 / 47.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [74.0 / 6.0] of procentueel [92.5 / 7.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [74.0 / 6.0] of procentueel [92.5 / 7.5]
Allparams hit/miss ratio: [79.5 / 0.5] of procentueel [99.375 / 0.625]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Robert_a_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [69.5 / 10.5] of procentueel [86.875 / 13.125]
Selectionpoints hit/miss ratio: [74.0 / 6.0] of procentueel [92.5 / 7.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [69.5 / 10.5] of procentueel [86.875 / 13.125]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [69.5 / 10.5] of procentueel [86.875 / 13.125]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [69.5 / 10.5] of procentueel [86.875 / 13.125]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]
Allparams hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Sam_a_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [13.0 / 67.0] of procentueel [16.25 / 83.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allparams hit/miss ratio: [28.0 / 52.0] of procentueel [35.0 / 65.0]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Sam_a_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [3.0 / 77.0] of procentueel [3.75 / 96.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [22.0 / 58.0] of procentueel [27.5 / 72.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [10.0 / 70.0] of procentueel [12.5 / 87.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [17.0 / 63.0] of procentueel [21.25 / 78.75]
Allparams hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Sam_a_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Allparams hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Sam_a_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [62.0 / 18.0] of procentueel [77.5 / 22.5]
Allparams hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Sam_a_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [34.0 / 46.0] of procentueel [42.5 / 57.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [24.0 / 56.0] of procentueel [30.0 / 70.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [8.0 / 72.0] of procentueel [10.0 / 90.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Allparams hit/miss ratio: [63.0 / 17.0] of procentueel [78.75 / 21.25]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Sam_a_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [49.0 / 31.0] of procentueel [61.25 / 38.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Allparams hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Sam_a_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [30.5 / 49.5] of procentueel [38.125 / 61.875]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [17.0 / 63.0] of procentueel [21.25 / 78.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [39.0 / 41.0] of procentueel [48.75 / 51.25]
Allparams hit/miss ratio: [33.5 / 46.5] of procentueel [41.875 / 58.125]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Sam_a_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [25.0 / 55.0] of procentueel [31.25 / 68.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [31.5 / 48.5] of procentueel [39.375 / 60.625]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [29.5 / 50.5] of procentueel [36.875 / 63.125]
Allparams hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Sam_a_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [30.5 / 49.5] of procentueel [38.125 / 61.875]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Allparams hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Sam_a_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [43.0 / 37.0] of procentueel [53.75 / 46.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [33.0 / 47.0] of procentueel [41.25 / 58.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [59.0 / 21.0] of procentueel [73.75 / 26.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [58.5 / 21.5] of procentueel [73.125 / 26.875]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [66.5 / 13.5] of procentueel [83.125 / 16.875]
Allparams hit/miss ratio: [40.5 / 39.5] of procentueel [50.625 / 49.375]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Sam_a_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [52.5 / 27.5] of procentueel [65.625 / 34.375]
Allpoints distance hit/miss ratio: [47.0 / 33.0] of procentueel [58.75 / 41.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [37.5 / 42.5] of procentueel [46.875 / 53.125]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [61.5 / 18.5] of procentueel [76.875 / 23.125]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [54.5 / 25.5] of procentueel [68.125 / 31.875]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [40.5 / 39.5] of procentueel [50.625 / 49.375]
Allparams hit/miss ratio: [69.5 / 10.5] of procentueel [86.875 / 13.125]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Sam_a_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [76.5 / 3.5] of procentueel [95.625 / 4.375]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [77.5 / 2.5] of procentueel [96.875 / 3.125]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [54.5 / 25.5] of procentueel [68.125 / 31.875]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [77.5 / 2.5] of procentueel [96.875 / 3.125]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [54.5 / 25.5] of procentueel [68.125 / 31.875]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [77.5 / 2.5] of procentueel [96.875 / 3.125]
Allparams hit/miss ratio: [71.5 / 8.5] of procentueel [89.375 / 10.625]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Yentel_a_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [43.0 / 37.0] of procentueel [53.75 / 46.25]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Allparams hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Yentel_a_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [30.0 / 50.0] of procentueel [37.5 / 62.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [29.0 / 51.0] of procentueel [36.25 / 63.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [20.0 / 60.0] of procentueel [25.0 / 75.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [35.0 / 45.0] of procentueel [43.75 / 56.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [45.0 / 35.0] of procentueel [56.25 / 43.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Allparams hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Yentel_a_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [78.0 / 2.0] of procentueel [97.5 / 2.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [54.0 / 26.0] of procentueel [67.5 / 32.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [69.0 / 11.0] of procentueel [86.25 / 13.75]
Allparams hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Yentel_a_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]
Allparams hit/miss ratio: [66.0 / 14.0] of procentueel [82.5 / 17.5]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Yentel_a_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [17.0 / 63.0] of procentueel [21.25 / 78.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [63.0 / 17.0] of procentueel [78.75 / 21.25]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [58.0 / 22.0] of procentueel [72.5 / 27.5]
Allparams hit/miss ratio: [70.0 / 10.0] of procentueel [87.5 / 12.5]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Yentel_a_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Allpoints distance hit/miss ratio: [73.0 / 7.0] of procentueel [91.25 / 8.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [53.0 / 27.0] of procentueel [66.25 / 33.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [52.0 / 28.0] of procentueel [65.0 / 35.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Allparams hit/miss ratio: [54.0 / 26.0] of procentueel [67.5 / 32.5]

Detailrapport van SVM 0 op video: ../7x7/Yentel_a_0

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [44.0 / 36.0] of procentueel [55.0 / 45.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [49.5 / 30.5] of procentueel [61.875 / 38.125]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [48.5 / 31.5] of procentueel [60.625 / 39.375]
Allparams hit/miss ratio: [40.0 / 40.0] of procentueel [50.0 / 50.0]

Detailrapport van SVM 1 op video: ../7x7/Yentel_a_1

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [33.5 / 46.5] of procentueel [41.875 / 58.125]
Allpoints distance hit/miss ratio: [32.0 / 48.0] of procentueel [40.0 / 60.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [41.5 / 38.5] of procentueel [51.875 / 48.125]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [31.5 / 48.5] of procentueel [39.375 / 60.625]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [28.5 / 51.5] of procentueel [35.625 / 64.375]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [46.5 / 33.5] of procentueel [58.125 / 41.875]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [31.0 / 49.0] of procentueel [38.75 / 61.25]
Allparams hit/miss ratio: [43.5 / 36.5] of procentueel [54.375 / 45.625]

Detailrapport van SVM 2 op video: ../7x7/Yentel_a_2

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [78.0 / 2.0] of procentueel [97.5 / 2.5]
Allpoints distance hit/miss ratio: [67.0 / 13.0] of procentueel [83.75 / 16.25]
Selectionpoints hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [55.0 / 25.0] of procentueel [68.75 / 31.25]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [61.0 / 19.0] of procentueel [76.25 / 23.75]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [63.5 / 16.5] of procentueel [79.375 / 20.625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [68.0 / 12.0] of procentueel [85.0 / 15.0]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [74.0 / 6.0] of procentueel [92.5 / 7.5]
Allparams hit/miss ratio: [77.5 / 2.5] of procentueel [96.875 / 3.125]

Detailrapport van SVM 3 op video: ../7x7/Yentel_a_3

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [37.0 / 43.0] of procentueel [46.25 / 53.75]
Allpoints distance hit/miss ratio: [41.0 / 39.0] of procentueel [51.25 / 48.75]
Selectionpoints hit/miss ratio: [60.0 / 20.0] of procentueel [75.0 / 25.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [57.0 / 23.0] of procentueel [71.25 / 28.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [61.5 / 18.5] of procentueel [76.875 / 23.125]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [62.5 / 17.5] of procentueel [78.125 / 21.875]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [71.0 / 9.0] of procentueel [88.75 / 11.25]
Allparams hit/miss ratio: [68.0 / 12.0] of procentueel [85.0 / 15.0]

Detailrapport van SVM 4 op video: ../7x7/Yentel_a_4

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [76.5 / 3.5] of procentueel [95.625 / 4.375]
Allpoints distance hit/miss ratio: [76.0 / 4.0] of procentueel [95.0 / 5.0]
Selectionpoints hit/miss ratio: [46.0 / 34.0] of procentueel [57.5 / 42.5]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [21.0 / 59.0] of procentueel [26.25 / 73.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [38.0 / 42.0] of procentueel [47.5 / 52.5]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [77.0 / 3.0] of procentueel [96.25 / 3.75]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [70.5 / 9.5] of procentueel [88.125 / 11.875]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [68.0 / 12.0] of procentueel [85.0 / 15.0]
Allparams hit/miss ratio: [73.0 / 7.0] of procentueel [91.25 / 8.75]

Detailrapport van SVM 5 op video: ../7x7/Yentel_a_5

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [56.0 / 24.0] of procentueel [70.0 / 30.0]
Allpoints distance hit/miss ratio: [74.0 / 6.0] of procentueel [92.5 / 7.5]
Selectionpoints hit/miss ratio: [66.5 / 13.5] of procentueel [83.125 / 16.875]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [65.0 / 15.0] of procentueel [81.25 / 18.75]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [61.5 / 18.5] of procentueel [76.875 / 23.125]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [62.5 / 17.5] of procentueel [78.125 / 21.875]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [61.5 / 18.5] of procentueel [76.875 / 23.125]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [66.5 / 13.5] of procentueel [83.125 / 16.875]
Allparams hit/miss ratio: [62.5 / 17.5] of procentueel [78.125 / 21.875]

D.2 Hit-percentages hard scoreschema

De percentages hier weergegeven stellen de harde hit-scores gedeeld door het totaal aantal beoordeelde frames voor. Deze zijn per FE weergegeven in de volgorde:

- selectie 0;
- selectie 0 afstand;
- selectie 1;
- selectie 1 afstand;
- selectie 2;
- selectie 2 afstand;
- selectie 3;
- selectie 3 afstand;
- ***b***-vector.

De gele lijnen zijn de optimale scores.

