

CT-gebaseerde robuuste statistische vormmodellering voor forensische craniofaciale reconstructie

Els Bruynooghe

Thesis voorgedragen tot het
behalen van de graad van Master
in de ingenieurswetenschappen:
biomedische technologie, optie
medische informatietechnologie

Promotor:

Prof. dr. ir. D. Vandermeulen

Assessoren:

dr. ir. P. Claes

dr. ir. J. Hermans

Prof. dr. G. Willems

Begeleiders:

ir. J. Keustermans

ir. D. Smeets

© Copyright K.U.Leuven

Zonder voorafgaande schriftelijke toestemming van zowel de promotor(en) als de auteur(s) is overnemen, kopiëren, gebruiken of realiseren van deze uitgave of gedeelten ervan verboden. Voor aanvragen tot of informatie i.v.m. het overnemen en/of gebruik en/of realisatie van gedeelten uit deze publicatie, wend u tot Faculteit Ingenieurswetenschappen, Kasteelpark Arenberg 1 bus 2200, B-3001 Heverlee, +32-16-321350.

Voorafgaande schriftelijke toestemming van de promotor(en) is eveneens vereist voor het aanwenden van de in deze masterproef beschreven (originele) methoden, producten, schakelingen en programma's voor industrieel of commercieel nut en voor de inzending van deze publicatie ter deelname aan wetenschappelijke prijzen of wedstrijden.

Voorwoord

Voorwoorden zijn mijn favoriete stukjes tekst. Niet om ze zelf te schrijven, want ik vrees dat ik niet altijd even goed zal kunnen uitdrukken hoe dankbaar ik sommige mensen wel ben, maar vooral om ze te lezen. Ik heb daarom geprobeerd om zelf ook een aangenaam voorwoord te schrijven. Een eerste grote dankjewel gaat uit naar mijn promotor, prof. Dirk Vandermeulen. Hij heeft een soort uitstraling waardoor hij zonder een woord te hoeven zeggen mensen op hun gemak kan stellen. Dankjewel voor de aangename gesprekken die vaak mochten afwijken van louter een bespreking van de voortgang van het werk. Mijn dagelijkse begeleiders, Dirk Smeets en Johannes Keustermans verdienen een grote pluim. Het was geruststellend te weten dat ik steeds op jullie hulp kon rekenen wanneer ik de weg weer eens kwijt was. Ik hoop dat jullie weten dat jullie geduldige uitleg en geruststellende aanmoedigingen enorm veel betekend hebben om mijn enthousiasme en moed steeds op peil te houden. Iemand wiens enthousiasme zo goed als besmettelijk werkt is zonder twijfel Peter Claes. Deze thesis steunt op zijn doctoraatswerk. Gelukkig kreeg ik in het tweede semester de kans om deze persoon beter te leren kennen dan enkel via het voorwoord van zijn doctoraatswerk. Dankjewel voor al dat enthousiasme en ik hoop dat ik een heel klein beetje eer kon doen aan je onderzoek. Daarnaast was ‘samen in hetzelfde schuitje zitten’ nog nooit zo plezant als met mijn collega mede-studenten Tine Smits en Tom Haeck. Dankzij jullie keek ik er stiekem naar uit om ‘de berg’ op te fietsen. Ook de andere personen die rondlopen op het Medical Imaging Center en met wie ik in contact gekomen ben dank ik graag voor de korte gesprekjes, de interessante weetjes, de interesse, de hulp... Hierbij dank ik ook het hele team van het Medical Imaging Research Center (MIRC) in het UZ Gasthuisberg en in het bijzonder prof. Paul Suetens als voorzitter van het MIRC. Bedankt dat ik de kans kreeg om hier mijn thesis te schrijven. Ook bedank ik graag mijn assessoren Prof Guy Willems, Jeroen Hermans en Peter Claes als jury voor dit eindwerk. Tot slot maak ik graag van de gelegenheid gebruik om mijn ouders te bedanken voor de kans die ze me gegeven hebben om deze studies aan te vatten en uiteraard voor alles wat er bij de opvoeding van een kind komt kijken. Ik dank hierbij ook mijn vrienden en familie voor een luisterend oor, een opbeurend berichtje of afleidende ontspanning. In het bijzonder dank ik daarvoor Jeroen, die ondertussen heel goed weet hoe hij om moet gaan met mijn wisselende gemoedsstemmingen. Dankjewel allemaal.

Els Bruynooghe

Inhoudsopgave

Voorwoord	i
Samenvatting	iii
Abstract	iv
Lijst van afkortingen en symbolen	v
1 Inleiding	1
1.1 Historische situering	1
1.2 Wiskundige formulering	2
1.3 Manuele technieken	3
1.4 Digitale technieken	5
1.5 Bijdrage	8
1.6 Opbouw van de thesis	8
2 Raamwerk	9
2.1 Stappenplan	10
2.2 Robuust oppervlakteregistratie raamwerk	11
2.3 Besluit	20
3 Modelopbouw	22
3.1 Data-acquisitie en voorbereiding	22
3.2 Gezichtsregistratie	30
3.3 Statistische craniofaciale modellering	39
3.4 Modelonderzoek	43
3.5 Besluit	47
4 Modelfitting	49
4.1 Modelfitting als registratieproces	49
4.2 Reconstructieresultaten	54
4.3 Besluit	60
5 Besluit en suggesties voor verder werk	61
A Dikte-analyses	65
B Reconstructieresultaten	69
Bibliografie	75

Samenvatting

Het doel van dit werk is het uitvoeren van een CT-gebaseerde robuuste statistische vormmodellering voor forensische craniofaciale reconstructie. Tijdens het uitvoeren van een craniofaciale reconstructie wordt het gezicht geschat dat bij een schedel hoort. Verschillende manuele methodes zijn momenteel gevestigde waarden in de forensische onderzoekswereld. Om echter tegemoet te komen aan de vraag naar objectievere, snellere en consistentere methodes, stijgt de interesse naar digitale reconstructiemethodes. Het cruciale element waarin de methoden verschillen is het gebruikte craniofaciaal model. Dit werk bouwt een craniofaciaal model op en test hoe goed dit craniofaciaal model presteert tijdens het uitvoeren van reconstructies op testschedels waarvan het bijhorende gezicht gekend is. Steunend op het doctoraatswerk van Peter Claes [12] wordt het opbouwen van een craniofaciaal model en de uiteindelijke reconstructie binnen een robuust registratieraamwerk geplaatst. De belangrijkste component van een craniofaciaal model is het vormmodel. Het hier opgebouwde vormmodel is statistisch van aard en wordt opgebouwd met behulp van een principale componentenanalyse nadat corresponderende punten gevonden worden door gezicht-naar-gezichtregistratie. De uiteindelijke reconstructie wordt gezien als een model-naar-schedel registratie. De data waarop het model steunt is gebaseerd op CT-beelden van de hoofdregio. Na segmentatie van huid- en botweefsels zijn volledige gezichts- en schedelmeshes beschikbaar. Het schedeloppervlak wordt met behulp van variationele impliciete functie-technieken impliciet voorgesteld. Evaluatie van de punten uit de gezichtsmesh in de impliciete functievoorstelling van de schedel, levert de gewenste diktemetingen.

Ondanks de vaststelling dat te weinig trainingsdata voorhanden is om een craniofaciaal model op te bouwen dat elk gezicht nauwkeurig genoeg kan voorstellen, zijn de reconstructieresultaten van gezichten die wel nauwkeurig genoeg kunnen voorgesteld worden door het model veelbelovend. Daar geen validatietest werd uitgevoerd die een score geeft aan het herkenningssucces van het reconstructieresultaat, wordt een objectieve score gebaseerd op de kwadratisch gemiddelde fout tussen de vorm van het gereconstrueerde gezicht en het werkelijk gezicht. Er wordt een vergelijking gemaakt tussen een methode die gebruik maakt van slechts 52 diktemetingen en een methode die gebruik maakt van 7635 diktemetingen. Beide methodes scoren gelijkaardig wat betreft de voorkant van het gezicht. De subset van 52 diktemetingen ligt in een verzameling faciale landmarks vooraan op het gezicht. De methode die enkel deze diktemetingen gebruikt, scoort slechter wanneer ook de achterkant van het gezicht gemodelleerd wordt.

Abstract

The aim of this work is to perform a CT-based robust statistical shape modeling for forensic craniofacial reconstruction. A craniofacial reconstruction intends to approximate the facial outlook of an unknown skull substrate. Various manual methods earned their place in the world of forensic science. However, in search of more objective, faster and more consistent methods, the interest of forensic experts is slowly changing towards digital reconstruction techniques. A key difference between the different reconstruction techniques is located in the craniofacial model they use. During this work, a craniofacial model is built up and tested on skulls of which the true facial outlook is known. This work continues the work of Peter Claes [12] in which a robust registration framework is used to establish point correspondences during construction of the craniofacial model and for model-to-skull fitting during the reconstruction task. The shape model is the main component of a craniofacial model. Based on a principal component analysis, the shape model in this work is statistical in nature. Knowledge is based on a database of CT-images of the head region. After segmentation of bone tissue and soft tissue, complete meshes of the face and skull are available. Using variational implicit function-techniques, the skull surface is implicit defined. Point locations on the face mesh are evaluated in this implicit representation, after which soft tissue measurements are available.

Despite the finding that the trainingsset should be extended to be able to describe more faces accurately, reconstruction results are promising. A comparison is made between a model which is based on 52 soft tissue measurements and a model which is based on soft tissue measurements in all of the pointlocations included in the face meshes. Both methods score similar when one looks only at the frontal shape of the head. The method wich uses a denser set of soft tissue measurements scores best when one looks at the reconstruction of the whole head surface.

Lijst van afkortingen en symbolen

Afkortingen

BMI	Body Mass Index
CT	Computertomografie
DICOM	Digital Imaging and Communications in Medicine
DVI	Disaster Victim Identification
EM	Expectation Maximization
ICP	Iterative Closest Point
LOO	leave one out
MAP	Maximum A Posteriori
MD	Mahalanobis Distance
PCA	Principale Componenten Analyse
RBF	Radiale Basis Functie
rmse	root mean squared error, kwadratisch gemiddelde fout
sDT	signed distance transform
SIFT	Scale Invariant Feature Transform
TPS	Thin Plate Spline
VIF	Variational Implicit Function
VIS	Variational Implicit Surface - Variationeel Impliciet Oppervlak
VMF	variational mapping function

Hoofdstuk 1

Inleiding

Over de eeuwen heen geraakten mensen gefascineerd door het zoeken van de menselijke identiteit achter een gevonden onherkenbare schedel. Wat begon als een verering van de doden, evolueerde naar menselijke voorstellingen voor onderwijsdoelstellingen of forensisch onderzoek. Craniofaciale reconstructie is de techniek die een (herkenbaar) gelaat tracht te geven aan een schedel. Manuele technieken om craniofaciale reconstructies uit voeren werden steeds nauwkeuriger en krijgen de laatste jaren meer en meer erkenning bij forensische experts. Recentelijk wordt getracht deze manuele technieken te vervangen door digitale computeralgoritmes wegens hun snelheid, objectiviteit en reproduceerbaarheid. Deze computergebaseerde reconstructietechnieken lijken dezelfde evolutie te ondergaan als de veel oudere manuele technieken. Lessen geleerd uit het onderzoek naar manuele reconstructiemethodes kunnen dan ook helpen om de digitale computergebaseerde methodes te verbeteren, met als uiteindelijk doel een beter en betrouwbaarder alternatief te bieden voor de manuele methodes. Deze thesis situeert zich binnen het kader van de digitale computergebaseerde reconstructiemethodes en heeft als doel het opbouwen van een statistisch vormmodel voor gebruik tijdens een digitale craniofaciale reconstructie. Deze inleiding neemt een kijkje in de geschiedenis en de evolutie van manuele en digitale reconstructietechnieken om zo te belanden bij de huidige probleemstelling en hoe deze thesis kan bijdragen tot nauwkeurigere reconstructies. Het doel van deze thesis wordt afgelijnd in 1.5 en de weg om dit doel te bereiken wordt kort uitgestippeld in 1.6.

1.1 Historische situering

Een schedel kan soms eeuwen overleven. Zo'n overblijfsel uit het verleden prikkelt al gauw de nieuwsgierigheid van mensen die geïnteresseerd zijn in antropologie of archeologie. Hoe zagen mensen er vroeger uit? Is dit de schedel van een tijdsgenoot van Jezus of van de grote J.S. Bach zelf? Kan een mummie-gezicht gereconstrueerd worden zonder de mummie te beschadigen [11]? Maar ook schedels van pas overledenen krijgen aandacht, vooral vanuit een forensische of medische hoek. *Disaster Victim Identification* (DVI) is een onderzoeksterrein dat tracht om slachtoffers van rampen

te identificeren. Hierbij wordt vooral gebruikt gemaakt van informatie uit het gebit, waarbij *post-mortem* data vergeleken wordt met *ante-mortem* data. Het kan echter gebeuren dat er geen *ante-mortem* data beschikbaar is. Wanneer ook andere technieken zoals DNA-analyse niet mogelijk blijken, kan craniofaciale reconstructie een oplossing bieden. Op basis van de schedelvorm en -eigenschappen wordt dan getracht een gezicht te modelleren dat zo herkenbaar mogelijk lijkt op het oorspronkelijke gezicht dat aan deze schedel toebehoorde. Vanuit medische hoek zijn anatomisten dan weer vooral geïnteresseerd in de manier waarop spier-, bot- en vetweefsel een gezicht zijn eigen individueel karakter geven. Verder kan een craniofaciale reconstructie ook nuttig zijn bij de planning van een chirurgische ingreep. Deze verschillende invalshoeken hebben ook elk hun eigen doelen [8]. Terwijl in antropologisch en historisch onderzoek een benadering van het gezicht meestal voldoende is, dient bij forensisch onderzoek een zo getrouw mogelijk beeld weergegeven te worden opdat de overledene herkend kan worden. Er bestaan ook verschillen in beschikbare data. Bij een chirurgische planning is het doelgezicht immers gekend, waar dat in de andere onderzoeksgebieden meestal niet het geval is en enkel de schedel beschikbaar is.