	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Brow lower	49,37	2,72	Cheek raiser	62,18	16,05
	56,09	11,08		61,71	15,69
	53,59	9,21		53,28	16,68
	41,56	9,18		51,56	18,43
	50,62	10,26		72,50	16,80
	42,65	10,81		69,37	20,16
	48,59	1,92		66,00	13,73
	51,87	9,16		73,59	14,47
47,34	11,32	70,00	17,09		
	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Squint	43,43	8,56	Upper lip raise	71,87	19,04
	41,71	20,65		69,84	18,82
	46,40	19,51		42,81	18,12
	43,75	9,76		34,06	15,63
	28,43	5,43		54,06	17,74
	43,59	14,18		73,12	16,16
	41,56	13,88		71,40	20,58
	25,93	4,53		61,09	18,78
50,31	13,35	85,00	7,12		
	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Eye squeeze	79,21	24,14	Vertical mouth stretch	54,06	20,63
	40,15	17,17		73,75	20,04
	49,21	24,51		67,81	18,73
	43,90	14,83		74,37	17,35
	63,28	21,65		62,96	14,29
	54,06	24,33		69,53	20,36
	61,87	23,24		62,69	14,29
	74,21	20,69		73,90	16,76
77,50	21,74	70,46	15,56		

D.3 Hit-percentages zacht scoreschema

De percentages hier weergegeven stellen de zachte hit-scores gedeeld door het totaal aantal beoordeelde frames voor. Deze zijn per FE weergegeven in de volgorde:

- selectie 0;
- selectie 0 afstand;
- selectie 1;
- selectie 1 afstand;
- selectie 2;
- selectie 2 afstand;
- selectie 3;
- selectie 3 afstand;
- ***b***-vector.

De gele lijnen zijn de optimale scores.

	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Brow lower	49,37	2,72	Cheek raiser	65,56	10,43
	56,33	11,59		62,08	9,45
	53,91	9,20		58,12	12,11
	47,50	8,16		57,18	9,78
	56,41	9,30		74,85	13,02
	44,11	9,24		69,54	15,30
	48,59	1,92		69,45	10,75
	58,20	9,39		76,02	12,78
	51,57	9,76		71,48	11,52
	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Squint	45,70	4,48	Upper lip raise	76,25	14,75
	49,84	14,14		73,24	16,80
	52,26	15,32		57,96	10,15
	48,90	8,67		41,25	13,74
	38,36	3,58		55,15	17,42
	48,20	11,11		79,29	15,22
	45,55	11,67		76,40	20,63
	38,28	4,98		67,34	16,06
	56,02	9,19		87,81	7,08
	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Eye squeeze	83,28	19,66	Vertical mouth stretch	57,26	17,76
	53,36	16,27		77,42	18,74
	58,16	22,35		75,54	18,37
	52,66	12,15		81,92	14,31
	67,65	18,73		70,93	14,04
	66,72	20,26		74,92	19,37
	70,23	21,51		70,93	14,03
	79,22	17,58		79,92	14,25
	81,41	17,81		79,45	13,16

Bijlage E

Resultaten leave-one-out cross validation-testen (hele video)

E.1 Afzonderlijke rapporten per testobject

De rapporten die hier volgen geven de resultaten weer van het testobject. Het eerste document per testobject stelt het rapport voor bij een hard scoreschema. Het tweede document stelt het rapport voor met het zachte scoreschema.

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Ard_b

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [177.0 / 66.0] of procentueel [72.8395061728 / 27.1604938272]
Allpoints distance hit/miss ratio: [184.0 / 59.0] of procentueel [75.7201646091 / 24.2798353909]
Selectionpoints hit/miss ratio: [176.0 / 67.0] of procentueel [72.4279835391 / 27.5720164609]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [149.0 / 94.0] of procentueel [61.316872428 / 38.683127572]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [161.0 / 82.0] of procentueel [66.2551440329 / 33.7448559671]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [151.0 / 92.0] of procentueel [62.1399176955 / 37.8600823045]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [177.0 / 66.0] of procentueel [72.8395061728 / 27.1604938272]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [180.0 / 63.0] of procentueel [74.0740740741 / 25.9259259259]
Allparams hit/miss ratio: [185.0 / 58.0] of procentueel [76.1316872428 / 23.8683127572]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [223.0 / 20.0] of procentueel [91.7695473251 / 8.2304526749]
Allpoints distance hit/miss ratio: [55.0 / 188.0] of procentueel [22.633744856 / 77.366255144]
Selectionpoints hit/miss ratio: [133.0 / 110.0] of procentueel [54.7325102881 / 45.2674897119]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [193.0 / 50.0] of procentueel [79.4238683128 / 20.5761316872]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [23.0 / 220.0] of procentueel [9.46502057613 / 90.5349794239]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [164.0 / 79.0] of procentueel [67.4897119342 / 32.5102880658]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [119.0 / 124.0] of procentueel [48.9711934156 / 51.0288065844]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [33.0 / 210.0] of procentueel [13.5802469136 / 86.4197530864]
Allparams hit/miss ratio: [179.0 / 64.0] of procentueel [73.6625514403 / 26.3374485597]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [160.0 / 83.0] of procentueel [65.8436213992 / 34.1563786008]
Allpoints distance hit/miss ratio: [40.0 / 203.0] of procentueel [16.4609053498 / 83.5390946502]
Selectionpoints hit/miss ratio: [119.0 / 124.0] of procentueel [48.9711934156 / 51.0288065844]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [190.0 / 53.0] of procentueel [78.1893004115 / 21.8106995885]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [70.0 / 173.0] of procentueel [28.8065843621 / 71.1934156379]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [110.0 / 133.0] of procentueel [45.2674897119 / 54.7325102881]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [125.0 / 118.0] of procentueel [51.4403292181 / 48.5596707819]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [147.0 / 96.0] of procentueel [60.4938271605 / 39.5061728395]
Allparams hit/miss ratio: [181.0 / 62.0] of procentueel [74.4855967078 / 25.5144032922]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [230.0 / 13.0] of procentueel [94.6502057613 / 5.34979423868]
Allpoints distance hit/miss ratio: [228.0 / 15.0] of procentueel [93.8271604938 / 6.17283950617]
Selectionpoints hit/miss ratio: [213.0 / 30.0] of procentueel [87.6543209877 / 12.3456790123]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [207.0 / 36.0] of procentueel [85.1851851852 / 14.8148148148]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 12.0] of procentueel [95.0617283951 / 4.93827160494]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [228.0 / 15.0] of procentueel [93.8271604938 / 6.17283950617]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [225.0 / 18.0] of procentueel [92.5925925926 / 7.40740740741]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [227.0 / 16.0] of procentueel [93.4156378601 / 6.58436213992]
Allparams hit/miss ratio: [230.0 / 13.0] of procentueel [94.6502057613 / 5.34979423868]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [147.0 / 96.0] of procentueel [60.4938271605 / 39.5061728395]
Allpoints distance hit/miss ratio: [214.0 / 29.0] of procentueel [88.0658436214 / 11.9341563786]
Selectionpoints hit/miss ratio: [206.0 / 37.0] of procentueel [84.7736625514 / 15.2263374486]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [157.0 / 86.0] of procentueel [64.6090534979 / 35.3909465021]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [223.0 / 20.0] of procentueel [91.7695473251 / 8.2304526749]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [209.0 / 34.0] of procentueel [86.0082304527 / 13.9917695473]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [131.0 / 112.0] of procentueel [53.9094650206 / 46.0905349794]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [129.0 / 114.0] of procentueel [53.0864197531 / 46.9135802469]
Allparams hit/miss ratio: [211.0 / 32.0] of procentueel [86.8312757202 / 13.1687242798]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [231.0 / 12.0] of procentueel [95.0617283951 / 4.93827160494]
Allpoints distance hit/miss ratio: [231.0 / 12.0] of procentueel [95.0617283951 / 4.93827160494]
Selectionpoints hit/miss ratio: [204.0 / 39.0] of procentueel [83.950617284 / 16.049382716]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [218.0 / 25.0] of procentueel [89.7119341564 / 10.2880658436]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [212.0 / 31.0] of procentueel [87.2427983539 / 12.7572016461]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [214.0 / 29.0] of procentueel [88.0658436214 / 11.9341563786]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [212.0 / 31.0] of procentueel [87.2427983539 / 12.7572016461]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [212.0 / 31.0] of procentueel [87.2427983539 / 12.7572016461]
Allparams hit/miss ratio: [158.0 / 85.0] of procentueel [65.0205761317 / 34.9794238683]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Ard_b

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [177.0 / 66.0] of procentueel [72.8395061728 / 27.1604938272]
Allpoints distance hit/miss ratio: [184.0 / 59.0] of procentueel [75.7201646091 / 24.2798353909]
Selectionpoints hit/miss ratio: [176.0 / 67.0] of procentueel [72.4279835391 / 27.5720164609]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [149.0 / 94.0] of procentueel [61.316872428 / 38.683127572]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [161.0 / 82.0] of procentueel [66.2551440329 / 33.7448559671]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [151.0 / 92.0] of procentueel [62.1399176955 / 37.8600823045]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [177.0 / 66.0] of procentueel [72.8395061728 / 27.1604938272]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [180.0 / 63.0] of procentueel [74.0740740741 / 25.9259259259]
Allparams hit/miss ratio: [195.5 / 47.5] of procentueel [80.4526748971 / 19.5473251029]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [223.0 / 20.0] of procentueel [91.7695473251 / 8.2304526749]
Allpoints distance hit/miss ratio: [59.0 / 184.0] of procentueel [24.2798353909 / 75.7201646091]
Selectionpoints hit/miss ratio: [135.0 / 108.0] of procentueel [55.5555555556 / 44.4444444444]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [195.0 / 48.0] of procentueel [80.2469135802 / 19.7530864198]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [28.0 / 215.0] of procentueel [11.5226337449 / 88.4773662551]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [167.5 / 75.5] of procentueel [68.9300411523 / 31.0699588477]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [124.0 / 119.0] of procentueel [51.0288065844 / 48.9711934156]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [38.0 / 205.0] of procentueel [15.6378600823 / 84.3621399177]
Allparams hit/miss ratio: [179.0 / 64.0] of procentueel [73.6625514403 / 26.3374485597]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [160.0 / 83.0] of procentueel [65.8436213992 / 34.1563786008]
Allpoints distance hit/miss ratio: [42.0 / 201.0] of procentueel [17.2839506173 / 82.7160493827]
Selectionpoints hit/miss ratio: [121.5 / 121.5] of procentueel [50.0 / 50.0]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [194.0 / 49.0] of procentueel [79.8353909465 / 20.1646090535]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [70.0 / 173.0] of procentueel [28.8065843621 / 71.1934156379]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [111.0 / 132.0] of procentueel [45.6790123457 / 54.3209876543]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [126.5 / 116.5] of procentueel [52.0576131687 / 47.9423868313]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [147.0 / 96.0] of procentueel [60.4938271605 / 39.5061728395]
Allparams hit/miss ratio: [181.0 / 62.0] of procentueel [74.4855967078 / 25.5144032922]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [230.0 / 13.0] of procentueel [94.6502057613 / 5.34979423868]
Allpoints distance hit/miss ratio: [228.0 / 15.0] of procentueel [93.8271604938 / 6.17283950617]
Selectionpoints hit/miss ratio: [214.5 / 28.5] of procentueel [88.2716049383 / 11.7283950617]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [211.5 / 31.5] of procentueel [87.037037037 / 12.962962963]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 12.0] of procentueel [95.0617283951 / 4.93827160494]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [229.0 / 14.0] of procentueel [94.2386831276 / 5.76131687243]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [228.0 / 15.0] of procentueel [93.8271604938 / 6.17283950617]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [231.5 / 11.5] of procentueel [95.2674897119 / 4.73251028807]
Allparams hit/miss ratio: [231.0 / 12.0] of procentueel [95.0617283951 / 4.93827160494]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [152.0 / 91.0] of procentueel [62.5514403292 / 37.4485596708]
Allpoints distance hit/miss ratio: [218.5 / 24.5] of procentueel [89.9176954733 / 10.0823045267]
Selectionpoints hit/miss ratio: [210.0 / 33.0] of procentueel [86.4197530864 / 13.5802469136]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [162.5 / 80.5] of procentueel [66.8724279835 / 33.1275720165]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [223.0 / 20.0] of procentueel [91.7695473251 / 8.2304526749]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [214.0 / 29.0] of procentueel [88.0658436214 / 11.9341563786]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [136.0 / 107.0] of procentueel [55.9670781893 / 44.0329218107]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [134.5 / 108.5] of procentueel [55.3497942387 / 44.6502057613]
Allparams hit/miss ratio: [211.5 / 31.5] of procentueel [87.037037037 / 12.962962963]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [231.0 / 12.0] of procentueel [95.0617283951 / 4.93827160494]
Allpoints distance hit/miss ratio: [231.0 / 12.0] of procentueel [95.0617283951 / 4.93827160494]
Selectionpoints hit/miss ratio: [207.5 / 35.5] of procentueel [85.3909465021 / 14.6090534979]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [218.5 / 24.5] of procentueel [89.9176954733 / 10.0823045267]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [212.0 / 31.0] of procentueel [87.2427983539 / 12.7572016461]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [217.5 / 25.5] of procentueel [89.5061728395 / 10.4938271605]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [212.0 / 31.0] of procentueel [87.2427983539 / 12.7572016461]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [212.0 / 31.0] of procentueel [87.2427983539 / 12.7572016461]
Allparams hit/miss ratio: [160.0 / 83.0] of procentueel [65.8436213992 / 34.1563786008]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Clint_b