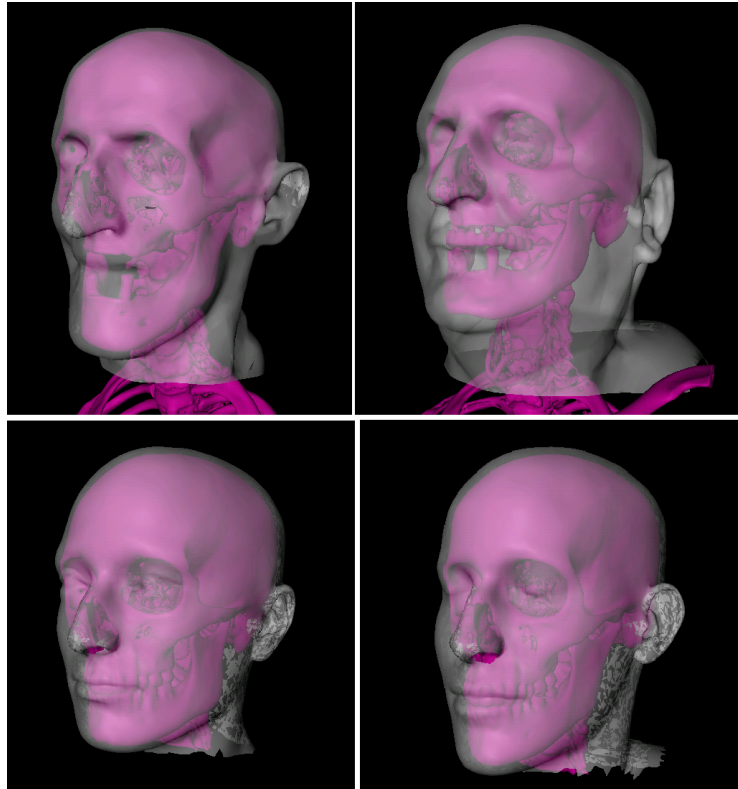
Ercole Lelli (1702-1766) en zijn collega's kunnen beschouwd worden als pioniers in het veld van de faciale reconstructie [50]. Met hun *anatomica plastica*, waarbij het hele menselijk lichaam in was gereconstrueerd werd door gebruik te maken van het skelet als raamwerk, legden zij een belangrijke basis voor alle volgende reconstructie-technieken. Tot op vandaag blijft het uitgangspunt van elke reconstructietechniek hetzelfde, namelijk dat uit de schedelvorm en -eigenschappen het bijhorende gezicht kan afgeleid worden. Het is belangrijk om op te merken dat niet alle punten op het gezicht een vaste relatie hebben tussen het bot en het zachte weefsel, in de plaats daarvan kunnen karakteristieke punten worden gebruikt [26].

Vanaf de negentiende eeuw geraakten anatomisten meer en meer gefascineerd door de reconstructie van menselijke gezichten aan de hand van een schedel. Schedels van beroemdheden werden gebruikt voor manuele gelaatsreconstructies en de resultaten werden vergeleken met portretten, beeldhouwwerken en dodenmaskers. Op die manier kregen onder andere Raphael, Johann Sebastian Bach, Dante en Haydn reeds een nieuw synthetisch gezicht [50]. De eerste erkende echt wetenschappelijke (manuele) reconstructie is de reconstructie van een vrouw uit de steentijd door Kollmann (1898) en Buchly, die zich baseerden op weefseldiktemetingen van honderden vrouwen uit dezelfde omgeving.

1.2 Wiskundige formulering

Een interessante manier om het reconstructieprobleem wiskundig te formuleren, is beschreven door Vandermeulen et al. [46]. Het probleem om een onbekende schedel een gezicht te geven wordt hier gezien als een multivariaat regressieprobleem. De afhankelijke output is nu een gezichtsoppervlak, de onafhankelijke input bestaat uit schedelinformatie. Wanneer uit een databank verschillende metingen kunnen gedaan worden voor input- en outputvariabelen, kan een regressielijn geschat worden. Een reconstructie kan dan gezien worden als het invullen van de schedelinformatie in de

vergelijking van deze regressielijn om zo de output, een bijhorend gezichtsoppervlak, te bekomen. Deze voorstelling maakt duidelijk dat de basis voor reconstructies ligt in het vinden van de relatie tussen schedels en hun bijhorende gezichten. Elke reconstructiemethode is gebaseerd op de veronderstelling dat schedels en hun bijhorende gezichten een unieke relatie hebben (eigenschappen zoals geslacht, BMI, leeftijd, ras... in acht genomen). Figuur 1.1 toont verschillende gezichten en hun bijhorende schedels en maakt deze veronderstelling intuïtief duidelijk.



Figuur 1.1: Bovenste rij: twee mannelijke gezichten uit de databank en hun onderliggende schedel. Onderste rij: twee vrouwelijke gezichten uit de databank en hun onderliggende schedel. Deze figuur laat zien dat de schedelvorm in grote mate de vorm van het gezicht bepaalt.

1.3 Manuele technieken

Manuele craniofaciale reconstructietechnieken vertrekken van een (kopie van een) schedel en boetseren hierop met behulp van was of plasticine een menselijk gezicht. Er bestaan in forensisch onderzoek vandaag drie succesvolle manuele methodes [50]. De Russische (morfologische) school ontstond uit het werk van Mikhail Gerasimov (1907-1970). In deze methode gaat men er van uit dat de musculatuur van een gezicht afgeleid en betrouwbaar opgebouwd kan worden vertrekkend van de sporen van spieraanhechtingen op de schedel en de bijhorende wetten van de anatomie. Een

andere aanpak ontwikkelde zich in Amerika, vooral dankzij het werk van Krogman en Taylor. De zogenaamde Amerikaanse (morfometrische) methode gebruikt tabellen van gemiddelde weefseldiktes, afhankelijk van leeftijd, geslacht en BMI. Deze weefseldiktes, gemeten op bepaalde anatomische merkpunten, worden uitgezet op de schedel en de artiest/wetenschapper zorgt er voor dat een geleidelijke overgang van het ene punt naar het andere punt resulteert in een realistisch gezicht. Bij deze methode hoort ook een gedetailleerde beschrijving hoe de ogen, neus, oren en mond geschat kunnen worden aan de hand van schedelkenmerken. De derde methode is bekend onder de naam *Manchester methode* en werd ontwikkeld door Neave, [32]. Deze techniek combineert de twee vorige. Sporen van spieraanhechtingen op de schedel worden gebruikt voor het nagaan van faciale details, terwijl weefseldiktemetingen de modelering van de zachte weefsels stuurt.

Het feit dat er verschillende manuele methodes bestaan, doet reeds vermoeden dat manuele reconstructies omstreden zijn. De methodes leven naast elkaar, daarom rijst de vraag welke techniek de voorkeur verdient. Voor- en tegenstanders van deze methodes proberen hun gelijk te bewijzen met allerlei vergelijkende studies. Onder andere deze verdeeldheid kan er toe leiden dat craniofaciale reconstructie onbetrouwbaar overkomt. Hierbij is het belangrijk voor ogen te houden dat het doel van een craniofaciale reconstructie (voorlopig) niet bestaat in het gedetailleerd reconstrueren van het gezicht van een overledene, maar wel in het voortbrengen van een voldoende herkenbaar gelaat, zodat het geïdentificeerd kan worden door kennissen en familie van de overledene. Hierbij dient het verschil tussen identificatiesucces en vormbenaderingssucces voor ogen gehouden te worden. Wanneer een gezicht niet volkomen juist gereconstrueerd wordt (slechte vormbenadering) maar toch nog herkend wordt (identificatiesucces), dan is het reconstructieresultaat geslaagd. Het is trouwens ook voorspelbaar dat kennissen en familie de reconstructie van de overledene gemakkelijker zullen herkennen dan wanneer iemand een onbekende persoon moet herkennen. Een test door Bruce et al. [7] toont aan dat *unfamiliar target faces* tot 70% herkenningkans hebben, terwijl dat voor *familiar face recognition* kan stijgen tot 90%. Caroline Wilkinson [51] toont in haar uiteenzetting aan dat er in de Manchester reconstructiemethode weinig artistieke interpretatie bestaat en dat de methode vooral wetenschappelijk gefundeerde methodes gebruikt. Artistieke interpretatie is echter wel nodig rond de lippen en oren, omdat daar geen vaste correlatie bestaat tussen de onderliggende schedel en het bovenliggende weefsel. Ook het uitzicht van de huidlaag is moeilijker te voorspellen naarmate het subject ouder wordt, omdat leeftijdsgerelateerde veranderingen niet bij iedereen op hetzelfde moment naar buiten komen. Starbuck [38] gebruikt de Amerikaanse methode om vanuit eenzelfde schedel drie gezichten te reconstrueren, waarbij hij telkens de BMI-waarde verandert. Zo maakt hij een reconstructie voor een normaal, een mager en een obees gezicht. In zijn studie blijkt dat manuele reconstructie van hetzelfde gezicht, maar met verschillend weefseldikte, kwantitatief geen grote verschillen oplevert, maar dat de menselijke herkenning er duidelijk onder te lijden heeft. Slechts ongeveer de helft van de testpersonen beaamt dat het over dezelfde persoon zou gaan. Deze studie bewijst het nut van evolutie naar computertechnieken, die sneller meerdere reconstructies kunnen maken wanneer bijvoorbeeld het gewicht van de overledene

niet gekend is.

1.4 Digitale technieken

De manuele methode is bruikbaar, maar is traag (een reconstructie kan tot twee weken duren) en niet exact reproduceerbaar. De grootste drijfveren voor een overschakeling naar digitale reconstructies zijn dan ook de objectiviteit en consistentie van een computeralgoritme; dezelfde input zal onder dezelfde voorwaarden steeds dezelfde output geven. Dankzij krachtigere technologieën zijn digitale reconstructies ook technisch mogelijk geworden. Aanvullende voordelen zijn een snellere reconstructie, een gemakkelijke visualisatie, een eenvoudig gebruik zonder veel nood aan expertise en een mogelijkheid tot het snel maken van meerdere reconstructies die variëren in leeftijd, geslacht en BMI [13].

De digitale reconstructietechnieken evolueren uit een afspiegeling van de manuele technieken. Er kunnen zes stappen onderscheiden worden [14]: (1) antropologisch onderzoek van de onbekende schedel om leeftijd, afkomst, geslacht en BMI te bepalen, (2) het maken van een virtuele kopie van de schedel, (3) het maken van een keuze voor het soort craniofaciaal model (CFM) dat de kennis bevat van de relatie tussen een schedelsubstraat en het bijhorende gezicht, (4) keuze van een schedelvoorstelling en uiteindelijk (5) het reconstrueren van de schedel door het vinden van de geometrische relatie tussen het model en de schedel. Als laatste stap (6) kan het gereconstrueerde gelaatsoppervlak nog textuur toegevoegd krijgen. Computergebaseerde technieken volgen steeds hetzelfde stramien, maar verschillen in de voorstelling van de data, het opmeten van de data en vooral (en daarmee samenhangend) in de opbouw van het craniofaciaal model. Een craniofaciaal model is een combinatie van drie componenten [14]: een craniofaciaal sjabloon, craniofaciale informatie en craniofaciale vervormingskennis. Het craniofaciaal sjabloon bevat faciale oppervlaktekennis en is de referentie om mee te starten. Dit kan bestaan uit een volledig gezicht (holistisch) of uit delen van een gezicht (neus, mond...). Verder is er ook nog de keuze tussen één enkel gezicht om mee te starten of om met meerdere gezichten te starten die nadien op één of andere manier uitgemiddeld worden. Wanneer gestart wordt met slechts één gezicht, kan dit een gemiddeld gezicht zijn of een specifiek gezicht. Wanneer met meerdere referenties gestart wordt, is er nog de keuze of deze referenties vóór (generisch) of na (specifiek) de transformatie worden gecombineerd tot een enkele reconstructie. De craniofaciale informatie bevat de anatomische kennis, namelijk de relatie tussen de schedel en het gelaat. Dit kan op verschillende manieren voorgesteld worden, o.a. met gelaatsoppervlakken, weefseldiktes, schedeloppervlakken en faciale spieren. De keuze van de voorstelling hangt vooral af van de beschikbare data acquisities. Tot slot beschrijft de craniofaciale vervormingskennis de toegestane vervormingen. Deze vervormingen kunnen generisch zijn, bijvoorbeeld met *thin plate splines* [47] of gezichtsspecifiek [12].

De eerste computer-geassisteerde technieken gebruiken bijna letterlijk een gedigitaliseerde versie van de stappen uit de manuele technieken. Vanezis [48], [49] gebruikt reconstructiesoftware die de manuele modelering virtueel simuleert. De

schedel wordt ingescand met een optisch laser scanning systeem. Hierna worden interactief landmarks op de schedel aangeduid, met bijhorende weefseldiktes uit de database van Rhine en Moore [34]. De richting van deze virtuele ‘pluggen’ kan interactief aangepast worden. In plaats van was of plasticine te gebruiken, wordt nu een gedigitaliseerd alternatief gebruikt, een zogenaamde faciaal sjabloon. Uit een database wordt een gezicht gehaald waarvan de bijhorende schedel vergelijkbare antropologieën vertoont. De anatomische landmarks op dit sjabloon worden dan zo goed mogelijk gepast op die van de ingescande schedel. Vanezis wijst er reeds op dat de voorspelling van de morfologie op plaatsen als de oren, neus, lippen en ogen lange tijd grotendeels speculatief zal blijven. In latere methodes wordt de functie van de computerkracht meer en meer uitgebreid en de mogelijkheden van nieuwe algoritmes meer en meer ontdekt en aangewend.

De onderzoeksgroep van Quatrehomme [33] durft af te wijken van het idee dat digitale computertechnieken louter een reproductie zijn van de manuele technieken. Zij maken geen gebruik van aangeduide landmarks en gelaatsweefseldiktes, maar van zogenaamde *crest lines*, lijnen met lokale maximale kromming op de schedel. Een referentieschedel uit de databank wordt gekozen met dezelfde antropologische eigenschappen als de onbekende schedel. Een transformatie wordt gezocht die de maximale krommingslijnen van de referentieschedel naar deze van de doelschedel vervormt. Dit proces bestaat uit het iteratief uitvoeren van transformaties die gebaseerd zijn op lokale overeenkomstige punten. Rigide en affine transformaties zorgen voor een initiële alignering en schaling, gevolgd door kwadratische en 3D spline transformaties om lokale vervorming toe te laten. De overeenkomstige punten na elke transformatie worden gedefinieerd als de punten met de korste Euclidische afstand tot elkaar. De referentieschedel wordt tenslotte op basis van de gevonden transformatie vervormd naar de doelschedel. Dezelfde transformatie wordt dan ook toegepast op het bijhorende referentiegezicht om zo een schatting te krijgen van het onbekende gezicht.

Twee verschillende technieken ontwikkeld aan het Medical Imaging Research Center ¹ zijn de methodes van Vandermeulen et al. [47] en Claes et al. [13], [15], [16]. Vandermeulen et al. gebruiken een impliciete datavoorstelling mbv een *signed Distance Transform* (sDT). Elke voxel stelt daarbij de Euclidische afstand voor tot het dischtsbijzijnde punt op het oppervlak (het schedel- of gezichtsoppervlak). Meerdere referentieschedels worden naar de doelschedel getransformeerd/geregistreerd met behulp van een B-spline gebaseerde vrije vorm vervormingsalgoritme. De gevonden transformaties worden dan toegepast op de bijhorende gezichten, die ook voorgesteld worden met een sDT afstandsvoorstelling. De resultaten worden uitgemiddeld, waarbij eventueel rekening gehouden kan worden met subjectspecifieke eigenschappen zoals leeftijd, geslacht en BMI. De gebruikte transformaties houden geen rekening met het realistische (gezichtsspecifieke) karakter van de vervormingen die ze teweeg brengen en zijn worden aangeduid als generische transformaties. Claes et al. daarentegen gebruiken gezichtsspecifieke transformaties (en waren de eersten om

¹Medical Imaging Center, Universitair Ziekenhuis Gasthuisberg, Herestraat 49 - bus 7003, B-3000 Leuven

dit te implementeren). Gezichtsspecifieke transformaties vermijden het onrealistische karakter van reconstructies bij grote modelvervormingen en sjabloon-gerelateerde modelbias, waarbij de reconstructie nog te veel specifieke kenmerken van het referentie-sjabloon vertoont. Door gebruik te maken van Principale Componenten Analyse (PCA) op zachtweefsel diktes gemeten in 52 landmarkpunten samen met de bijhorende gelaatsmorfologie en schedeleigenschappen leert het algoritme op basis van een databank van gezichten en bijhorende schedels wat de voornaamste variaties zijn tussen verschillende gezichten. Berar et al. [4] en Paysan et al. [31] gaan verder op dit idee. Berar et al. gebruiken een statistisch vormmodel van zowel de schedel als het gelaat in plaats van een extrapolatie van het vervormingsveld. Bovendien worden hier ook meer punten gebruikt waarbij ook zogenaamde semi-landmarks gebruikt worden. Paysan et al. trachten dan weer de relatie te leren tussen twee afzonderlijk geconstrueerde maar afhankelijke vormmodellen (schedel en gelaat) wegens praktische overwegingen zoals de beperkte beschikbaarheid van CT-scans voor schedeldata, terwijl 3D oppervlakte scans voor het gelaat veel talrijker beschikbaar zijn.

Hier staan dus twee stromingen tegenover elkaar. Generische vervormingen hebben geen trainingsfase nodig, maar bevatten dan ook geen enkele kennis over gezichtsspecifieke vervormingen. Dit kan resulteren in een onrealistisch reconstructie-resultaat. Gezichtsspecifieke vervormingen daarentegen verzekeren een realistischer resultaat bij grote vervormingen, maar hun kennis is volledig gebaseerd op de beschikbare databank. Deze methode gaat er van uit dat al de mogelijke variaties beschreven zijn door het opgebouwde PCA model. Wanneer dit niet het geval is, bevat de reconstructie uiteraard fouten. Zo zullen schedels die veel afwijken van de gene opgenomen in de databank, hoogstwaarschijnlijk geen accuraat gereconstrueerd gezicht aangemeten krijgen.

De recentste ontwikkelingen in de computer-gebaseerde craniofaciale reconstructiemethodes streven naar ‘meer en beter’. Er wordt verwacht dat het gebruik van meer schedelpunten zal resulteren in een betere en nauwkeurigere reconstructie, vooral op plaatsen waar zich momenteel de grootste fouten bevinden, zoals rond het voorhoofd en de mond. Bovendien zal de automatisering van de landmark-aanduiding de objectiviteit van het algoritme ten goede komen [17]. Er zijn verschillende denkrichtingen om een nauwkeuriger en toch snel reconstructie-algoritme te ontwikkelen. Tilotta et al. [44] maken bijvoorbeeld gebruik van lokale technieken. Hun algoritme maakt gebruik van continue voorstellingen van individuele stukken schedel en gezichtsoppervlak (zogenaamde *patches*) in plaats van een globale parametrische voorstelling. Op die manier willen ze het aantal te schatten parameters verlagen en toch een accurate reconstructie behouden. Hun techniek werd met succes toegepast op neus en kin, wat twee moeilijk te reconstrueren gezichtsdelensdelen zijn.

Een grote uitdaging in het domein van deze recente computer-gebaseerde ontwikkelingen, is een objectieve validatie van deze methodes. Hier wordt dan ook onderzoek naar gevoerd [37] en databanken worden uitgebouwd [43] die een objectieve beoordeling van de methodes trachten mogelijk te maken. Bovendien moet er rekening mee gehouden worden dat een menselijke waarnemer zeer gevoelig is voor afwijkingen. Zelfs wanneer een reconstructie kwantitatief goed is uitgevoerd, kan het gebeuren dat een menselijke waarnemer het reconstructiebeeld niet herkent, zoals

aangetoond door [39]. Sinha et al. [36] vatten 19 regels samen over de manier waarop een menselijke waarnemer een gezicht herkent. Afwijkingen aan de wenkbrauwen, of een combinatie van specifieke kenmerken (ogen, neus, mond, wenkbrauwen...) waarin één of meerdere kenmerken incorrect is, doen de herkenningcapaciteiten dalen.

1.5 Bijdrage

Deze thesis is gebaseerd op het doctoraatswerk van Peter Claes [12], waarin een methode wordt beschreven die gebruikt maakt van een statistisch vormmodel, op basis van robuuste statistische oppervlakteregistratie. De reconstructiemethode maakt gebruik van gezichtsspecifieke vervormingen, aangeleerd op basis van een uitgebreide faciale databank. De methode maakt gebruik van diktemetingen in 52 merkpunten (*landmarks*) op het gezicht, maar ook hier wordt gestreefd naar ‘meer en beter’. Het uitbreiden en verder automatiseren van dit oorspronkelijk algoritme is het doel van dit werk. Door de beschikbaarheid van een CT-databank kan een groter aantal punten gebruikt worden voor het opstellen van een uitgebreider vormmodel dat binnen hetzelfde raamwerk past. De voornaamste bijdragen van deze thesis zijn het voorbereiden van de data uit een databank, het combineren van verschillende technieken om een automatische rigide initialisatie te bekomen zodat geen handmatig aangeduide merkpunten nodig zijn en statistische analyses en validaties van het opgebouwde vormmodel.

1.6 Opbouw van de thesis

In de volgende hoofdstukken komt eerst de toelichting van het gebruikte raamwerk uit [12] aan bod, hoofdstuk 2. Vervolgens bespreekt hoofdstuk 3 hoe het craniofaciale model tot stand komt met gebruik van het raamwerk. Dit hoofdstuk belicht nadien ook de capaciteiten van het opgebouwde craniofaciale model. Hoofdstuk 4 bekijkt hoe het opgebouwde statistische craniofaciale model gebruikt wordt om reconstructies uit te voeren en bespreekt de bekomen resultaten en de bruikbaarheid ervan binnen een forensisch kader. Hoofdstuk 5 tenslotte geeft een kritische evaluatie van de bekomen resultaten en geeft aanwijzingen tot verdere verbeteringen.

Hoofdstuk 2

Raamwerk

De kracht van een reconstructie-algoritme schuilt in het onderliggende craniofaciaal model. Dit werk voert de opbouw van zo'n model uit op basis van het doctoraatswerk van Peter Claes [12]. Hierbij wordt gestreefd naar een nauwkeuriger model door het opnemen van een groter aantal zachtweefseldiktemetingen waarin de relatie tussen de schedel en zijn gezicht vervat zit. Het model bevat naast een faciaal sjabloon ook een geometrisch transformatiemodel. De twee grote uitgangspunten van het voorgestelde raamwerk in [12] zijn antwoorden op de tekortkomingen van de meeste huidige digitale reconstructietechnieken. Het eerste probleem heeft te maken met de keuze van het gezichtssjabloon in het model. Vaak wordt een specifieke beste *look-a-like* gekozen als sjabloongezicht. Op die manier wordt een bias gecreëerd waardoor het gereconstrueerde gezicht vaak te veel incorrecte kenmerken bevat van het gezicht waarvan vertrokken werd. Aan de andere kant resulteert een generisch sjabloon in combinatie met generische vervorming meestal in een algemeen 'gemiddeld' gezicht zonder herkenbare specifieke kenmerken. Hiermee wordt het tweede probleem aangekaart: de gebruikte vervormingsmodellen zijn meestal gebaseerd op generische transformaties, waarbij geen rekening gehouden wordt met het (on)realistische karakter van de uitgevoerde transformaties. Als antwoord op deze problemen, ontstond daarom een nieuw raamwerk. Dit raamwerk vertrekt vanuit een niet-gebiased gezichtssjabloon, gecombineerd met een gezichtsspecifiek vervormingsmodel als craniofaciaal model. Sectie 2.1 maakt algemeen duidelijk hoe het statistisch vormmodel stap voor stap opgebouwd dient te worden. Dit stappenplan dient dan als leidraad in hoofdstuk 3 waarin een statistisch vormmodel wordt opgebouwd. Sectie 2.2 verduidelijkt de mathematische middelen die gebruikt worden om deze stappen te kunnen uitvoeren. Latere hoofdstukken steunen op het hier voorgestelde raamwerk. Hoofdstuk 4 gebruikt het opgebouwde model uit hoofdstuk 3 om een statistisch meest waarschijnlijk gezicht te schatten aan een onbekende schedel op basis van oppervlaktevoorstellingen en registratietechnieken die hieronder worden verduidelijkt.