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [181.0 / 70.0] of procentueel [72.1115537849 / 27.8884462151]
Allpoints distance hit/miss ratio: [181.0 / 70.0] of procentueel [72.1115537849 / 27.8884462151]
Selectionpoints hit/miss ratio: [145.0 / 106.0] of procentueel [57.7689243028 / 42.2310756972]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [157.0 / 94.0] of procentueel [62.5498007968 / 37.4501992032]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [42.0 / 209.0] of procentueel [16.7330677291 / 83.2669322709]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [176.0 / 75.0] of procentueel [70.1195219124 / 29.8804780876]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [181.0 / 70.0] of procentueel [72.1115537849 / 27.8884462151]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [126.0 / 125.0] of procentueel [50.1992031873 / 49.8007968127]
Allparams hit/miss ratio: [178.0 / 73.0] of procentueel [70.9163346614 / 29.0836653386]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Allpoints distance hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Selectionpoints hit/miss ratio: [203.0 / 48.0] of procentueel [80.8764940239 / 19.1235059761]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [13.0 / 238.0] of procentueel [5.17928286853 / 94.8207171315]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [129.0 / 122.0] of procentueel [51.3944223108 / 48.6055776892]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [209.0 / 42.0] of procentueel [83.2669322709 / 16.7330677291]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [11.0 / 240.0] of procentueel [4.38247011952 / 95.6175298805]
Allparams hit/miss ratio: [165.0 / 86.0] of procentueel [65.7370517928 / 34.2629482072]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Allpoints distance hit/miss ratio: [36.0 / 215.0] of procentueel [14.3426294821 / 85.6573705179]
Selectionpoints hit/miss ratio: [123.0 / 128.0] of procentueel [49.0039840637 / 50.9960159363]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [171.0 / 80.0] of procentueel [68.1274900398 / 31.8725099602]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [181.0 / 70.0] of procentueel [72.1115537849 / 27.8884462151]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [44.0 / 207.0] of procentueel [17.5298804781 / 82.4701195219]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]
Allparams hit/miss ratio: [240.0 / 11.0] of procentueel [95.6175298805 / 4.38247011952]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Allpoints distance hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints hit/miss ratio: [87.0 / 164.0] of procentueel [34.6613545817 / 65.3386454183]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [30.0 / 221.0] of procentueel [11.9521912351 / 88.0478087649]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [179.0 / 72.0] of procentueel [71.3147410359 / 28.6852589641]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Allparams hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [140.0 / 111.0] of procentueel [55.7768924303 / 44.2231075697]
Allpoints distance hit/miss ratio: [247.0 / 4.0] of procentueel [98.406374502 / 1.59362549801]
Selectionpoints hit/miss ratio: [21.0 / 230.0] of procentueel [8.36653386454 / 91.6334661355]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [221.0 / 30.0] of procentueel [88.0478087649 / 11.9521912351]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [251.0 / 0.0] of procentueel [100.0 / 0.0]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [235.0 / 16.0] of procentueel [93.625498008 / 6.37450199203]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [101.0 / 150.0] of procentueel [40.2390438247 / 59.7609561753]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Allparams hit/miss ratio: [236.0 / 15.0] of procentueel [94.0239043825 / 5.97609561753]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Allpoints distance hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Selectionpoints hit/miss ratio: [246.0 / 5.0] of procentueel [98.0079681275 / 1.99203187251]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [193.0 / 58.0] of procentueel [76.8924302789 / 23.1075697211]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [234.0 / 17.0] of procentueel [93.2270916335 / 6.77290836653]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [193.0 / 58.0] of procentueel [76.8924302789 / 23.1075697211]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [221.0 / 30.0] of procentueel [88.0478087649 / 11.9521912351]
Allparams hit/miss ratio: [240.0 / 11.0] of procentueel [95.6175298805 / 4.38247011952]

```
-----
Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Clint_b
-----
Classifier: 0
Allpoints hit/miss ratio: [ 181.0 / 70.0 ] of procentueel [ 72.1115537849 / 27.8884462151 ]
Allpoints distance hit/miss ratio: [ 181.0 / 70.0 ] of procentueel [ 72.1115537849 / 27.8884462151 ]
Selectionpoints hit/miss ratio: [ 152.0 / 99.0 ] of procentueel [ 60.5577689243 / 39.4422310757 ]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [ 161.5 / 89.5 ] of procentueel [ 64.3426294821 / 35.6573705179 ]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [ 57.5 / 193.5 ] of procentueel [ 22.9083665339 / 77.0916334661 ]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [ 176.0 / 75.0 ] of procentueel [ 70.1195219124 / 29.8804780876 ]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [ 181.0 / 70.0 ] of procentueel [ 72.1115537849 / 27.8884462151 ]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [ 137.0 / 114.0 ] of procentueel [ 54.5816733068 / 45.4183266932 ]
Allparams hit/miss ratio: [ 187.0 / 64.0 ] of procentueel [ 74.5019920319 / 25.4980079681 ]
-----
Classifier: 1
Allpoints hit/miss ratio: [ 230.0 / 21.0 ] of procentueel [ 91.6334661355 / 8.36653386454 ]
Allpoints distance hit/miss ratio: [ 214.0 / 37.0 ] of procentueel [ 85.2589641434 / 14.7410358566 ]
Selectionpoints hit/miss ratio: [ 204.5 / 46.5 ] of procentueel [ 81.4741035857 / 18.5258964143 ]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [ 217.0 / 34.0 ] of procentueel [ 86.4541832669 / 13.5458167331 ]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [ 17.0 / 234.0 ] of procentueel [ 6.77290836653 / 93.2270916335 ]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [ 129.0 / 122.0 ] of procentueel [ 51.3944223108 / 48.6055776892 ]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [ 209.0 / 42.0 ] of procentueel [ 83.2669322709 / 16.7330677291 ]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [ 16.0 / 235.0 ] of procentueel [ 6.37450199203 / 93.625498008 ]
Allparams hit/miss ratio: [ 168.5 / 82.5 ] of procentueel [ 67.1314741036 / 32.8685258964 ]
-----
Classifier: 2
Allpoints hit/miss ratio: [ 238.5 / 12.5 ] of procentueel [ 95.0199203187 / 4.98007968127 ]
Allpoints distance hit/miss ratio: [ 42.0 / 209.0 ] of procentueel [ 16.7330677291 / 83.2669322709 ]
Selectionpoints hit/miss ratio: [ 127.5 / 123.5 ] of procentueel [ 50.796812749 / 49.203187251 ]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [ 173.5 / 77.5 ] of procentueel [ 69.1235059761 / 30.8764940239 ]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [ 231.5 / 19.5 ] of procentueel [ 92.2310756972 / 7.76892430279 ]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [ 184.0 / 67.0 ] of procentueel [ 73.3067729084 / 26.6932270916 ]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [ 45.5 / 205.5 ] of procentueel [ 18.1274900398 / 81.8725099602 ]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [ 210.0 / 41.0 ] of procentueel [ 83.6653386454 / 16.3346613546 ]
Allparams hit/miss ratio: [ 240.0 / 11.0 ] of procentueel [ 95.6175298805 / 4.38247011952 ]
-----
Classifier: 3
Allpoints hit/miss ratio: [ 227.0 / 24.0 ] of procentueel [ 90.438247012 / 9.56175298805 ]
Allpoints distance hit/miss ratio: [ 229.0 / 22.0 ] of procentueel [ 91.235059761 / 8.76494023904 ]
Selectionpoints hit/miss ratio: [ 92.0 / 159.0 ] of procentueel [ 36.6533864542 / 63.3466135458 ]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [ 36.0 / 215.0 ] of procentueel [ 14.3426294821 / 85.6573705179 ]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [ 181.5 / 69.5 ] of procentueel [ 72.3107569721 / 27.6892430279 ]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [ 215.0 / 36.0 ] of procentueel [ 85.6573705179 / 14.3426294821 ]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [ 229.5 / 21.5 ] of procentueel [ 91.4342629482 / 8.56573705179 ]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [ 228.0 / 23.0 ] of procentueel [ 90.8366533865 / 9.16334661355 ]
Allparams hit/miss ratio: [ 227.0 / 24.0 ] of procentueel [ 90.438247012 / 9.56175298805 ]
-----
Classifier: 4
Allpoints hit/miss ratio: [ 140.0 / 111.0 ] of procentueel [ 55.7768924303 / 44.2231075697 ]
Allpoints distance hit/miss ratio: [ 247.0 / 4.0 ] of procentueel [ 98.406374502 / 1.59362549801 ]
Selectionpoints hit/miss ratio: [ 21.0 / 230.0 ] of procentueel [ 8.36653386454 / 91.6334661355 ]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [ 221.0 / 30.0 ] of procentueel [ 88.0478087649 / 11.9521912351 ]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [ 251.0 / 0.0 ] of procentueel [ 100.0 / 0.0 ]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [ 235.0 / 16.0 ] of procentueel [ 93.625498008 / 6.37450199203 ]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [ 101.0 / 150.0 ] of procentueel [ 40.2390438247 / 59.7609561753 ]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [ 239.0 / 12.0 ] of procentueel [ 95.219123506 / 4.78087649402 ]
Allparams hit/miss ratio: [ 236.0 / 15.0 ] of procentueel [ 94.0239043825 / 5.97609561753 ]
-----
Classifier: 5
Allpoints hit/miss ratio: [ 228.0 / 23.0 ] of procentueel [ 90.8366533865 / 9.16334661355 ]
Allpoints distance hit/miss ratio: [ 214.0 / 37.0 ] of procentueel [ 85.2589641434 / 14.7410358566 ]
Selectionpoints hit/miss ratio: [ 246.0 / 5.0 ] of procentueel [ 98.0079681275 / 1.99203187251 ]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [ 230.0 / 21.0 ] of procentueel [ 91.6334661355 / 8.36653386454 ]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [ 194.0 / 57.0 ] of procentueel [ 77.2908366534 / 22.7091633466 ]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [ 234.5 / 16.5 ] of procentueel [ 93.4262948207 / 6.57370517928 ]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [ 194.0 / 57.0 ] of procentueel [ 77.2908366534 / 22.7091633466 ]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [ 221.5 / 29.5 ] of procentueel [ 88.2470119522 / 11.7529880478 ]
Allparams hit/miss ratio: [ 240.0 / 11.0 ] of procentueel [ 95.6175298805 / 4.38247011952 ]
```