2.1 Stappenplan

Het op te stellen craniofaciaal model dient de kennis te reflecteren over menselijke gezichtsoppervlakken en hun relatie tot de onderliggende schedel. De beschikbare dataset bepaalt op welke manier de schedel-gezichtsrelatie aangeleerd wordt en bepaalt dus in grote mate hoe het model er uit zal zien. Het model kan gezien worden als een digitale versie van de kennis van een onderzoeker die een manuele reconstructie uitvoert. Deze onderzoeker baseert zijn reconstructie op databanken van zachte weefseldiktes in een aantal anatomische kenmerkpunten (de gezichts-schedelrelaterende informatie) en op een doorheen zijn leven dagelijks uitgebreide visuele databank die verschillende mogelijke gezichtsvormvariaties (vervormingsmodel) op een gemiddeld gezicht (gezichtssjabloon) bevat. Drie stappen leiden tot de opbouw van het model: (1) datavoorbereiding, (2) het zoeken van puntovereenkomsten tussen de verschillende gezichtsoppervlakken en tot slot (3) het verwerken van deze informatie in een statistisch vormmodel waarin ook de zachtweefseldiktes opgenomen worden. Het resultaat bestaat uit drie componenten: een faciaal sjabloon dat een representatieve voorstelling is voor een menselijk gezicht, informatie die op een of andere manier de relatie tussen schedel en gezicht beschrijft, hier is die relatie gebaseerd op diktemetingen, en tot slot ook nog een geometrisch vervormingsmodel dat beschrijft op welke manier het faciale sjabloon mag/moet vervormen gegeven een bepaalde onbekende schedel.

De eerste stap (1), de datavoorbereiding, zorgt er voor dat data uit een databank op een bruikbare manier aangereikt wordt om er de nodige kennis uit te halen. Een databank van originele CT-beelden is hiervoor beschikbaar. De CT-beelden leveren na segmentatie de nodige gezichts- en schedeloppervlakken, waarbij de afstanden tussen deze twee oppervlakken de nodige dikte-informatie verschaffen. Om de inter-subject variatie van gezichtsvormen van een (sub-)populatie te kunnen beschrijven, dienen vervolgens in een tweede stap (2) in de modelopbouw overeenkomstige punten gezocht te worden. Dit probleem is een zogenaamd registratieprobleem, een gezicht-naar-gezicht registratie: de transformatie wordt gezocht die een bepaald referentiesjabloon vervormt naar een nieuw oppervlak. Op die manier zijn overeenkomstige punten gekend: de transformatie toepassen op een punt uit het referentieoppervlak geeft het overeenkomstige punt op het nieuwe oppervlak. Er wordt dus vertrokken van een bepaald sjabloon dat geregistreerd wordt naar alle andere gezichten. Dit sjabloon bevat liefst zo weinig mogelijk specifieke informatie. Het gevaar bestaat immers dat deze specifieke eigenschappen in de uiteindelijke reconstructie zullen sluipen, daar waar ze eigenlijk niet thuishoren. Deze *modelbias* kan zoveel mogelijk vermeden worden door te werken met een gemiddeld sjabloon. Dit gemiddeld sjabloon ontstaat na uitmiddelen van de registratieresultaten (getransformeerde gezichtsoppervlakken) waarbij eerst een specifiek referentiegezicht uit de databank gebruikt wordt. Het is duidelijk dat een faciale sjabloon alleen niet volstaat om een gezicht te schatten op basis van een gegeven schedel. Zoals reeds vermeld, wordt dit sjabloon aangevuld met extra informatie die de relatie vastlegt tussen een gezicht en zijn onderliggende schedel. Deze relatie zit vevat in de diktemetingen die horen bij de gekende overeenkomstige punten. Hierin zit de grootste verandering ten opzichte van de methode

van waaruit vertrokken wordt: waar voorheen gedeeltelijke 3D gezichtsoppervlakken gecombineerd werden met 52 diktemetingen in anatomische merkpunten, worden nu volledige geregistreerde 3D zachtweefseloppervlakken rond de schedel aangevuld met diktemetingen in elk punt van dit oppervlak. Op die manier is een groter aantal diktemetingen beschikbaar dan de oorspronkelijke 52.

Een laatste component van het craniofaciaal model dat in de derde stap (3) van de modelopbouw gecreëerd wordt, is het geometrisch vervormingsmodel dat de toegestane transformaties specificeert. In dit werk is dit vervormingsmodel statistisch, aangeleerd op basis van variaties doorheen een databank. Wanneer enkel generische transformaties, bijvoorbeeld op basis van radiale basisfuncties, toegelaten worden, bestaat de kans dat onrealistische gezichten gevormd worden. Daarom wordt in dit raamwerk gebruik gemaakt van gezichtsspecifieke transformaties. Het nadeel is dat hiervoor, in tegenstelling tot de generische transformaties, wél een trainingsset nodig is. Na vaststellen van puntcorrespondenties tussen de gezichten onderling, worden met behulp van een principale componentenanalyse (PCA) de voornaamste vormvariëaties, samenhangend met diktevariëaties, tussen verschillende subjecten beschreven. Deze zogenaamde principale componenten begrenzen dan ook de toegestane transformaties en vormen zo een statistisch geometrisch vervormingsmodel. Het belang van een uitgebreide databank is hierbij duidelijk. Een te kleine databank zal veel te weinig variaties bevatten, waardoor een gezicht dat niet voldoende lijkt op een object in de databank niet gereconstrueerd kan worden.

Uit het voorgaande stappenplan volgt dat in de tweede stap (2) op weg naar het vormmodel duidelijk nood is aan een registratieraamwerk. Dit raamwerk wordt in sectie 2.2 uitgelegd, verdere details zijn te vinden in [12]. Dit raamwerk wordt eveneens gebruikt om het opgebouwde model uiteindelijk te gebruiken voor reconstructie of modelfitting dat ook gezien kan worden als een soort registratietaak, de model-naar-schedel registratie, zie hoofdstuk 4.

2.2 Robuust oppervlakteregistratie raamwerk

Tijdens registratie worden de punten op een bewegend oppervlak zo goed als mogelijk ge-herpositioneerd naar overeenkomstige punten op het doeloppervlak. De voorafbepaalde afstand tussen twee overeenkomstige punten is idealiter nul wanneer gezicht-naar-gezicht registratie wordt uitgevoerd, maar stellen de zachtweefseldiktes voor wanneer model-naar-schedel registratie wordt uitgevoerd. De registratie komt wiskundig neer op het optimaliseren van een objectieffunctie. Deze objectieffunctie bevat twee termen. De eerste term bevat een similariteitsmaat, een maat van overeenkomst, die aangeeft hoe goed het getransformeerde oppervlak aansluit bij het doeloppervlak. De tweede term bevat een transformatiemodel dat het aantal transformaties om de similariteitsmaat te verhogen, beperkt. Dit wordt transformatieregularisatie genoemd. Beide termen worden tegen elkaar afgewogen. De transformatieregularisatie zorgt er in dit geval voor dat enkel gezichtsspecifieke transformaties toegelaten worden voor de model-naar-schedel registratie zodat geen onrealistische resultaten bekomen worden. Bij de gezicht-naar-gezicht registratie

voor de opbouw van het model worden generische TPS-vertormingen (*Thin Plate Splines*) toegelaten, omdat hier nog geen gezichtsspecifieke transformaties gekend zijn. De vier componenten van de registratietaak bestaan dus uit een similariteitsmaat, een transformatiemodel, een objectieffunctie en een optimizer. Door het probleem als een statistisch Maximum A Posteriori (MAP) probleem te formuleren, kan het raamwerk omgaan met kleine fouten. Grote fouten worden uit de dataset gehaald door een deterministisch en/of statistisch inlier/outlier proces. De gekozen oppervlaktevoorstellungen bepalen de implementatie van de nodige registratiecomponenten. Daarom wordt in paragraaf 2.2.1 eerst verder ingegaan op de manier waarop oppervlakken voorgesteld worden. De verdere paragrafen geven een beschrijving van de verschillende componenten, die in hoofdstukken 3 en 4 specifieker worden ingevuld afhankelijk van de uit te voeren registratietaak (gezicht-naar-gezichtregistratie en model-naar-schedel registratie respectievelijk).

2.2.1 Oppervlaktevoorstelling

Het basisconcept in dit raamwerk is de manier waarop de oppervlakken digitaal voorgesteld worden. Het te vervormen oppervlak - het 'bewegend oppervlak' - wordt eenvoudigweg voorgesteld als een verzameling 3D punten en is dus een expliciete voorstelling van dit oppervlak. Het oppervlak waarnaar vervormd moet worden - het 'doeloppervlak' - daarentegen wordt impliciet voorgesteld met een zogenaamde *Variational Implicit Surface*-voorstelling, (VIS), een idee dat eerst geformuleerd werd door Turk et al.[45]. Deze constructie stelt in elk punt de geschatte Euclidische afstand voor tot het bijhorende oppervlak. De afstand is nul op het oppervlak zelf, positief erbuiten en negatief erbinnen. Wanneer een punt van het bewegend oppervlak in de VIS voorstelling van het doeloppervlak geëvalueerd wordt, is het resultaat de positieve/negatieve afstand langsheen de VIS gradiënt in dat punt. Op deze manier wordt impliciet ook een richting gegeven waarheen het punt moet evolueren. Het oppervlak krijgt op deze manier een plaats in een 4D Euclidische ruimte \mathbb{E}^4 waarin elke 3D coördinaat een bijkomende waarde krijgt. Deze manier van voorstellen is continu en topologie-onafhankelijk. Door de mogelijkheid van een continue evaluatie, lijdt de registratiemethode niet onder sampling-fouten en -beperkingen. Het nadeel van continue voorstellingen is de computationele complexiteit. Deze complexiteit daalt wanneer benaderingen toegelaten worden. De mogelijkheid van continue evaluatie vormt het grootste verschil tussen de gebruikte impliciete VIS voorstelling en de *distance images* die gebruikt worden in Vandermeulen et al. [47]. Met behulp van een *signed distance transform* (sDT) worden de oppervlakken hier ook impliciet voorgesteld, maar de afstandsbeelden vormen een rooster-gebaseerde voorstelling. Dit wil zeggen dat een artificieel rooster op het oorspronkelijk 3D beeld gelegd wordt en in elk punt van dit rooster wordt de Euclidische afstand tot het dichtstbijzijnde punt bijgehouden. Op die manier ontstaat een nieuw 3D beeld dat niet alleen het oorspronkelijke oppervlak codeert als het nulniveauoppervlak (*zero level set*), maar ook een oneindige verzameling iso-oppervlakken op vaste afstanden van het oorspronkelijk oppervlak. De sDT waarden en gradiënten worden bijgevolg benaderd door interpolaties op een discreet puntenrooster.

Het opbouwen van een variationeel impliciete oppervlaktevoorstelling (VIS) steunt hier op radiale basisfuncties (RBF). Volgens Carr et al. [9] bieden radiale basisfuncties een compacte functionele beschrijving van een verzameling oppervlaktedata, waarbij interpolatie en extrapolatie inherent zijn aan de voorstelling. De geassocieerde variationele impliciete functie (VIF) kan overal geëvalueerd worden, en dus niet enkel op een set van discrete punten. Gradiënten en hogere afgeleiden kunnen bovendien analytisch berekend worden en zijn continu. Normalen op het oppervlak kunnen betrouwbaar worden berekend. Omwille van de gebruikte ‘soepele’ (*smooth*) interpolatie, worden gaten in een oppervlak automatisch opgevuld. Deze eigenschap wordt door Carr et al. [10] gebruikt om patiënt-specifieke modellen te maken om craniale defecten op te vullen.

Vertrekkende van een dichte puntenverzameling wordt getracht de meest passende functiebeschrijving voor het bijhorende oppervlak te vinden dat door deze punten gaat. Deze VIS-beschrijving is impliciet, dit wil zeggen dat het oppervlak voorgesteld kan worden als het iso-nuloppervlak van de gevonden VIF (*variational implicit function*) functie doorheen de puntenverzameling, (2.1).

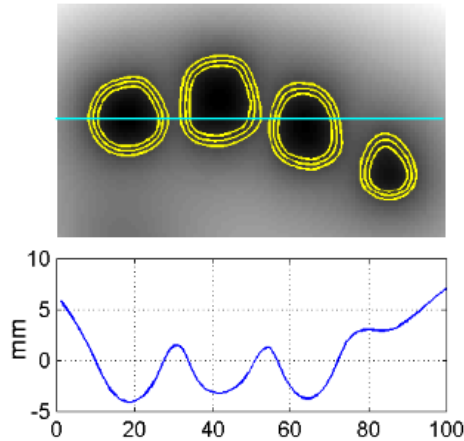
$$f(x_i, y_i, z_i) = 0 \quad i = 1, \dots, n \quad (2.1)$$

Waarbij $\{(x_i, y_i, z_i)\}$ de verzameling 3D puntcoördinaten voorstelt van punten die op het oppervlak liggen. Omwille van algoritmische verbeteringen door Beatson et al. [2],[3] die de complexiteit en het geheugenverbruik doen dalen, kan deze methode toegepast worden op 3D datasets van miljoenen punten. De beschikbare datapunten worden eerst uitgebreid met punten buiten en binnen het oppervlak, op bepaalde afstanden langsheen de normalen door de punten. Deze extra punten moeten zorgvuldig gekozen worden, het dichtste punt op het oppervlak moet nog steeds het punt zijn van waaruit de normale vertrok en niet een ander punt van het oppervlak. Op die manier wordt de beschikbare puntenverzameling uitgebreid en kan het probleem geformuleerd worden als een data-interpolatie probleem. Aangezien hier steeds meshes gebruikt worden, zijn de normalen vrij triviaal te bepalen, omwille van de gekende mesh-connectiviteit in elke vertex. Figuur 2.1 illustreert hoe de gefitte 3 dimensionale RBF functie een afstandsvoorstelling benadert in de buurt van het oppervlak. Bovenaan is een dwarsdoorsnede te zien van vier vingers. Buiten en binnen het oppervlak worden iso-oppervlakken gecreëerd. Hierdoor wordt een RBF gefit waarvan het doorsnedeprofiel onderaan is weergegeven. Vlakbij het oppervlak is de gradiënt bijna 1, wat wil zeggen dat hier door een nuldoorgang gegaan wordt.