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Jamin_b

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Allpoints distance hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Selectionpoints hit/miss ratio: [216.0 / 35.0] of procentueel [86.0557768924 / 13.9442231076]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [200.0 / 51.0] of procentueel [79.6812749004 / 20.3187250996]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [203.0 / 48.0] of procentueel [80.8764940239 / 19.1235059761]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [203.0 / 48.0] of procentueel [80.8764940239 / 19.1235059761]
Allparams hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Allpoints distance hit/miss ratio: [165.0 / 86.0] of procentueel [65.7370517928 / 34.2629482072]
Selectionpoints hit/miss ratio: [189.0 / 62.0] of procentueel [75.2988047809 / 24.7011952191]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [182.0 / 69.0] of procentueel [72.5099601594 / 27.4900398406]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [100.0 / 151.0] of procentueel [39.8406374502 / 60.1593625498]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [24.0 / 227.0] of procentueel [9.56175298805 / 90.438247012]
Allparams hit/miss ratio: [179.0 / 72.0] of procentueel [71.3147410359 / 28.6852589641]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [179.0 / 72.0] of procentueel [71.3147410359 / 28.6852589641]
Allpoints distance hit/miss ratio: [102.0 / 149.0] of procentueel [40.6374501992 / 59.3625498008]
Selectionpoints hit/miss ratio: [44.0 / 207.0] of procentueel [17.5298804781 / 82.4701195219]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [35.0 / 216.0] of procentueel [13.9442231076 / 86.0557768924]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [24.0 / 227.0] of procentueel [9.56175298805 / 90.438247012]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [25.0 / 226.0] of procentueel [9.96015936255 / 90.0398406375]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [162.0 / 89.0] of procentueel [64.5418326693 / 35.4581673307]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [199.0 / 52.0] of procentueel [79.2828685259 / 20.7171314741]
Allparams hit/miss ratio: [193.0 / 58.0] of procentueel [76.8924302789 / 23.1075697211]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Allpoints distance hit/miss ratio: [236.0 / 15.0] of procentueel [94.0239043825 / 5.97609561753]
Selectionpoints hit/miss ratio: [91.0 / 160.0] of procentueel [36.2549800797 / 63.7450199203]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [165.0 / 86.0] of procentueel [65.7370517928 / 34.2629482072]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [221.0 / 30.0] of procentueel [88.0478087649 / 11.9521912351]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]
Allparams hit/miss ratio: [234.0 / 17.0] of procentueel [93.2270916335 / 6.77290836653]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Allpoints distance hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Selectionpoints hit/miss ratio: [213.0 / 38.0] of procentueel [84.8605577689 / 15.1394422311]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [109.0 / 142.0] of procentueel [43.4262948207 / 56.5737051793]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [218.0 / 33.0] of procentueel [86.8525896414 / 13.1474103586]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]
Allparams hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Allpoints distance hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Selectionpoints hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Allparams hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Jamin_b

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Allpoints distance hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Selectionpoints hit/miss ratio: [216.0 / 35.0] of procentueel [86.0557768924 / 13.9442231076]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [205.5 / 45.5] of procentueel [81.8725099602 / 18.1274900398]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [204.5 / 46.5] of procentueel [81.4741035857 / 18.5258964143]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Allparams hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Allpoints distance hit/miss ratio: [166.5 / 84.5] of procentueel [66.3346613546 / 33.6653386454]
Selectionpoints hit/miss ratio: [189.5 / 61.5] of procentueel [75.4980079681 / 24.5019920319]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [183.5 / 67.5] of procentueel [73.1075697211 / 26.8924302789]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [100.5 / 150.5] of procentueel [40.0398406375 / 59.9601593625]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [29.5 / 221.5] of procentueel [11.7529880478 / 88.2470119522]
Allparams hit/miss ratio: [181.0 / 70.0] of procentueel [72.1115537849 / 27.8884462151]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [181.0 / 70.0] of procentueel [72.1115537849 / 27.8884462151]
Allpoints distance hit/miss ratio: [107.5 / 143.5] of procentueel [42.828685259 / 57.171314741]
Selectionpoints hit/miss ratio: [47.0 / 204.0] of procentueel [18.7250996016 / 81.2749003984]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [40.0 / 211.0] of procentueel [15.9362549801 / 84.0637450199]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [29.5 / 221.5] of procentueel [11.7529880478 / 88.2470119522]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [34.5 / 216.5] of procentueel [13.7450199203 / 86.2549800797]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [164.5 / 86.5] of procentueel [65.5378486056 / 34.4621513944]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [199.5 / 51.5] of procentueel [79.4820717131 / 20.5179282869]
Allparams hit/miss ratio: [195.0 / 56.0] of procentueel [77.6892430279 / 22.3107569721]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Allpoints distance hit/miss ratio: [236.0 / 15.0] of procentueel [94.0239043825 / 5.97609561753]
Selectionpoints hit/miss ratio: [94.0 / 157.0] of procentueel [37.4501992032 / 62.5498007968]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [169.5 / 81.5] of procentueel [67.5298804781 / 32.4701195219]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [221.5 / 29.5] of procentueel [88.2470119522 / 11.7529880478]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [212.5 / 38.5] of procentueel [84.6613545817 / 15.3386454183]
Allparams hit/miss ratio: [234.0 / 17.0] of procentueel [93.2270916335 / 6.77290836653]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Allpoints distance hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Selectionpoints hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [112.5 / 138.5] of procentueel [44.8207171315 / 55.1792828685]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [233.5 / 17.5] of procentueel [93.0278884462 / 6.97211155378]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [209.5 / 41.5] of procentueel [83.4661354582 / 16.5338645418]
Allparams hit/miss ratio: [223.5 / 27.5] of procentueel [89.0438247012 / 10.9561752988]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Allpoints distance hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Selectionpoints hit/miss ratio: [236.5 / 14.5] of procentueel [94.2231075697 / 5.77689243028]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [218.0 / 33.0] of procentueel [86.8525896414 / 13.1474103586]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [219.5 / 31.5] of procentueel [87.4501992032 / 12.5498007968]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [219.5 / 31.5] of procentueel [87.4501992032 / 12.5498007968]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [219.0 / 32.0] of procentueel [87.2509960159 / 12.7490039841]
Allparams hit/miss ratio: [244.5 / 6.5] of procentueel [97.4103585657 / 2.58964143426]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Jordy_b

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [212.0 / 39.0] of procentueel [84.4621513944 / 15.5378486056]
Allpoints distance hit/miss ratio: [193.0 / 58.0] of procentueel [76.8924302789 / 23.1075697211]
Selectionpoints hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [146.0 / 105.0] of procentueel [58.1673306773 / 41.8326693227]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [199.0 / 52.0] of procentueel [79.2828685259 / 20.7171314741]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [197.0 / 54.0] of procentueel [78.4860557769 / 21.5139442231]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [212.0 / 39.0] of procentueel [84.4621513944 / 15.5378486056]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [122.0 / 129.0] of procentueel [48.6055776892 / 51.3944223108]
Allparams hit/miss ratio: [64.0 / 187.0] of procentueel [25.4980079681 / 74.5019920319]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Allpoints distance hit/miss ratio: [128.0 / 123.0] of procentueel [50.9960159363 / 49.0039840637]
Selectionpoints hit/miss ratio: [168.0 / 83.0] of procentueel [66.9322709163 / 33.0677290837]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [139.0 / 112.0] of procentueel [55.3784860558 / 44.6215139442]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [11.0 / 240.0] of procentueel [4.38247011952 / 95.6175298805]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [79.0 / 172.0] of procentueel [31.4741035857 / 68.5258964143]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [154.0 / 97.0] of procentueel [61.3545816733 / 38.6454183267]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [11.0 / 240.0] of procentueel [4.38247011952 / 95.6175298805]
Allparams hit/miss ratio: [82.0 / 169.0] of procentueel [32.6693227092 / 67.3306772908]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [234.0 / 17.0] of procentueel [93.2270916335 / 6.77290836653]
Allpoints distance hit/miss ratio: [31.0 / 220.0] of procentueel [12.3505976096 / 87.6494023904]
Selectionpoints hit/miss ratio: [138.0 / 113.0] of procentueel [54.9800796813 / 45.0199203187]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [131.0 / 120.0] of procentueel [52.1912350598 / 47.8087649402]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [170.0 / 81.0] of procentueel [67.7290836653 / 32.2709163347]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [151.0 / 100.0] of procentueel [60.1593625498 / 39.8406374502]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [183.0 / 68.0] of procentueel [72.9083665339 / 27.0916334661]
Allparams hit/miss ratio: [223.0 / 28.0] of procentueel [88.8446215139 / 11.1553784861]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [240.0 / 11.0] of procentueel [95.6175298805 / 4.38247011952]
Allpoints distance hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Selectionpoints hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [224.0 / 27.0] of procentueel [89.2430278884 / 10.7569721116]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Allparams hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Allpoints distance hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Selectionpoints hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [166.0 / 85.0] of procentueel [66.1354581673 / 33.8645418327]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [187.0 / 64.0] of procentueel [74.5019920319 / 25.4980079681]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [164.0 / 87.0] of procentueel [65.3386454183 / 34.6613545817]
Allparams hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [162.0 / 89.0] of procentueel [64.5418326693 / 35.4581673307]
Allpoints distance hit/miss ratio: [119.0 / 132.0] of procentueel [47.4103585657 / 52.5896414343]
Selectionpoints hit/miss ratio: [43.0 / 208.0] of procentueel [17.1314741036 / 82.8685258964]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [51.0 / 200.0] of procentueel [20.3187250996 / 79.6812749004]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [35.0 / 216.0] of procentueel [13.9442231076 / 86.0557768924]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [42.0 / 209.0] of procentueel [16.7330677291 / 83.2669322709]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [35.0 / 216.0] of procentueel [13.9442231076 / 86.0557768924]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [46.0 / 205.0] of procentueel [18.3266932271 / 81.6733067729]
Allparams hit/miss ratio: [37.0 / 214.0] of procentueel [14.7410358566 / 85.2589641434]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Jordy_b

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [212.0 / 39.0] of procentueel [84.4621513944 / 15.5378486056]
Allpoints distance hit/miss ratio: [193.5 / 57.5] of procentueel [77.0916334661 / 22.9083665339]
Selectionpoints hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [146.5 / 104.5] of procentueel [58.3665338645 / 41.6334661355]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [199.5 / 51.5] of procentueel [79.4820717131 / 20.5179282869]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [197.0 / 54.0] of procentueel [78.4860557769 / 21.5139442231]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [212.0 / 39.0] of procentueel [84.4621513944 / 15.5378486056]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [124.5 / 126.5] of procentueel [49.6015936255 / 50.3984063745]
Allparams hit/miss ratio: [72.0 / 179.0] of procentueel [28.6852589641 / 71.3147410359]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Allpoints distance hit/miss ratio: [128.0 / 123.0] of procentueel [50.9960159363 / 49.0039840637]
Selectionpoints hit/miss ratio: [168.0 / 83.0] of procentueel [66.9322709163 / 33.0677290837]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [142.0 / 109.0] of procentueel [56.5737051793 / 43.4262948207]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [16.0 / 235.0] of procentueel [6.37450199203 / 93.625498008]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [79.5 / 171.5] of procentueel [31.6733067729 / 68.3266932271]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [154.0 / 97.0] of procentueel [61.3545816733 / 38.6454183267]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [16.0 / 235.0] of procentueel [6.37450199203 / 93.625498008]
Allparams hit/miss ratio: [86.0 / 165.0] of procentueel [34.2629482072 / 65.7370517928]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [235.0 / 16.0] of procentueel [93.625498008 / 6.37450199203]
Allpoints distance hit/miss ratio: [34.5 / 216.5] of procentueel [13.7450199203 / 86.2549800797]
Selectionpoints hit/miss ratio: [140.5 / 110.5] of procentueel [55.9760956175 / 44.0239043825]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [131.5 / 119.5] of procentueel [52.390438247 / 47.609561753]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [208.5 / 42.5] of procentueel [83.0677290837 / 16.9322709163]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [175.0 / 76.0] of procentueel [69.7211155378 / 30.2788844622]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [151.0 / 100.0] of procentueel [60.1593625498 / 39.8406374502]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [183.5 / 67.5] of procentueel [73.1075697211 / 26.8924302789]
Allparams hit/miss ratio: [224.5 / 26.5] of procentueel [89.4422310757 / 10.5577689243]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [240.0 / 11.0] of procentueel [95.6175298805 / 4.38247011952]
Allpoints distance hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Selectionpoints hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [218.5 / 32.5] of procentueel [87.0517928287 / 12.9482071713]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Allparams hit/miss ratio: [238.5 / 12.5] of procentueel [95.0199203187 / 4.98007968127]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Allpoints distance hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Selectionpoints hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [234.0 / 17.0] of procentueel [93.2270916335 / 6.77290836653]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [168.0 / 83.0] of procentueel [66.9322709163 / 33.0677290837]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [187.0 / 64.0] of procentueel [74.5019920319 / 25.4980079681]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [164.5 / 86.5] of procentueel [65.5378486056 / 34.4621513944]
Allparams hit/miss ratio: [211.5 / 39.5] of procentueel [84.2629482072 / 15.7370517928]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [167.0 / 84.0] of procentueel [66.5338645418 / 33.4661354582]
Allpoints distance hit/miss ratio: [124.0 / 127.0] of procentueel [49.4023904382 / 50.5976095618]
Selectionpoints hit/miss ratio: [48.0 / 203.0] of procentueel [19.1235059761 / 80.8764940239]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [56.0 / 195.0] of procentueel [22.3107569721 / 77.6892430279]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [40.0 / 211.0] of procentueel [15.9362549801 / 84.0637450199]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [47.0 / 204.0] of procentueel [18.7250996016 / 81.2749003984]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [40.0 / 211.0] of procentueel [15.9362549801 / 84.0637450199]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [51.0 / 200.0] of procentueel [20.3187250996 / 79.6812749004]
Allparams hit/miss ratio: [42.0 / 209.0] of procentueel [16.7330677291 / 83.2669322709]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Marnick_a

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Allpoints distance hit/miss ratio: [219.0 / 32.0] of procentueel [87.2509960159 / 12.7490039841]
Selectionpoints hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [131.0 / 120.0] of procentueel [52.1912350598 / 47.8087649402]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [125.0 / 126.0] of procentueel [49.8007968127 / 50.1992031873]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [117.0 / 134.0] of procentueel [46.6135458167 / 53.3864541833]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [196.0 / 55.0] of procentueel [78.0876494024 / 21.9123505976]
Allparams hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Allpoints distance hit/miss ratio: [195.0 / 56.0] of procentueel [77.6892430279 / 22.3107569721]
Selectionpoints hit/miss ratio: [127.0 / 124.0] of procentueel [50.5976095618 / 49.4023904382]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [134.0 / 117.0] of procentueel [53.3864541833 / 46.6135458167]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [31.0 / 220.0] of procentueel [12.3505976096 / 87.6494023904]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [68.0 / 183.0] of procentueel [27.0916334661 / 72.9083665339]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [166.0 / 85.0] of procentueel [66.1354581673 / 33.8645418327]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [30.0 / 221.0] of procentueel [11.9521912351 / 88.0478087649]
Allparams hit/miss ratio: [201.0 / 50.0] of procentueel [80.0796812749 / 19.9203187251]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [221.0 / 30.0] of procentueel [88.0478087649 / 11.9521912351]
Allpoints distance hit/miss ratio: [41.0 / 210.0] of procentueel [16.3346613546 / 83.6653386454]
Selectionpoints hit/miss ratio: [8.0 / 243.0] of procentueel [3.18725099602 / 96.812749004]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [13.0 / 238.0] of procentueel [5.17928286853 / 94.8207171315]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 191.0] of procentueel [23.9043824701 / 76.0956175299]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [118.0 / 133.0] of procentueel [47.0119521912 / 52.9880478088]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [22.0 / 229.0] of procentueel [8.76494023904 / 91.235059761]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [106.0 / 145.0] of procentueel [42.2310756972 / 57.7689243028]
Allparams hit/miss ratio: [216.0 / 35.0] of procentueel [86.0557768924 / 13.9442231076]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Allpoints distance hit/miss ratio: [187.0 / 64.0] of procentueel [74.5019920319 / 25.4980079681]
Selectionpoints hit/miss ratio: [69.0 / 182.0] of procentueel [27.4900398406 / 72.5099601594]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [134.0 / 117.0] of procentueel [53.3864541833 / 46.6135458167]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [133.0 / 118.0] of procentueel [52.9880478088 / 47.0119521912]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [78.0 / 173.0] of procentueel [31.0756972112 / 68.9243027888]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [219.0 / 32.0] of procentueel [87.2509960159 / 12.7490039841]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Allparams hit/miss ratio: [218.0 / 33.0] of procentueel [86.8525896414 / 13.1474103586]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [235.0 / 16.0] of procentueel [93.625498008 / 6.37450199203]
Allpoints distance hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Selectionpoints hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [148.0 / 103.0] of procentueel [58.9641434263 / 41.0358565737]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Allparams hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Allpoints distance hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Selectionpoints hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [204.0 / 47.0] of procentueel [81.2749003984 / 18.7250996016]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [196.0 / 55.0] of procentueel [78.0876494024 / 21.9123505976]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [196.0 / 55.0] of procentueel [78.0876494024 / 21.9123505976]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Allparams hit/miss ratio: [235.0 / 16.0] of procentueel [93.625498008 / 6.37450199203]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Marnick_a