Over het algemeen is een radiale basis functie (RBF) van de vorm

$$s(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \phi(|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i|) \quad (2.2)$$

waar $p(\mathbf{x})$ een lage orde polynomiaalfunctie is die rekening houdt met de lineaire en constante termen van de gezochte functie en de basis functie ϕ een reële waarde heeft op $[0, \infty)$. λ_i zijn gewichten, ook wel de RBF-coëfficiënten genoemd. Radiale basisfuncties zijn radiaal symmetrisch rond een enkel punt \mathbf{x}_i , het centrum van de radiale basisfunctie. 3D *Thin Plate Spline* radiale basis functies, $\phi(\mathbf{r}) = \mathbf{r}$,



Figuur 2.1: Dwarsdoorsnede door de vingers van een hand, greconstrueerd uit een puntenverzameling. Iso-contouren op $+1$, 0 en -1 worden weergegeven (boven), tesamen met een doorsnedeprofiel van de RBF (onderaan) langsheen de getoonde lijn, uit [9].

zijn populaire radiale basisfuncties en behoren tot de familie van biharmonische splines. Met behulp van bepaalde randvoorwaarden, kan een lineair stelsel de oplossing bieden voor het interpolatieprobleem. De gezochte onbekenden zijn in dit geval de coëfficiënten λ_i van de RBF en de coëfficiënten van $p(\mathbf{x})$. Traditionele methoden gebruikten te veel geheugen om dit stelsel uit te rekenen. Carr et al. [9] ontwikkelden echter een efficiëntere benaderende methode die gebruik maakt van snelle evaluatiemethodes en fitting-methodes voor RBF's, waardoor de computationele complexiteit daalt van $O(N^3)$ naar $O(N \log N)$ en de geheugenvereisten van $O(\frac{N^2}{2})$ naar $O(N)$. Door de benadering ontstaan twee extra in te stellen parameters: *fitting accuracy*, die de maximale afwijking van de geschatte RBF-waarde en de gespecificeerde waarde vastlegt en *evaluation accuracy*, die aangeeft met welke precisie de gefitte RBF wordt geëvalueerd. Bovendien wordt het aantal centra zo veel mogelijk gereduceerd, op basis van de aangegeven *fitting accuracy*. Deze methodes zijn geïmplementeerd en commercieel beschikbaar in de *FastRBF*TM toolbox, [42], hier gebruikt in *Matlab*[®].

De gevonden drie dimensionale VIF wordt uitgedrukt als een gewogen som van radiaal symmetrische basisfuncties:

$$\mathbf{f}(\mathbf{r}) = v(\mathbf{r}) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \phi(\|\mathbf{r} - \mathbf{r}_i\|), \quad (2.3)$$

De VIS-voorstelling verwijst hier verder steeds naar de voorstelling van een oppervlak met een variationele impliciete functie (VIF). Dit oppervlak is continu en kan dus overal geëvalueerd worden, niet enkel op een discreet rooster en is bovendien ook geheugen-efficiënt.

2.2.2 Transformatiemodel

De keuze van het type toegelaten transformatie weerspiegelt de geïntegreerde voorkennis over het probleem. Hierbij komt het er op neer de ruimte van alle mogelijk transformaties te beperken tot een subruimte van voorgedefinieerde transformaties. Er dient rekening gehouden te worden met ruis en fouten in het doeloppervlak en bovendien vragen verschillende registratietaken een ander soort transformatiemodel. Bij de gezichtsregistraties voor de opbouw van het model is uiteraard nog geen kennis over gezichtsspecifieke vervormingen beschikbaar, waardoor hier een generisch niet-gezichtsspecifiek transformatiemodel gebruikt wordt. Na de opbouw van het model, is deze kennis wel beschikbaar en wordt hier rekening mee gehouden bij de registratie van het craniofaciaal model naar een onbekende schedel. Dit is het statistische gezichtsspecifieke transformatiemodel dat gebruikt wordt tijdens de model fitting. Wanneer θ de parameters voorstellen van de transformatie die een punt op het bewegend oppervlak transformeren naar het overeenkomstig punt op het doeloppervlak, dan kan het aantal mogelijke parameters θ begrensd worden door beperkingen op te leggen. Deze beperkingen kunnen probabilistisch gemodelleerd worden door een prior Gibbsverdeling over de parameters te definiëren:

$$p(\theta) = \frac{1}{Z_{part}} \exp(-\nu \|\mathcal{L}(\theta)\|^2) \quad (2.4)$$

Deze priorverdeling over de parameters drukt de waarschijnlijkheid uit van een gekozen parameterset. De meest plausibele parametersets krijgen een hogere waarschijnlijkheid. Z_{part} is een normalisatieconstante en ν een gewichtsfactor. \mathcal{L} is een operator over de parameters en zorgt er via de term $\nu \|\mathcal{L}(\theta)\|^2$ voor dat de parameters zich niet te arbitrair gaan gedragen, dit zorgt met andere woorden voor een transformatieregularisatie. Tijdens gezicht-naar-gezicht registratie is de enige beschikbare voorkennis over toegestane transformaties de wens om weinig ruwe oppervlakken te bekomen en dus *smooth* transformaties te laten primeren. De parametrisatie van deze generische transformaties is een gewogen som van radiale basisfuncties, waarbij de gewichten en de centra de parameters zijn. De priorverdeling (2.4) zal de meer *smooth* transformaties de meeste waarschijnlijkheid toekennen. Dit transformatiemodel is een generisch model omdat het geen trainingsfase vereist. De gebruikte radiale basisfuncties zijn *Thin Plate Splines* radiale basis functies. Wanneer daarentegen het opgebouwde model geregistreerd wordt naar een onbekende schedel tijdens de craniofaciale reconstructiestap (de model-naar-schedel of kortweg schedelregistratie), is dankzij het opgebouwde craniofaciaal model specifiekere kennis beschikbaar over de toegestane en/of gewenste transformaties. Hierbij wordt de transformatie geparametriseerd als een gewogen som van object-specifieke vervormingen. De priorverdeling (2.4) zal de voorkeur leggen op transformaties die resulteren in een meer plausibel object-specifiek oppervlak. Principale Componenten Analyse (PCA) op de verkregen niet-rigide registraties tussen de gezichten in de databank onderling, levert de voorkennis over de object-specifieke toegelaten vervormingen.

2.2.3 Similariteitsmaat

De similariteitsmaat geeft aan hoe goed het getransformeerde bewegend oppervlak gelijk is op het doeloppervlak. In die zin geeft het een maat voor de kwaliteit van de registratie. De hier gebruikte similariteitsmaat is geometrisch van aard. De gelijkheid tussen de oppervlakken wordt uitgedrukt in termen van afstanden tussen de punten van de twee oppervlakken. Het voordeel van de VIS-voorstelling is dus duidelijk, de punten hoeven enkel geëvalueerd te worden in de VIS-voorstelling van het doeloppervlak om een rechtstreekse maat te hebben voor deze afstanden. Een zo groot mogelijke gelijkenis tussen twee oppervlakken wil in dit geval dus zeggen dat de overeenkomstige punten zo dicht mogelijk liggen op voorgedefinieerde afstanden. Deze voorgedefinieerde afstand is nul bij de gezichtsregistraties bij de opbouw van het craniofaciaal model, maar weerspiegelt de huiddikte wanneer model-naar-schedel registratie wordt toegepast tijdens de craniofaciale reconstructie (model-fitting) zelf. De similariteitsmaat is een functie over de transformatieparameters en geeft in een scalair getal weer hoe goed de twee oppervlakken geometrisch gealigneerd zijn. De similariteitsmaat houdt geen rekening met de waarschijnlijkheid van de transformatieparameters. Een algemene uitdrukking voor de similariteitsmaat is

$$s_j(\theta) = \mathcal{D}(S^t, \mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta)) - d_j(\theta) \quad \text{voor } j = 1, \dots, N \quad (2.5)$$

Hierbij stelt $\mathcal{D}(S, \mathbf{r})$ te afstand voor tussen een vectorpunt \mathbf{r} en een oppervlak S , in dit geval dus de kortste afstand tot het doeloppervlak. Deze afstand wordt gevonden door het punt te evalueren in de afstandsvoorstelling van het doeloppervlak. Door het gebruik van VIS-voorstellingen, dient geen expliciete puntcorrespondentie gekend te zijn om de similariteitsmaat te kunnen toepassen. $\mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta)$ is het j -de getransformeerde punt \mathbf{r}_j^f op het bewegend (*floating*) oppervlak waarbij gebruik werd gemaakt van de transformatieparameters θ en $d(\theta)$ zijn de voorgedefinieerde afstanden tot het doeloppervlak. Hoe meer de punten op de juiste plaats gaan liggen, hoe kleiner de similariteitsmaat wordt.

2.2.4 Robuuste objectieffunctie

De objectieffunctie is een formulering waarin de similariteitsmaat afgewogen wordt ten opzichte van het transformatiemodel. Tijdens het optimaliseren van de objectieffunctie worden transformatieparameters gezocht waardoor het bewegend oppervlak zo goed mogelijk de vorm van het doeloppervlak aanneemt, terwijl de transformaties om dit te verwezenlijken beperkt worden door het transformatiemodel. Deze objectieffunctie wordt geformuleerd als een *Maximum A Posteriori* (MAP) probleem voor het zoeken van de meest waarschijnlijke transformatieparameters waarbij het transformatiemodel dienst doet als de *a priori* kennis en de similariteitsmaat de *data-likelihood* beschrijft. Het gebruikte raamwerk voegt bovendien een extra verantwoordelijkheid toe aan de objectieffunctie. Omdat het (digitale) doeloppervlak nooit een exacte kopie is van het werkelijke (fysische) oppervlak, moet rekening gehouden worden met kleine fouten (ruis) en onverklaarbaarheden (outliers) die de correcte evaluatie van de similariteitsmaat beïnvloeden. Om hiermee om te kunnen, wordt

verondersteld dat kleine fouten in de evaluatie van de similariteitsmaten (evaluatie van de getransformeerde punten in de VIS-voorstelling van het doeloppervlak) gegenereerd worden door een probabilistisch gemodelleerd verklaarbaarheidsproces. Hiervoor wordt een Gaussiaanse waarschijnlijkheidsfunctie gemodelleerd over de similariteitsevaluaties. De veronderstelling dat de similariteitsevaluaties gegenereerd worden door een statistisch verklaarbaarheids/on-verklaarbaarheidsproces zorgt dan weer voor robuustheid tegen grote fouten. In praktijk komt dit neer op het invoegen van een verborgen variabele in de objectieffunctie die het geloof voorstelt dat een bepaalde meting verklaarbaar is of niet. Het introduceren van deze verborgen variabele steunt dan weer op kennis of veronderstellingen omtrent onverklaarbaarheden.