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Allpoints distance hit/miss ratio: [219.5 / 31.5] of procentueel [87.4501992032 / 12.5498007968]
Selectionpoints hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [132.0 / 119.0] of procentueel [52.5896414343 / 47.4103585657]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [131.5 / 119.5] of procentueel [52.390438247 / 47.609561753]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [117.5 / 133.5] of procentueel [46.812749004 / 53.187250996]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [204.0 / 47.0] of procentueel [81.2749003984 / 18.7250996016]
Allparams hit/miss ratio: [214.5 / 36.5] of procentueel [85.4581673307 / 14.5418326693]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Allpoints distance hit/miss ratio: [195.0 / 56.0] of procentueel [77.6892430279 / 22.3107569721]
Selectionpoints hit/miss ratio: [131.5 / 119.5] of procentueel [52.390438247 / 47.609561753]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [137.5 / 113.5] of procentueel [54.780876494 / 45.219123506]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [35.5 / 215.5] of procentueel [14.1434262948 / 85.8565737052]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [68.5 / 182.5] of procentueel [27.2908366534 / 72.7091633466]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [166.0 / 85.0] of procentueel [66.1354581673 / 33.8645418327]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [32.0 / 219.0] of procentueel [12.7490039841 / 87.2509960159]
Allparams hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Allpoints distance hit/miss ratio: [50.5 / 200.5] of procentueel [20.1195219124 / 79.8804780876]
Selectionpoints hit/miss ratio: [15.0 / 236.0] of procentueel [5.97609561753 / 94.0239043825]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [21.0 / 230.0] of procentueel [8.36653386454 / 91.6334661355]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 191.0] of procentueel [23.9043824701 / 76.0956175299]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [125.5 / 125.5] of procentueel [50.0 / 50.0]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [24.0 / 227.0] of procentueel [9.56175298805 / 90.438247012]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [107.0 / 144.0] of procentueel [42.6294820717 / 57.3705179283]
Allparams hit/miss ratio: [216.5 / 34.5] of procentueel [86.2549800797 / 13.7450199203]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Allpoints distance hit/miss ratio: [192.0 / 59.0] of procentueel [76.4940239044 / 23.5059760956]
Selectionpoints hit/miss ratio: [71.5 / 179.5] of procentueel [28.4860557769 / 71.5139442231]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [138.5 / 112.5] of procentueel [55.1792828685 / 44.8207171315]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [136.0 / 115.0] of procentueel [54.1832669323 / 45.8167330677]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [83.0 / 168.0] of procentueel [33.0677290837 / 66.9322709163]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [224.0 / 27.0] of procentueel [89.2430278884 / 10.7569721116]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [231.5 / 19.5] of procentueel [92.2310756972 / 7.76892430279]
Allparams hit/miss ratio: [218.5 / 32.5] of procentueel [87.0517928287 / 12.9482071713]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [236.0 / 15.0] of procentueel [94.0239043825 / 5.97609561753]
Allpoints distance hit/miss ratio: [239.5 / 11.5] of procentueel [95.4183266932 / 4.58167330677]
Selectionpoints hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [150.0 / 101.0] of procentueel [59.7609561753 / 40.2390438247]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [242.5 / 8.5] of procentueel [96.6135458167 / 3.38645418327]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [228.5 / 22.5] of procentueel [91.0358565737 / 8.96414342629]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Allparams hit/miss ratio: [227.5 / 23.5] of procentueel [90.6374501992 / 9.3625498008]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Allpoints distance hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Selectionpoints hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [204.0 / 47.0] of procentueel [81.2749003984 / 18.7250996016]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [196.0 / 55.0] of procentueel [78.0876494024 / 21.9123505976]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [196.0 / 55.0] of procentueel [78.0876494024 / 21.9123505976]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Allparams hit/miss ratio: [237.5 / 13.5] of procentueel [94.6215139442 / 5.37848605578]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Robert_a

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Allpoints distance hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]
Selectionpoints hit/miss ratio: [200.0 / 51.0] of procentueel [79.6812749004 / 20.3187250996]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [98.0 / 153.0] of procentueel [39.0438247012 / 60.9561752988]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [83.0 / 168.0] of procentueel [33.0677290837 / 66.9322709163]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [183.0 / 68.0] of procentueel [72.9083665339 / 27.0916334661]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [160.0 / 91.0] of procentueel [63.7450199203 / 36.2549800797]
Allparams hit/miss ratio: [83.0 / 168.0] of procentueel [33.0677290837 / 66.9322709163]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [70.0 / 181.0] of procentueel [27.8884462151 / 72.1115537849]
Allpoints distance hit/miss ratio: [37.0 / 214.0] of procentueel [14.7410358566 / 85.2589641434]
Selectionpoints hit/miss ratio: [51.0 / 200.0] of procentueel [20.3187250996 / 79.6812749004]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [137.0 / 114.0] of procentueel [54.5816733068 / 45.4183266932]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [28.0 / 223.0] of procentueel [11.1553784861 / 88.8446215139]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [116.0 / 135.0] of procentueel [46.2151394422 / 53.7848605578]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [80.0 / 171.0] of procentueel [31.8725099602 / 68.1274900398]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [50.0 / 201.0] of procentueel [19.9203187251 / 80.0796812749]
Allparams hit/miss ratio: [52.0 / 199.0] of procentueel [20.7171314741 / 79.2828685259]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [84.0 / 167.0] of procentueel [33.4661354582 / 66.5338645418]
Allpoints distance hit/miss ratio: [14.0 / 237.0] of procentueel [5.57768924303 / 94.422310757]
Selectionpoints hit/miss ratio: [25.0 / 226.0] of procentueel [9.96015936255 / 90.0398406375]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [143.0 / 108.0] of procentueel [56.9721115538 / 43.0278884462]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [210.0 / 41.0] of procentueel [83.6653386454 / 16.3346613546]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [196.0 / 55.0] of procentueel [78.0876494024 / 21.9123505976]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [144.0 / 107.0] of procentueel [57.3705179283 / 42.6294820717]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [149.0 / 102.0] of procentueel [59.3625498008 / 40.6374501992]
Allparams hit/miss ratio: [146.0 / 105.0] of procentueel [58.1673306773 / 41.8326693227]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Allpoints distance hit/miss ratio: [223.0 / 28.0] of procentueel [88.8446215139 / 11.1553784861]
Selectionpoints hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [210.0 / 41.0] of procentueel [83.6653386454 / 16.3346613546]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [233.0 / 18.0] of procentueel [92.828685259 / 7.17131474104]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [237.0 / 14.0] of procentueel [94.422310757 / 5.57768924303]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [236.0 / 15.0] of procentueel [94.0239043825 / 5.97609561753]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Allparams hit/miss ratio: [240.0 / 11.0] of procentueel [95.6175298805 / 4.38247011952]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [221.0 / 30.0] of procentueel [88.0478087649 / 11.9521912351]
Allpoints distance hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints hit/miss ratio: [189.0 / 62.0] of procentueel [75.2988047809 / 24.7011952191]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [147.0 / 104.0] of procentueel [58.5657370518 / 41.4342629482]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [225.0 / 26.0] of procentueel [89.6414342629 / 10.3585657371]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [236.0 / 15.0] of procentueel [94.0239043825 / 5.97609561753]
Allparams hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Allpoints distance hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Selectionpoints hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [212.0 / 39.0] of procentueel [84.4621513944 / 15.5378486056]
Allparams hit/miss ratio: [237.0 / 14.0] of procentueel [94.422310757 / 5.57768924303]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Robert_a

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Allpoints distance hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]
Selectionpoints hit/miss ratio: [200.5 / 50.5] of procentueel [79.8804780876 / 20.1195219124]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [101.0 / 150.0] of procentueel [40.2390438247 / 59.7609561753]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [91.5 / 159.5] of procentueel [36.4541832669 / 63.5458167331]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [183.0 / 68.0] of procentueel [72.9083665339 / 27.0916334661]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [171.0 / 80.0] of procentueel [68.1274900398 / 31.8725099602]
Allparams hit/miss ratio: [96.5 / 154.5] of procentueel [38.4462151394 / 61.5537848606]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [74.5 / 176.5] of procentueel [29.6812749004 / 70.3187250996]
Allpoints distance hit/miss ratio: [45.0 / 206.0] of procentueel [17.9282868526 / 82.0717131474]
Selectionpoints hit/miss ratio: [56.0 / 195.0] of procentueel [22.3107569721 / 77.6892430279]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [140.5 / 110.5] of procentueel [55.9760956175 / 44.0239043825]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [33.0 / 218.0] of procentueel [13.1474103586 / 86.8525896414]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [124.5 / 126.5] of procentueel [49.6015936255 / 50.3984063745]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [80.5 / 170.5] of procentueel [32.0717131474 / 67.9282868526]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [58.0 / 193.0] of procentueel [23.1075697211 / 76.8924302789]
Allparams hit/miss ratio: [60.5 / 190.5] of procentueel [24.1035856574 / 75.8964143426]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [87.5 / 163.5] of procentueel [34.8605577689 / 65.1394422311]
Allpoints distance hit/miss ratio: [19.0 / 232.0] of procentueel [7.56972111554 / 92.4302788845]
Selectionpoints hit/miss ratio: [27.5 / 223.5] of procentueel [10.9561752988 / 89.0438247012]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [143.5 / 107.5] of procentueel [57.171314741 / 42.828685259]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [201.5 / 49.5] of procentueel [80.2788844622 / 19.7211155378]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [149.0 / 102.0] of procentueel [59.3625498008 / 40.6374501992]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [151.0 / 100.0] of procentueel [60.1593625498 / 39.8406374502]
Allparams hit/miss ratio: [149.5 / 101.5] of procentueel [59.561752988 / 40.438247012]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Allpoints distance hit/miss ratio: [223.0 / 28.0] of procentueel [88.8446215139 / 11.1553784861]
Selectionpoints hit/miss ratio: [220.5 / 30.5] of procentueel [87.8486055777 / 12.1513944223]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [235.5 / 15.5] of procentueel [93.8247011952 / 6.17529880478]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [237.5 / 13.5] of procentueel [94.6215139442 / 5.37848605578]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [236.0 / 15.0] of procentueel [94.0239043825 / 5.97609561753]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [242.0 / 9.0] of procentueel [96.4143426295 / 3.58565737052]
Allparams hit/miss ratio: [241.5 / 9.5] of procentueel [96.2151394422 / 3.78486055777]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [221.0 / 30.0] of procentueel [88.0478087649 / 11.9521912351]
Allpoints distance hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints hit/miss ratio: [190.0 / 61.0] of procentueel [75.6972111554 / 24.3027888446]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [150.0 / 101.0] of procentueel [59.7609561753 / 40.2390438247]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [231.5 / 19.5] of procentueel [92.2310756972 / 7.76892430279]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Allparams hit/miss ratio: [228.5 / 22.5] of procentueel [91.0358565737 / 8.96414342629]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [218.5 / 32.5] of procentueel [87.0517928287 / 12.9482071713]
Allpoints distance hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints hit/miss ratio: [244.0 / 7.0] of procentueel [97.2111553785 / 2.78884462151]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [220.0 / 31.0] of procentueel [87.6494023904 / 12.3505976096]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [224.0 / 27.0] of procentueel [89.2430278884 / 10.7569721116]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [234.0 / 17.0] of procentueel [93.2270916335 / 6.77290836653]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [224.0 / 27.0] of procentueel [89.2430278884 / 10.7569721116]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [221.0 / 30.0] of procentueel [88.0478087649 / 11.9521912351]
Allparams hit/miss ratio: [242.5 / 8.5] of procentueel [96.6135458167 / 3.38645418327]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Sam_a

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Allpoints distance hit/miss ratio: [206.0 / 45.0] of procentueel [82.0717131474 / 17.9282868526]
Selectionpoints hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [49.0 / 202.0] of procentueel [19.5219123506 / 80.4780876494]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [45.0 / 206.0] of procentueel [17.9282868526 / 82.0717131474]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [57.0 / 194.0] of procentueel [22.7091633466 / 77.2908366534]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [205.0 / 46.0] of procentueel [81.6733067729 / 18.3266932271]
Allparams hit/miss ratio: [72.0 / 179.0] of procentueel [28.6852589641 / 71.3147410359]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]
Allpoints distance hit/miss ratio: [45.0 / 206.0] of procentueel [17.9282868526 / 82.0717131474]
Selectionpoints hit/miss ratio: [30.0 / 221.0] of procentueel [11.9521912351 / 88.0478087649]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [95.0 / 156.0] of procentueel [37.8486055777 / 62.1513944223]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [28.0 / 223.0] of procentueel [11.1553784861 / 88.8446215139]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [25.0 / 226.0] of procentueel [9.96015936255 / 90.0398406375]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [50.0 / 201.0] of procentueel [19.9203187251 / 80.0796812749]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [27.0 / 224.0] of procentueel [10.7569721116 / 89.2430278884]
Allparams hit/miss ratio: [187.0 / 64.0] of procentueel [74.5019920319 / 25.4980079681]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [11.0 / 240.0] of procentueel [4.38247011952 / 95.6175298805]
Allpoints distance hit/miss ratio: [10.0 / 241.0] of procentueel [3.98406374502 / 96.015936255]
Selectionpoints hit/miss ratio: [44.0 / 207.0] of procentueel [17.5298804781 / 82.4701195219]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [26.0 / 225.0] of procentueel [10.3585657371 / 89.6414342629]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [123.0 / 128.0] of procentueel [49.0039840637 / 50.9960159363]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [12.0 / 239.0] of procentueel [4.78087649402 / 95.219123506]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [11.0 / 240.0] of procentueel [4.38247011952 / 95.6175298805]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [25.0 / 226.0] of procentueel [9.96015936255 / 90.0398406375]
Allparams hit/miss ratio: [33.0 / 218.0] of procentueel [13.1474103586 / 86.8525896414]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Allpoints distance hit/miss ratio: [156.0 / 95.0] of procentueel [62.1513944223 / 37.8486055777]
Selectionpoints hit/miss ratio: [189.0 / 62.0] of procentueel [75.2988047809 / 24.7011952191]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [55.0 / 196.0] of procentueel [21.9123505976 / 78.0876494024]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [176.0 / 75.0] of procentueel [70.1195219124 / 29.8804780876]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [235.0 / 16.0] of procentueel [93.625498008 / 6.37450199203]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [168.0 / 83.0] of procentueel [66.9322709163 / 33.0677290837]
Allparams hit/miss ratio: [94.0 / 157.0] of procentueel [37.4501992032 / 62.5498007968]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [85.0 / 166.0] of procentueel [33.8645418327 / 66.1354581673]
Allpoints distance hit/miss ratio: [123.0 / 128.0] of procentueel [49.0039840637 / 50.9960159363]
Selectionpoints hit/miss ratio: [97.0 / 154.0] of procentueel [38.6454183267 / 61.3545816733]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [85.0 / 166.0] of procentueel [33.8645418327 / 66.1354581673]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [205.0 / 46.0] of procentueel [81.6733067729 / 18.3266932271]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [101.0 / 150.0] of procentueel [40.2390438247 / 59.7609561753]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [65.0 / 186.0] of procentueel [25.8964143426 / 74.1035856574]
Allparams hit/miss ratio: [204.0 / 47.0] of procentueel [81.2749003984 / 18.7250996016]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [210.0 / 41.0] of procentueel [83.6653386454 / 16.3346613546]
Allpoints distance hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]
Selectionpoints hit/miss ratio: [223.0 / 28.0] of procentueel [88.8446215139 / 11.1553784861]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [240.0 / 11.0] of procentueel [95.6175298805 / 4.38247011952]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [179.0 / 72.0] of procentueel [71.3147410359 / 28.6852589641]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [179.0 / 72.0] of procentueel [71.3147410359 / 28.6852589641]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Allparams hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Sam_a

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Allpoints distance hit/miss ratio: [206.0 / 45.0] of procentueel [82.0717131474 / 17.9282868526]
Selectionpoints hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [55.0 / 196.0] of procentueel [21.9123505976 / 78.0876494024]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [54.5 / 196.5] of procentueel [21.7131474104 / 78.2868525896]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [62.0 / 189.0] of procentueel [24.7011952191 / 75.2988047809]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [202.0 / 49.0] of procentueel [80.4780876494 / 19.5219123506]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [205.0 / 46.0] of procentueel [81.6733067729 / 18.3266932271]
Allparams hit/miss ratio: [81.0 / 170.0] of procentueel [32.2709163347 / 67.7290836653]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]
Allpoints distance hit/miss ratio: [56.5 / 194.5] of procentueel [22.5099601594 / 77.4900398406]
Selectionpoints hit/miss ratio: [38.0 / 213.0] of procentueel [15.1394422311 / 84.8605577689]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [97.0 / 154.0] of procentueel [38.6454183267 / 61.3545816733]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [35.5 / 215.5] of procentueel [14.1434262948 / 85.8565737052]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [34.0 / 217.0] of procentueel [13.5458167331 / 86.4541832669]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [58.5 / 192.5] of procentueel [23.3067729084 / 76.6932270916]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [35.0 / 216.0] of procentueel [13.9442231076 / 86.0557768924]
Allparams hit/miss ratio: [187.5 / 63.5] of procentueel [74.7011952191 / 25.2988047809]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [17.5 / 233.5] of procentueel [6.97211155378 / 93.0278884462]
Allpoints distance hit/miss ratio: [16.5 / 234.5] of procentueel [6.57370517928 / 93.4262948207]
Selectionpoints hit/miss ratio: [50.5 / 200.5] of procentueel [20.1195219124 / 79.8804780876]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [32.5 / 218.5] of procentueel [12.9482071713 / 87.0517928287]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [128.0 / 123.0] of procentueel [50.9960159363 / 49.0039840637]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [18.5 / 232.5] of procentueel [7.37051792829 / 92.6294820717]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [17.5 / 233.5] of procentueel [6.97211155378 / 93.0278884462]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [31.5 / 219.5] of procentueel [12.5498007968 / 87.4501992032]
Allparams hit/miss ratio: [39.5 / 211.5] of procentueel [15.7370517928 / 84.2629482072]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]
Allpoints distance hit/miss ratio: [161.5 / 89.5] of procentueel [64.3426294821 / 35.6573705179]
Selectionpoints hit/miss ratio: [194.0 / 57.0] of procentueel [77.2908366534 / 22.7091633466]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [60.5 / 190.5] of procentueel [24.1035856574 / 75.8964143426]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [177.5 / 73.5] of procentueel [70.7171314741 / 29.2828685259]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [235.0 / 16.0] of procentueel [93.625498008 / 6.37450199203]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [226.5 / 24.5] of procentueel [90.2390438247 / 9.7609561753]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [170.5 / 80.5] of procentueel [67.9282868526 / 32.0717131474]
Allparams hit/miss ratio: [99.5 / 151.5] of procentueel [39.6414342629 / 60.3585657371]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [87.5 / 163.5] of procentueel [34.8605577689 / 65.1394422311]
Allpoints distance hit/miss ratio: [129.5 / 121.5] of procentueel [51.593625498 / 48.406374502]
Selectionpoints hit/miss ratio: [103.5 / 147.5] of procentueel [41.235059761 / 58.764940239]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [91.5 / 159.5] of procentueel [36.4541832669 / 63.5458167331]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [210.0 / 41.0] of procentueel [83.6653386454 / 16.3346613546]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [102.0 / 149.0] of procentueel [40.6374501992 / 59.3625498008]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [70.5 / 180.5] of procentueel [28.0876494024 / 71.9123505976]
Allparams hit/miss ratio: [207.5 / 43.5] of procentueel [82.6693227092 / 17.3306772908]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [210.0 / 41.0] of procentueel [83.6653386454 / 16.3346613546]
Allpoints distance hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]
Selectionpoints hit/miss ratio: [223.0 / 28.0] of procentueel [88.8446215139 / 11.1553784861]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [241.0 / 10.0] of procentueel [96.015936255 / 3.98406374502]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [192.0 / 59.0] of procentueel [76.4940239044 / 23.5059760956]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [244.0 / 7.0] of procentueel [97.2111553785 / 2.78884462151]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [192.0 / 59.0] of procentueel [76.4940239044 / 23.5059760956]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [241.5 / 9.5] of procentueel [96.2151394422 / 3.78486055777]
Allparams hit/miss ratio: [234.0 / 17.0] of procentueel [93.2270916335 / 6.77290836653]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Yentel_a