Wiskundig uitgedrukt zal het optimaliseren van de objectieffunctie een set transformatieparameters θ genereren die de individuele puntsimilariteiten $\mathfrak{s}_j(\theta)$ maximaliseren terwijl de transformatieregularisatie $\|\mathfrak{L}(\theta)\|^2$ in rekening gebracht wordt. Statistisch beschouwd in een Bayesiaans raamwerk, kunnen *a priori* waarschijnlijkheden van de transformatieparameters $p(\theta)$, beschikbaar via het transformatiemodel, en *likelihoods* $p(S^t|\theta)$ (similariteitsmaat) samen gebruikt worden in een *Maximum-A-Posteriori* objectieffunctie. Hierbij stelt S^t het doeloppervlak voor. De *a priori* waarschijnlijkheden $p(\theta)$ zijn de beste schattingen voor de transformatieparameters die men zou kunnen maken, wanneer geen bijkomende informatie over het doeloppervlak gegeven is. Deze *prior* kennis beperkt het zoekveld voor de transformatieparameterschattingen [19]. De transformatieparameters met de grootste *a posteriori* waarschijnlijkheid $p(\theta|S^t)$, de kans op de transformatieparameters gegeven het doeloppervlak, worden gezocht. Volgens de regel van Bayes kunnen deze als volgt berekend worden:

$$p(\theta|S^t) = \frac{p(S^t|\theta)p(\theta)}{p(S^t)} \quad (2.6)$$

Omdat $p(S^t)$, de kans om het gegeven doeloppervlak te observeren, onafhankelijk is van θ , speelt deze term geen rol in de optimalisatie. Omdat de log-operatie een monotone transformatie is, kan de MAP formulering ook als volgt geschreven worden (de log-schaal is bovendien een meer natuurlijke schaal voor deze optimalisatie, aangezien de waarde van de *likelihood* zeer klein kan worden):

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_{MAP} &= \arg \max_{\theta} (\log p(S^t|\theta) + \log p(\theta)) \\ &= \arg \min_{\theta} (-\log p(S^t|\theta) - \log p(\theta)) \end{aligned} \quad (2.7)$$

De laatste vergelijking zorgt er voor dat optimalisatie een minimalisatie wordt. Hierin is $p(\theta)$ de toegevoegde *a priori* kennis over de waarschijnlijkheden van de transformatieparameters (dankzij het transformatiemodel), hier gedefinieerd als een Gibbsverdeling, zoals in (2.4). Deze *a priori*-term zorgt voor een zekere regularisatie, zodat de vervorming zich gedraagt zoals verwacht. $p(S^t|\theta)$ is de zogenaamde *data-likelihood*, de kans om het doeloppervlak te observeren wanneer het bewegend oppervlak getransformeerd wordt door gebruik te maken van de parameters θ . Deze term hangt af van de geobserveerde puntsimilariteiten. Bij het berekenen van deze puntsimilariteiten moet rekening gehouden worden met ruis op de data, waardoor

kleine fouten ontstaan op de werkelijke similariteitsmetingen.

$$\mathfrak{s}_j^*(\theta) = \mathfrak{s}_j(\theta) + \epsilon \quad \text{voor } j = 1, \dots, N \quad (2.8)$$

Er wordt aangenomen dat de fouten ϵ gemodelleerd kunnen worden als additieve Gaussiaanse normaalverdeelde ruis, met een gemiddelde nul en een bepaalde standaarddeviatie σ . Deze σ is onbekend en zorgt dus voor een extra parameter die geoptimaliseerd moet worden. De te optimaliseren parameters zijn nu $\Theta = \{\theta, \sigma\}$. De *data-likelihood* kan bijgevolg als een product van normaalverdeelde similariteitsmaat-evaluaties geformuleerd worden:

$$p(S^t|\theta) = \prod_{j=1}^N p(\mathfrak{s}_j|\Theta) = \prod_{j=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(\mathfrak{s}_j(\theta))^2\right) \quad (2.9)$$

Hierin is $p(\mathfrak{s}_j|\Theta)$ een Gaussiaanse waarschijnlijkheidsfunctie die het gewenste inlier-proces vormt. De puntsimilariteiten worden verondersteld verdeeld te zijn rond een gemiddelde nul met een ruis-standaarddeviatie σ . Indien ze verder afwijken, wordt de meting als outlier beschouwd. (2.4) en (2.9) invullen in (2.7), geeft de uiteindelijke MAP-formulering:

$$\begin{aligned} \mathfrak{E}(\Theta) &= \sum_{i=j}^N [-\log p(\mathfrak{s}_j|\Theta)] - \log p(\theta) \\ &= \sum_{j=1}^N \left[\frac{1}{2\sigma^2}(\mathfrak{s}_j(\theta))^2 + \log\sqrt{2\pi}\sigma \right] + \nu \|\mathfrak{L}(\theta)\|^2 + K \end{aligned} \quad (2.10)$$

Hierbij stelt K een constante voor die onafhankelijk is van de te optimaliseren parameters Θ en dus weggelaten kan worden tijdens optimalisatie. Vergelijking (2.10) kan gezien worden als een energiemaat die geminimaliseerd moet worden. ν is een belangrijke factor, aangezien deze bepaalt in welke mate het gewicht verdeeld wordt tussen de energie van de transformatieterm (transformatieregularisatie) en de energie van de similariteitsmaat. Wanneer ν te laag/te hoog gekozen wordt, ontstaat over/onderfitting van het doeloppervlak met ruis. De keuze van deze parameter dient gebaseerd te zijn op de verwachte hoeveelheid ruis in de oppervlaktedata. Wanneer ν gelijkgesteld wordt aan 1, wordt er door de gebruiker geen gewicht opgelegd tussen de twee termen en is de functie zogenaamd ‘zelf-regulerend’. Soms zitten er grote fouten, *outliers*, in de data of liggen de overeenkomstige punten -voornamelijk in het begin van de registratietask- te ver uit elkaar zodat het inlier-proces deze afwijkingen niet kan verklaren. De voorgestelde inlier-verdeling zal de punten dan beschouwen als outliers. De waarschijnlijkheid $p(\mathfrak{s}_j|\Theta)$ zal naar nul gaan en dit weegt sterk door in de vergelijking (2.10), aangezien

$$\lim_{p(\mathfrak{s}_j|\Theta) \rightarrow 0} \log p(\mathfrak{s}_j|\Theta) = -\infty \quad (2.11)$$

Het is duidelijk dat hiermee rekening gehouden moet worden. Daarom wordt een extra inspanning gedaan om outliers te modelleren op een gelijkaardige manier als

het inlier-proces voor ruis. Hierdoor ontstaat een MAP objectieffunctie die robuust is tegen outliers. Het modelleren van outliers heeft enkel effect op de eerste term in (2.10). Elke meting \mathfrak{s}_j kan ofwel getrokken zijn uit een outlier-verdeling ofwel uit een inlier-verdeling. Een extra variabele z_j kan toegevoegd worden als een zogenaamde latente variabele, die aanduidt of de meting afkomstig is van een inlier-proces, $z_j = 1$ of niet, $z_j = 0$. De volledige data-likelihood kan nu geformuleerd worden met behulp van deze latente variabelen:

$$p(\mathfrak{s}_j|z_j, \Theta) = \begin{cases} p(\mathfrak{s}_j|\Theta) & \text{als } z_j = 1 \\ p_o(\mathfrak{s}_j) & \text{als } z_j = 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

$$p(\mathfrak{s}_j|z_j, \Theta) = p(\mathfrak{s}_j|\Theta)^{z_j} p_o(\mathfrak{s}_j)^{1-z_j} \quad \text{voor } z_j \in \{0, 1\}$$

De inlierverdeling $p(\mathfrak{s}_j|\Theta)$ was reeds gedefinieerd als een Gaussische waarschijnlijkheidsverdeling. De outlierverdeling $p_o(\mathfrak{s}_j)$ kan verschillende vormen aannemen. Omdat geen kennis beschikbaar is over de outlierverdeling, wordt hier gekozen voor een uniforme pseudo-verdeling $p_o(\mathfrak{s}_j) = \delta$. De manier waarop een z_j -waarde wordt toegewezen aan de datapunten, hangt af van het gekozen type voor deze binaire verborgen variabele: random met een Bernoulli-verdeling (gebruikt voor de modelnaar-schedel registratie), deterministisch met binaire verdeling (outlier of niet) of een combinatie van beide.

2.2.5 Optimalisatie

In de optimalisatiestap worden iteratief de transformatieparameters bepaald die de objectieffunctie optimaliseren, in dit geval minimaliseren. Naast de nodige transformatieparameters dienen ook de verborgen variabelen geschat te worden. Deze werden ingevoerd om de robuustheid te verbeteren. Elke iteratiestap tijdens de optimalisatie wordt opgesplitst in twee stappen in een zogenaamde EM-aanpak. In de E-stap (*Expectation*) worden de verborgen variabelen geschat met gebruik van de geschatte parameters uit de vorige iteratie, terwijl in de M-stap (*Maximization*) de transformatieparameters ge-optimaliseerd worden terwijl de latente variabelen constant gehouden worden. De i -de E-stap (of Latente Variabele stap) resulteert in een hulpfunctie $Q(\Theta|\hat{\Theta}^{(i)})$, opgebouwd door de log-likelihood aangevuld met data-informatie, die in de M-stap geoptimaliseerd wordt,

$$\hat{\Theta}^{(i+1)} = \arg \min_{\Theta} \left\{ -Q(\Theta|\hat{\Theta}^{(i)}) - \log p(\theta) \right\} \quad (2.13)$$

Deze iteraties gaan door tot convergentie optreedt of tot het verschil tussen opeenvolgende parameters kleiner is dan een voorgedefinieerde grens. Het voordeel van de VIS-voorstellungen hier is dat er ook informatie over de gradiënt beschikbaar is. Daardoor kan deze optimalisatiestap geïmplementeerd worden als een *Steepest Descent* optimalisatie. De parameter-update gebeurt dan als volgt:

$$\Theta^{(m+1)} = \Theta^{(m)} - s \nabla \mathfrak{E}(\Theta) \quad (2.14)$$

Hierbij wordt een stap s in de richting van de negatieve gradiënt genomen. Deze gradiënt heeft een analytische uitdrukking. Schedelregistratie gebeurt met behulp van

een meer geavanceerde *Steepest Descent* optimalisatie, namelijk met Quasi-Newton, om sneller convergentie te bereiken. Daarnaast gebeurt de gezichtregistratie niet met een sterkste daling optimalisatie, maar met behulp van ICP (*Iterative Closest Point*) optimalisatie, [5]. Hierin worden overeenkomstige punten gezocht tegelijk met de transformatieparameters. Dit hoeft niet strikt iteratief te gebeuren. Wanneer de VIS-voorstelling van het doeloppervlak gebruikt wordt, geeft een eenvoudige evaluatie van het te transformeren punt in deze VIS-voorstelling meteen al een richting en een afstand naar het dichtste punt op het doeloppervlak. Het grote voordeel is nu dat geen expliciete puntcorrespondenties dienen gekend te zijn alvorens de afstand tussen een puntenpaar berekend kan worden. De keuze voor de ICP of de *Steepest Descent* optimalisatie, hangt af van de complexiteit van het probleem. Wanneer het aantal parameters beperkt blijft of wanneer geen goede ICP formulering kan bekomen worden, krijgt de *Steepest Descent* optimalisatie de voorkeur. Dit is het geval voor de model-naar-schedel registratie. Wanneer het aantal parameters gelijk is aan het aantal punten op het bewegend oppervlak, biedt ICP een computationeel voordeligere oplossing. Dit is het geval voor de gezicht-naar-gezicht registratie. Zoals steeds dient bij optimalisatie rekening gehouden te worden met lokale minima. De (schatting van de) objectieffunctie is meestal niet convex. Deterministische *annealing* is een methode die een controleparameter invoert die de objectieffunctie benadert door een convexe functie. De controleparameter wordt langzaamaan aangepast zodat de objectieffunctie meer en meer gelijk op de originele niet-convexe schatting. Deze methode wordt gebruikt tijdens gezicht-naar-gezicht oppervlakregistratie.

2.2.6 Initialisatie

Het karakter van de voorgestelde registratiemethode laat niet toe dat de oppervlakken in om het even welke positie ten opzichte van elkaar liggen. Omdat de objectieffunctie niet convex is, zal een initieel slechte positie resulteren in een verkeerd lokaal optimum van de objectieffunctie. De voorgestelde fijne registratiemethode gaat er van uit dat de oppervlakken initieel dicht genoeg bij elkaar liggen. Een initiële rigide registratie waarbij enkel translatie en rotatie wordt toegelaten, brengt het bewegend oppervlak in de nabijheid van het doeloppervlak, zodat gestart kan worden met de fijnere niet-rigide registratie, aangezien nu een goede eerste schatting van de parameters beschikbaar is om in een eerste iteratiestap te gebruiken. Een goede initiële rigide registratie ligt binnen het convergentiebereik van de niet-rigide registratie. Hoe accurater deze initialisatie, hoe minder stappen nodig zijn in de niet-rigide registratie.

2.3 Besluit

Dit hoofdstuk besprak de te volgen weg doorheen deze thesis en voorzag het nodige raamwerk om deze weg te doorlopen. Het opbouwen van een statistisch vormmodel voor craniofaciale reconstructies kan opgevat worden als een stappenplan. Deze stappen werden kort uitgelegd in sectie 2.1 en omvatten (1) de datavoorbereiding, (2) het registreren van de verschillende faciale vorminstanties uit de databank zodat overeenkomstige punten gekend zijn en tenslotte (3) het verwerken van de nu

gekende vormvariaties en de mee-variërende diktematen met behulp van Principale Componentenanalyse (PCA). Na deze stappen is een craniofaciaal model beschikbaar voor model-naar-schedelregistraties tijdens de craniofaciale reconstructie in hoofdstuk 4. Dit craniofaciaal model bevat een faciaal sjabloon (het gemiddelde van alle gezichten uit de databank), gezicht-schedel relaterende informatie in de vorm van zachtweefseldiktemetingen en een statistisch vervormingsmodel dat enkel gezichtsspecifieke transformaties toelaat. De tweede stap (2) in de modelopbouw is een registratieprobleem. Ook de craniofaciale reconstructie zelf kan opgevat worden als een registratieprobleem. Registratie is het optimaliseren van een energiefunctie die een afweging maakt tussen similariteitsmaatenergie en transformatie-energie. Hoewel in hoofdstukken 3 en 4 steeds kort herhaald zal worden hoe de verschillende registratiecomponenten worden ingevuld en hoe de optimalisatie gebeurt, geeft dit hoofdstuk in sectie 2.2 het kader waarnaar teruggegrepen kan worden om de problemen in een algemeen registratieraamwerk te situeren.

Hoofdstuk 3

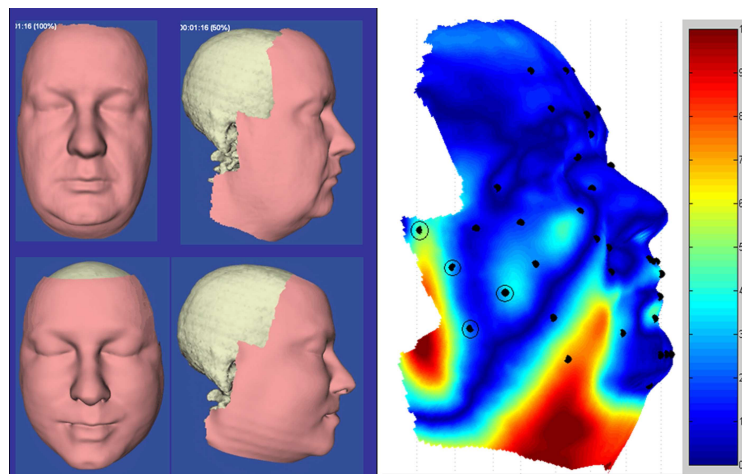
Modelopbouw

Het opbouwen van een craniofaciaal model voor het uitvoeren van craniofaciale reconstructies is het doel van deze thesis. In sectie 2.1 werd aangetoond dat deze opbouw in drie stappen kan gebeuren: datavoorbereiding, gezichtsregistraties en het verwerken van de informatie in een statistisch vormmodel. Dit hoofdstuk is onderverdeeld volgens deze te volgen stappen. Sectie 3.1 geeft een beschrijving van de beschikbare data en hoe deze verwerkt moet worden. Sectie 3.2 illustreert de implementatie van het wiskundig registratieraamwerk uit 2.2 om puntcorrespondenties vast te stellen tussen verschillende gezichten onderling. Tot slot introduceert sectie 3.3 principale componentenanalyse (PCA) om de gevestigde puntcorrespondenties statistisch te modelleren tesamen met diktevariaties in elk punt om een vormmodel te verkrijgen dat gebruikt kan worden om een statistisch meest waarschijnlijk gezicht (op basis van de gebruikte databank) te schatten aan een schedel. Hoe de model fitting zelf gebeurt, wordt beschreven in een volgend hoofdstuk, hoofdstuk 4.

3.1 Data-acquisitie en voorbereiding

Het type data waarvan vertrokken wordt, bepaalt in grote mate de mogelijke kracht van het op te bouwen craniofaciaal model. Daarnaast hangt de manier waarop de schedel-gezichtsrelatie ingevoegd wordt af van de mogelijkheden van de beschikbare data. In [12] worden 3D foto's genomen van bijna 400 verschillende gezichten waarop manueel 52 anatomische landmarks worden aangeduid. In deze landmarks worden de zachtweefseldiktes opgemeten met behulp van een mobiele ultrasound scanner [18]. Deze data-acquisitie met 52 diktemetingen en 3D camerabeelden, heeft als grootste voordeel dat ook textuurwaarden opgemeten worden, die dus ook verder in het model kunnen opgenomen worden en op die manier een gezicht mét (gemiddelde) textuurwaarden kunnen reconstrueren. Het grootste nadeel is dat de diktemeting volledig manueel gebeuren, waardoor geen dichte puntenverzameling opgenomen wordt. Een databank van CT-beelden biedt de mogelijkheid om een dichtere puntenverzameling van zachtweefseldiktes op te meten. De CT-databank die hier gebruikt wordt, bestaat uit opnames van patiënten uit het UZ Gasthuisberg, aangevuld met een databank uit Parijs. Op deze beelden is in principe in elk

punt op het huidoppervlak de afstand gekend tot het onderliggende bot (tot zover de resolutie dit toelaat). CT-beelden lenen zich bovendien tot het gebruik van volledige gezichtsoppervlakken (ook de achterkant van het hoofd bijvoorbeeld). De diktemetingen hoeven niet manueel te gebeuren en kunnen dus veel uitgebreider opgemeten worden. Uiteraard heeft de gebruikte data-acquisitie ook nadelen. In CT-beelden zijn bijvoorbeeld geen textuurwaarden aanwezig. Bovendien wordt bij de opname ioniserende straling gebruikt, waardoor normaalgezien enkel beelden worden gemaakt van patiënten waar deze beeldvorming echt nodig is voor diagnose. Hierdoor is de databank ook moeilijk uit te breiden. Bovendien vertonen veel van de data-opnames *metallic streak-artefacten* die de diktemetingen bemoeilijken. Aangezien de beeldintensiteiten van deze artefacten binnen de beeldintensiteiten van het botweefsel vallen, wordt de segmentatie van het botweefsel bemoeilijkt. Een laatste opmerking over het gebruik van CT-opnames betreft de liggende positie van de personen tijdens de opname. Lokale variaties in dikte en vorm zijn immers sterk aanwezig wanneer eenzelfde gezicht vergeleken wordt in rechtstaande of liggende positie. Tot zover bekend, is er echter nog geen studie beschikbaar die het verschil meet in herkennings-succes tussen rechtstaande en liggende posities. See et al. [35] voerden in het kader van plastische chirurgie een studie uit over het verschil in volume van nasiolabiale vouwlijnen in het gezicht tussen verschillende leeftijden, geslacht en positie. Zij tonen aan dat er een significant verschil is tussen het opgemeten volume in rechtopstaande en liggende positie ($p=0.0003$ met een Wilcoxon test) waarbij een groter volumeverschil aanwezig is bij oudere mensen dan bij jongere (31% naar 26%). Zowel de zachte weefsels rond de nasiolabiale vouwlijnen als rond de *marionette lines*, lange verticale lijnen die de kin lateraal omlijnen, vertonen de meeste beweging, terwijl de rest van het gezicht redelijk stabiel blijft, zoals ook te zien in figuur 3.1.



Figuur 3.1: Illustratie van de lokale oppervlakteverschillen tussen een liggende (onderste rij) en een rechtstaande positie (bovenste rij). Variaties gaande van 0 tot 10 mm (rechterfiguur), uit [12]

3.1.1 Beschikbare databank

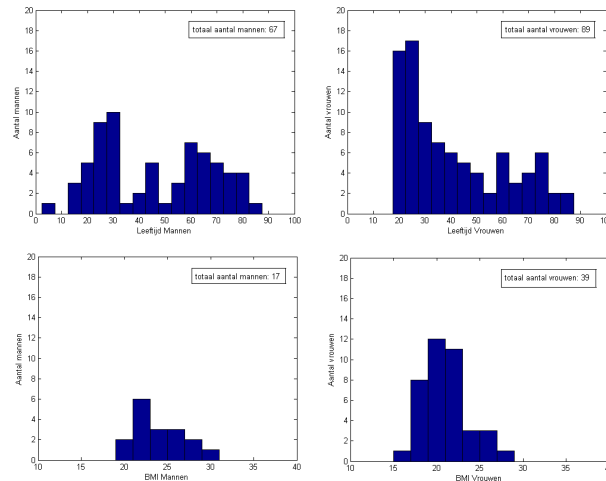
De beschikbare databank bevat originele CT-beelden van patiënten van het UZ Gasthuisberg, waaraan ook extra data uit een Parijse databank werden toegevoegd. Van elke persoon is zowel leeftijd, geslacht als ras gekend. In sommige gevallen zijn bovendien BMI-waarden beschikbaar (*Body Mass Index*). Deze waarden voegen belangrijke extra informatie toe, aangezien de leeftijd meestal niet op basis van een schedel geschat kan worden (dit gebeurt dikwijls op basis van tanddata). Ook het gewicht van een persoon verandert niets aan de schedel zelf. Toch is duidelijk dat leeftijd en gewicht een belangrijke invloed hebben op het gezicht van een individu, dus is het belangrijk om deze informatie mee op te nemen wanneer gezichtsvariëaties statistisch gemodelleerd worden. De volledige databank bevat data van meer dan 500 personen. Toch blijkt een groot deel van deze data niet bruikbaar, bijvoorbeeld omdat de gezichten vaak vervormd zijn door kussens die tijdens de CT-opname gebruikt worden om het hoofd tussen te klemmen of omdat een onvolledige opname werd gemaakt, zie ter illustratie figuur 3.2. Uiteraard is het niet de bedoeling om een gezicht te reconstrueren waarvan de wangen samengedrukt zijn of dat onvolledig is, aangezien dit herkenning zou kunnen tegenwerken. De onvolledigheid van de data kan in principe mee in rekening gebracht worden wanneer *missing data* PCA gebruikt wordt [25]. Deze methode loont hier echter de moeite niet omdat het aantal extra toegevoegde data eerder miniem zou zijn. Het grootste probleem in de databank zijn de samengedrukte gezichten.



Figuur 3.2: Illustratie van onbruikbare data uit de databank, samengedrukte en onvolledige gezichten kunnen beter niet gebruikt worden voor het modelleren van een realistisch herkenbaar gezicht

De overblijvende bruikbare verzameling data bestaat uit data van 67 mannen en 89 vrouwen. De verdeling van leeftijd en BMI (voor zover gekend) wordt weergegeven in figuren 3.3. De histogrammen voor de BMI-waarden bevatten enkel de data waarvan de BMI-informatie werkelijk beschikbaar is, dit zijn 17 mannen en 39 vrouwen. Het gemiddelde, maximum en minimum voor de leeftijd van de opgenomen mannen bedraagt respectievelijk 46, 83 en 7. Voor de leeftijd van de vrouwen ligt dit op respectievelijk 41, 86 en 18. De gekende BMI's voor de mannen bedragen gemiddeld, maximaal en minimaal respectievelijk 23.98, 30.78 en 19.94. Voor de BMI's van

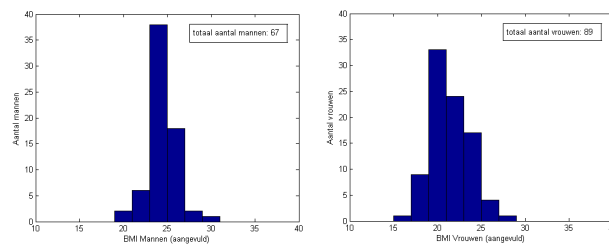
de vrouwen liggen het gemiddelde, maximum en minimum op respectievelijk 21.12, 27.34 en 16.66.



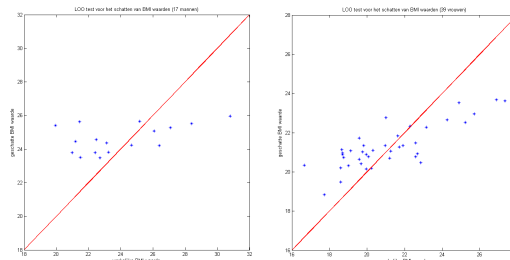
Figuur 3.3: Verdeling van BMI en leeftijd over de databank. Histogrammen voor mannen links, histogrammen voor vrouwen rechts.

Om toch een model te kunnen opstellen waarin een BMI-eigenschap voor alle personen mee wordt gemodelleerd, worden BMI-waarden die niet gekend zijn, geschat met een neuraal netwerk. Een neuraal netwerk is een netwerk waarin zogenaamde neuronen parallel en eventueel in meerdere lagen worden geschakeld [24]. Elk neuron past een bepaalde activatiefunctie toe op een gewogen som van inkomende signalen. Door het samen trainen van deze aaneengeschakelde neuronen wordt gevonden welke gewichten nodig zijn om een bepaalde output te voorspellen aan de hand van gegeven input. Het neuraal netwerk wordt geïmplementeerd met de *Neural Network* toolbox [1] in *Matlab*[®]. De trainingsdata bevat hier 52 diktemetingen op vaste landmarks in het gezicht. Hoe deze diktemetingen uitgevoerd worden, wordt beschreven in 3.1.3. Een neuraal netwerk met één verborgen laag met 3 neuronen wordt getraind met behulp van Bayesiaanse regularisatie. Na deze trainingsstap kan het netwerk de uitkomst voorspellen van nieuw ingevoerde inputdata. De diktemetingen van personen met ongekende BMI-waarden resulteren in een geschatte BMI-waarde voor deze personen. Het neuraal netwerk zal telkens een licht variërende waarde schatten, daarom wordt de uitkomst na tien keer trainen en simuleren uitgemiddeld. Het schatten van onbekende BMI-waarden aan de hand van gekende BMI-data gebeurt voor mannen en vrouwen apart. Figuur 3.4 toont de verkregen histogrammen wanneer gekende en geschatte BMI-waarden worden samengevoegd. Voor mannen ligt het gemiddelde, maximum en minimum op respectievelijk 24.42, 30.78 en 19.94. Voor vrouwen ligt dit op respectievelijk 21.43, 27.34 en 16.66. De maxima en minima zijn dus onveranderd gebleven, terwijl het gemiddelde een weinig werd opgeschoven. Een manier om de performantie van het netwerk te testen, is het netwerk trainen met alle gekende data waaruit één datavector werd weggenomen. De voorspelling op deze

weggelaten datavector kan dan vergeleken worden met de gekende gewenste output. Dit toepassen op alle opgenomen trainingsvectoren, levert een *Leave One Out*-test (LOO). Figuur 3.5 zet de geschatte waarden uit ten opzichte van de werkelijke waarden voor mannen en vrouwen apart. In het ideale geval liggen deze punten op de rode lijn, waar de geschatte waarde samenvalt met de werkelijke waarde. De geschatte waarden vertonen meestal geen outlier-gedrag en schommelen rond het gemiddelde. De gemiddelde kwadratische fout op de verschillen tussen de werkelijke waarde en de geschatte waarde is 2.65 voor de mannendata en 2.63 voor de vrouwendata. De schatting is iets beter bij vrouwen dan bij mannen, aangezien meer trainingsdata beschikbaar zijn voor de vrouwen. De schattingen zijn meestal niet exact juist, maar vormen een beter alternatief dan het toekennen van een algemene gemiddelde waarde.