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Allpoints distance hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints hit/miss ratio: [237.0 / 14.0] of procentueel [94.422310757 / 5.57768924303]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [224.0 / 27.0] of procentueel [89.2430278884 / 10.7569721116]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [226.0 / 25.0] of procentueel [90.0398406375 / 9.96015936255]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [194.0 / 57.0] of procentueel [77.2908366534 / 22.7091633466]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [223.0 / 28.0] of procentueel [88.8446215139 / 11.1553784861]
Allparams hit/miss ratio: [230.0 / 21.0] of procentueel [91.6334661355 / 8.36653386454]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [221.0 / 30.0] of procentueel [88.0478087649 / 11.9521912351]
Allpoints distance hit/miss ratio: [63.0 / 188.0] of procentueel [25.0996015936 / 74.9003984064]
Selectionpoints hit/miss ratio: [173.0 / 78.0] of procentueel [68.9243027888 / 31.0756972112]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [45.0 / 206.0] of procentueel [17.9282868526 / 82.0717131474]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [60.0 / 191.0] of procentueel [23.9043824701 / 76.0956175299]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [151.0 / 100.0] of procentueel [60.1593625498 / 39.8406374502]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [42.0 / 209.0] of procentueel [16.7330677291 / 83.2669322709]
Allparams hit/miss ratio: [192.0 / 59.0] of procentueel [76.4940239044 / 23.5059760956]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [250.0 / 1.0] of procentueel [99.6015936255 / 0.398406374502]
Allpoints distance hit/miss ratio: [203.0 / 48.0] of procentueel [80.8764940239 / 19.1235059761]
Selectionpoints hit/miss ratio: [119.0 / 132.0] of procentueel [47.4103585657 / 52.5896414343]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [148.0 / 103.0] of procentueel [58.9641434263 / 41.0358565737]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [158.0 / 93.0] of procentueel [62.9482071713 / 37.0517928287]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [175.0 / 76.0] of procentueel [69.7211155378 / 30.2788844622]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [214.0 / 37.0] of procentueel [85.2589641434 / 14.7410358566]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [236.0 / 15.0] of procentueel [94.0239043825 / 5.97609561753]
Allparams hit/miss ratio: [224.0 / 27.0] of procentueel [89.2430278884 / 10.7569721116]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Allpoints distance hit/miss ratio: [233.0 / 18.0] of procentueel [92.828685259 / 7.17131474104]
Selectionpoints hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [180.0 / 71.0] of procentueel [71.7131474104 / 28.2868525896]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [235.0 / 16.0] of procentueel [93.625498008 / 6.37450199203]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [245.0 / 6.0] of procentueel [97.609561753 / 2.39043824701]
Allparams hit/miss ratio: [240.0 / 11.0] of procentueel [95.6175298805 / 4.38247011952]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [225.0 / 26.0] of procentueel [89.6414342629 / 10.3585657371]
Allpoints distance hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Selectionpoints hit/miss ratio: [189.0 / 62.0] of procentueel [75.2988047809 / 24.7011952191]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [126.0 / 125.0] of procentueel [50.1992031873 / 49.8007968127]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [225.0 / 26.0] of procentueel [89.6414342629 / 10.3585657371]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [218.0 / 33.0] of procentueel [86.8525896414 / 13.1474103586]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Allparams hit/miss ratio: [223.0 / 28.0] of procentueel [88.8446215139 / 11.1553784861]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Allpoints distance hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Selectionpoints hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [210.0 / 41.0] of procentueel [83.6653386454 / 16.3346613546]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [223.0 / 28.0] of procentueel [88.8446215139 / 11.1553784861]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [207.0 / 44.0] of procentueel [82.4701195219 / 17.5298804781]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [212.0 / 39.0] of procentueel [84.4621513944 / 15.5378486056]
Allparams hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]

Detailrapport alle 6 SVM's op hele sequentie: ../7x7/Yentel_a

Classifier: 0

Allpoints hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]
Allpoints distance hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints hit/miss ratio: [237.0 / 14.0] of procentueel [94.422310757 / 5.57768924303]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [225.5 / 25.5] of procentueel [89.8406374502 / 10.1593625498]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [195.0 / 56.0] of procentueel [77.6892430279 / 22.3107569721]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [229.0 / 22.0] of procentueel [91.235059761 / 8.76494023904]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [228.5 / 22.5] of procentueel [91.0358565737 / 8.96414342629]
Allparams hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]

Classifier: 1

Allpoints hit/miss ratio: [222.5 / 28.5] of procentueel [88.6454183267 / 11.3545816733]
Allpoints distance hit/miss ratio: [67.5 / 183.5] of procentueel [26.8924302789 / 73.1075697211]
Selectionpoints hit/miss ratio: [174.0 / 77.0] of procentueel [69.3227091633 / 30.6772908367]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [46.5 / 204.5] of procentueel [18.5258964143 / 81.4741035857]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [64.5 / 186.5] of procentueel [25.6972111554 / 74.3027888446]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [151.5 / 99.5] of procentueel [60.3585657371 / 39.6414342629]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [216.0 / 35.0] of procentueel [86.0557768924 / 13.9442231076]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [47.0 / 204.0] of procentueel [18.7250996016 / 81.2749003984]
Allparams hit/miss ratio: [193.5 / 57.5] of procentueel [77.0916334661 / 22.9083665339]

Classifier: 2

Allpoints hit/miss ratio: [250.0 / 1.0] of procentueel [99.6015936255 / 0.398406374502]
Allpoints distance hit/miss ratio: [208.0 / 43.0] of procentueel [82.8685258964 / 17.1314741036]
Selectionpoints hit/miss ratio: [119.5 / 131.5] of procentueel [47.609561753 / 52.390438247]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [154.0 / 97.0] of procentueel [61.3545816733 / 38.6454183267]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [162.0 / 89.0] of procentueel [64.5418326693 / 35.4581673307]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [178.5 / 72.5] of procentueel [71.1155378486 / 28.8844621514]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [219.5 / 31.5] of procentueel [87.4501992032 / 12.5498007968]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Allparams hit/miss ratio: [224.5 / 26.5] of procentueel [89.4422310757 / 10.5577689243]

Classifier: 3

Allpoints hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Allpoints distance hit/miss ratio: [233.0 / 18.0] of procentueel [92.828685259 / 7.17131474104]
Selectionpoints hit/miss ratio: [240.5 / 10.5] of procentueel [95.8167330677 / 4.18326693227]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [180.5 / 70.5] of procentueel [71.9123505976 / 28.0876494024]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [211.0 / 40.0] of procentueel [84.0637450199 / 15.9362549801]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [238.5 / 12.5] of procentueel [95.0199203187 / 4.98007968127]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [245.0 / 6.0] of procentueel [97.609561753 / 2.39043824701]
Allparams hit/miss ratio: [241.5 / 9.5] of procentueel [96.2151394422 / 3.78486055777]

Classifier: 4

Allpoints hit/miss ratio: [225.0 / 26.0] of procentueel [89.6414342629 / 10.3585657371]
Allpoints distance hit/miss ratio: [238.0 / 13.0] of procentueel [94.8207171315 / 5.17928286853]
Selectionpoints hit/miss ratio: [189.0 / 62.0] of procentueel [75.2988047809 / 24.7011952191]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [131.5 / 119.5] of procentueel [52.390438247 / 47.609561753]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [231.0 / 20.0] of procentueel [92.03187251 / 7.96812749004]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [225.0 / 26.0] of procentueel [89.6414342629 / 10.3585657371]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [222.5 / 28.5] of procentueel [88.6454183267 / 11.3545816733]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Allparams hit/miss ratio: [224.5 / 26.5] of procentueel [89.4422310757 / 10.5577689243]

Classifier: 5

Allpoints hit/miss ratio: [239.0 / 12.0] of procentueel [95.219123506 / 4.78087649402]
Allpoints distance hit/miss ratio: [222.0 / 29.0] of procentueel [88.4462151394 / 11.5537848606]
Selectionpoints hit/miss ratio: [232.0 / 19.0] of procentueel [92.4302788845 / 7.56972111554]
Selectionpoints distance hit/miss ratio: [215.0 / 36.0] of procentueel [85.6573705179 / 14.3426294821]
Selectionpoints_bis1 hit/miss ratio: [211.5 / 39.5] of procentueel [84.2629482072 / 15.7370517928]
Selectionpoints_bis1 distance hit/miss ratio: [228.0 / 23.0] of procentueel [90.8366533865 / 9.16334661355]
Selectionpoints_bis2 hit/miss ratio: [211.5 / 39.5] of procentueel [84.2629482072 / 15.7370517928]
Selectionpoints_bis2 distance hit/miss ratio: [217.0 / 34.0] of procentueel [86.4541832669 / 13.5458167331]
Allparams hit/miss ratio: [227.0 / 24.0] of procentueel [90.438247012 / 9.56175298805]

E.2 Hit-percentages hard scoreschema

De percentages hier weergegeven stellen de harde hit-scores gedeeld door het totaal aantal beoordeelde frames voor. Deze zijn per FE weergegeven in de volgorde:

- selectie 0;
- selectie 0 afstand;
- selectie 1;
- selectie 1 afstand;
- selectie 2;
- selectie 2 afstand;
- selectie 3;
- selectie 3 afstand;
- ***b***-vector.

De gele lijnen zijn de optimale scores.

	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Brow lower	81,36	6,04	Cheek raiser	92,25	2,51
	81,32	5,84		86,67	11,21
	80,51	10,51		66,78	26,92
	57,71	20,46		61,84	28,29
	54,24	27,28		79,86	14,45
	64,09	18,89		82,49	19,77
	81,47	6,20		92,50	2,70
	70,76	14,03		89,11	9,20
61,75	26,01	86,03	18,58		
	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Squint	81,89	20,60	Upper lip raise	75,04	20,73
	45,01	26,69		87,65	15,03
	53,70	23,66		68,81	27,84
	57,18	20,99		61,26	19,05
	21,05	26,95		92,60	2,87
	41,70	17,49		86,34	8,65
	60,40	23,54		70,33	20,68
	11,40	5,10		74,11	22,82
61,89	20,89	57,94	3,73		
	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Eye squeeze	68,83	31,63	Vertical mouth stretch	86,93	9,59
	23,82	23,96		84,24	14,42
	31,07	19,59		82,05	24,85
	42,99	26,79		78,94	22,58
	54,09	29,11		72,55	22,70
	49,33	26,59		82,02	24,78
	43,68	27,68		72,55	22,70
	62,64	24,95		78,33	23,00
72,80	25,04	79,69	26,29		

E.3 Hit-percentages zacht scoreschema

De percentages hier weergegeven stellen de zachte hit-scores gedeeld door het totaal aantal beoordeelde frames voor. Deze zijn per FE weergegeven in de volgorde:

- selectie 0;
- selectie 0 afstand;
- selectie 1;
- selectie 1 afstand;
- selectie 2;
- selectie 2 afstand;
- selectie 3;
- selectie 3 afstand;
- ***b***-vector.

De gele lijnen zijn de optimale scores.

	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Brow lower	81,36	6,04	Cheek raiser	92,25	2,51
	81,37	5,85		87,19	10,43
	80,89	9,78		67,72	26,52
	58,80	20,24		63,22	27,62
	65,58	25,66		80,35	14,16
	64,41	18,35		82,86	19,22
	81,52	6,20		93,12	2,34
	72,85	13,55		89,96	9,16
64,33	24,72	86,22	18,98		
	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Squint	82,18	20,03	Upper lip raise	75,71	20,50
	46,47	25,39		88,23	14,22
	54,82	22,73		69,62	27,78
	58,00	20,92		62,66	18,45
	22,82	26,30		92,76	2,84
	42,89	17,09		87,39	8,56
	61,20	22,78		71,18	20,87
	13,57	5,35		75,21	22,30
62,94	19,97	88,51	3,47		
	Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie		Gemiddelde hit-score	Standaarddeviatie
Eye squeeze	69,55	30,87	Vertical mouth stretch	90,38	4,58
	25,98	23,91		89,84	4,16
	32,51	19,13		92,36	4,20
	44,51	26,09		88,42	4,34
	54,41	28,35		82,86	5,03
	51,39	26,05		92,37	2,35
	44,89	27,68		82,86	5,03
	63,35	24,46		87,98	3,80
73,52	24,26	90,53	10,31		