Figuur 3.4: Verdeling van BMI wanneer ongekende waarden worden aangevuld. Histogram voor mannen links, histogram voor vrouwen rechts.



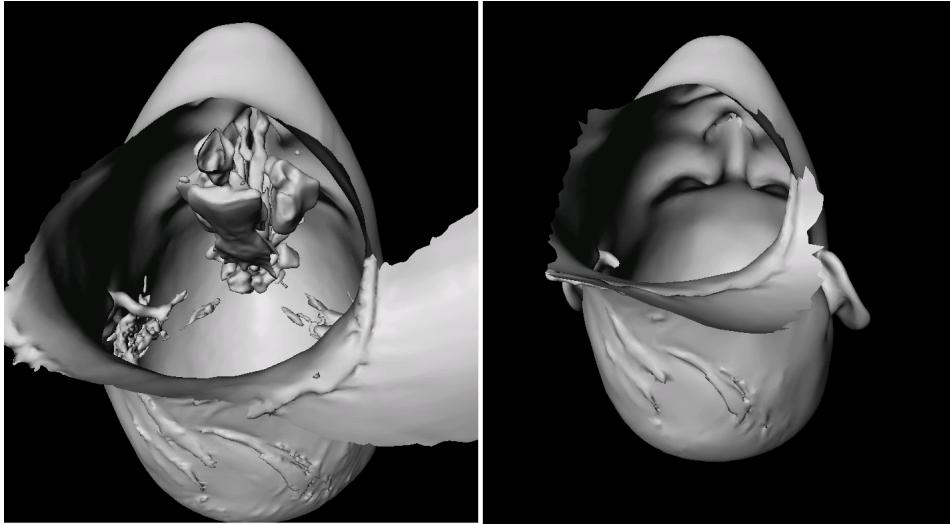
Figuur 3.5: Geschatte BMI waarden uitgezet ten opzichte van de werkelijke BMI-waarden (links 17 mannen, rechts 39 vrouwen). De schatting werd bekomen met een *leave one out*-aanpak bij het trainen van een neurale netwerk. De rode rechte is de rechte waar geschatte en werkelijke waarde samenvallen.

3.1.2 Huid-bot segmentatie

Vertrekkend van een origineel CT-beeld, wordt met eenvoudige morfologische operatoren (thresholding, erosie, dilatie) de segmentatie van huid enerzijds en schedel anderzijds bereikt. Deze binaire segmentatie wordt vervolgens omgezet in een 3D mesh, die bestaat uit een verzameling geconnecteerde 3 dimensionale punten. Deze

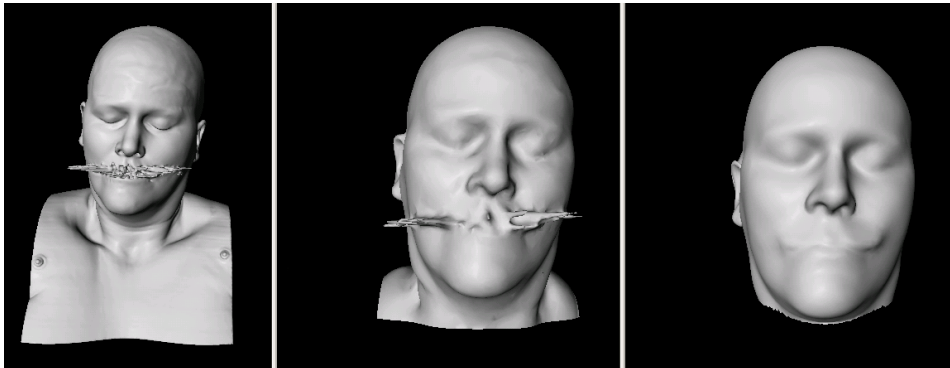
datavoorbereiding gebeurt met behulp van MeVisLab, een modulaire ontwikkelingsomgeving voor medische beeldverwerking en visualisatie, ontwikkeld door MeVis Medical Solutions AG en Fraunhofer MEVIS [30]. Het gebruikte meshing-algoritme is het *Neighboring Cells*-algoritme [30], gelijkaardig aan het *Marching Cubes*-algoritme dat gepubliceerd werd door Lorensen en Cline [27]. Een beeldvolume wordt gediscrèteerd in cellen. Op elke hoek van de cel wordt nagekeken of hij binnen of buiten het gesegmenteerde gebied valt (0 of 1-waarde in het binaire beeldvolume). Elke specifieke configuratie van de hoeken in een cel, geeft in het *Neighboring cells*-algoritme aanleiding tot het vormen van nul tot vier knooppunten binnenin elke cel. Deze knooppunten zijn geassocieerd aan grenzen van de cel waar het oppervlak doorheen moet gaan. De verschillende oppervlaktestukjes worden vervolgens met elkaar verbonden om zo een aaneengesloten oppervlak te verkrijgen. Van elk data-item in de databank is nu dus een oppervlaktemesh van zowel het gezicht als de schedel beschikbaar. De segmentatiemethode houdt geen rekening met eventuele artefacten. Omdat veel opnames *metallic streak-artefacten* vertonen, zullen de resulterende schedelmeshes onrealistische vormen vertonen, meestal ter hoogte van de tanden (amalgamvullingen, orthodontische beugels etc.). Daarom worden de eventuele artefacten handmatig verwijderd vooraleer de schedelmesh wordt opgebouwd. Om rekentijd te reduceren, worden alle gezichtsmeshes bovendien manueel bijgewerkt. Hierbij worden zoveel mogelijk overblijvende interne structuren weggewerkt. Ook borstkas en eventuele kussens rondom het hoofd verdwijnen na deze bewerking. Figuur 3.6 toont het resultaat voor en na het verwijderen van interne structuren. Ondanks het manueel verwijderen van interne structuren, blijven vaak nog ongewenste kleine structuren over. Een dilatie-erosie operatie toepassen op deze meshes resulteert in constructies die overal gesloten zijn en waar eventuele overblijvende interne structuren verdwijnen. Met behulp van de afstandsvoorstellungen van elke gezichtsmesh kan eenvoudig het oppervlak gevonden worden dat 3 mm verder ligt van het oorspronkelijke oppervlak, waarna opnieuw een afstandsvoorstelling gemaakt wordt van de resulterende mesh. Wanneer hiervan een iso-oppervlak op -3 mm gevonden wordt, is dit nieuwe oppervlak een goede benadering van het oorspronkelijke oppervlak. Enkel deze dilatie-erosie operatie toepassen op de originele meshes zonder eerst de interne structuren te verwijderen, geeft nog steeds registratieproblemen aan de neus. De afstand van 3 mm werd arbitrair gekozen en is een afweging tussen het verwijderen van ongewenste structuren en het behouden van een goede benadering. De bewerking leidt in sommige gevallen tot ongewenste artefacten rond de oren. De oren worden als het ware aan het oppervlak gesmolten waar ze normaal geen contact met het hoofd hebben. Het is dus duidelijk dat de voorberekende stappen op voorhand reeds onnauwkeurigheden introduceren. Een schatting van de geïntroduceerde fout tussen de meshing stap en de erosie-dilatie stap, ligt rond 0.35 mm. Dit resultaat ontstaat na uitmiddeling van de *root mean squared error* tussen de gezichten uit de databank vóór en na de bewerking. Eenvoudige evaluatie van de meshpunten van het verwerkte gezicht in de VIS-voorstelling van de oorspronkelijke mesh levert een schatting van de afstanden tussen de twee oppervlakken.

Figuur 3.7 illustreert de verschillende stappen die een gezicht uit de databank ondergaat. Het eerste beeld is een originele gezichtsmesh met artefacten. Het tweede



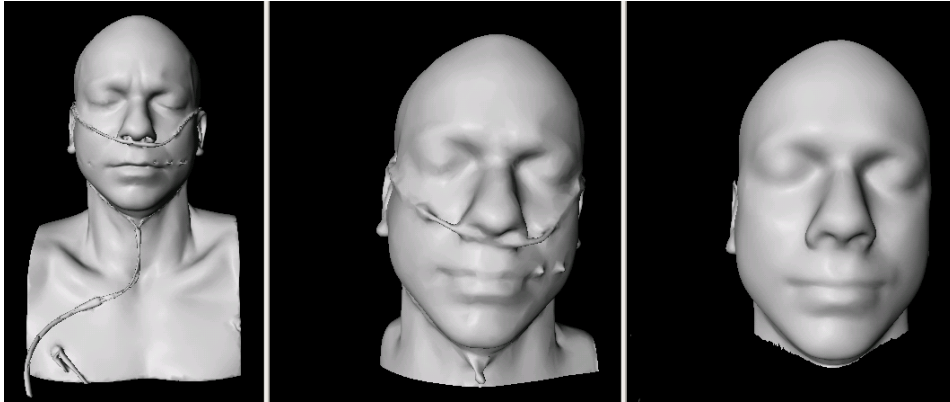
Figuur 3.6: Links: een gezichtsmesh met interne structuren. Rechts: na verwijdering van de interne structuren blijft enkel de nuttige informatie over.

beeld is dezelfde gezichtsmesh na opkuisen van interne structuren en erosie-dilatatie (en is een voorstelling met minder datapunten). De artefacten in de mondregio zijn nog niet verdwenen. Deze verdwijnen wel na registratie (zie verder) omdat deze structuren te ver afwijken van een ‘smoothe’ overgang tussen punten.



Figuur 3.7: Van links naar rechts: originele gezichtsmesh na toepassen van het meshing-algoritme, mesh na manuele bewerking en erosie-dilatatie stap, mesh na registratie.

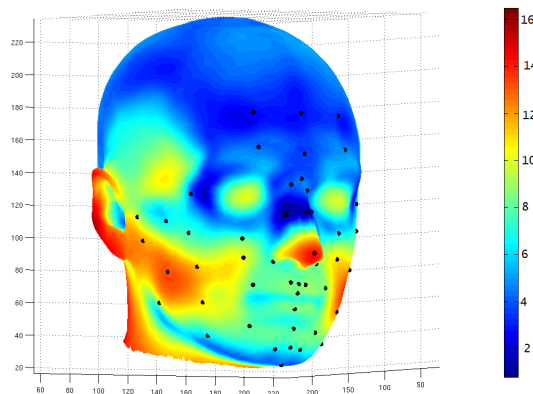
Enkele uitzonderlijke data-opnames zijn bijvoorbeeld mensen met sondes in de neus of met een neksteun. Deze attributen kunnen niet zomaar verwijderd worden en blijven dan ook opgenomen in de data. Na bewerking en registratie zijn deze attributen echter verdwenen, omdat deze te ver afwijken van een normaal gezicht, figuur 3.8 illustreert dit. Opnieuw stelt het eerste beeld een gezichtsmesh voor na het meshing algoritme, het tweede beeld stelt diezelfde mesh na erosie-dilatatie voor en het derde beeld tenslotte is het geregistreerde gezicht.



Figuur 3.8: Van links naar rechts: originele gezichtsmesh na toepassen van het meshing-algoritme, mesh na manuele bewerking en erosie-dilatatie stap, mesh na registratie.

3.1.3 Diktemetingen

De schedelmesh wordt omgezet in een bijhorende VIS-voorstelling met behulp van de *FastRBFTM*-methodologie [42] uit 2.2.1, waardoor diktemetingen eenvoudig automatisch uit te voeren zijn. Wanneer de (geregistreerde) gezichtsmesh geëvalueerd wordt in de VIS-voorstelling van de bijhorende schedel, stelt de bekomen waarde in elk punt van de mesh in dit geval de benaderde Euclidische afstand voor tot het dichtstbijzijnde punt in de schedelmesh. Deze afstanden kunnen beschouwd worden als zachtweefseldiktemetingen. Figuur 3.9 toont het resultaat van de evaluatie van de datapunten van de gezichtsmesh in de VIS-voorstelling van de bijhorende schedel. De zwarte punten situeren zich in de 52 anatomische landmarks en de punt van de neus.



Figuur 3.9: Gezicht met bijhorende zachtweefseldiktemetingen. De diktes worden volgens de schaal aangeduid in mm. Zwarte punten zijn de aangeduide landmarks.

Analyse van de diktemetingen

De landmarkaanduiding gebeurt in dit werk automatisch. De landmarks zelf worden gebruikt voor een vergelijking tussen een model met 7635 diktemetingen of slechts 52 diktemetingen. Een referentiegezicht uit [12] werd eenmalig vervormd naar een sjabloongezicht. Registratie stelt overeenkomstige punten vast. Aangezien in het bewegend sjabloon gekend is welke punten de landmarks voorstellen, is na registratie dus ook gekend welke punten de landmarks aanduiden op het sjabloongezicht. Dit sjabloongezicht wordt geregistreerd naar alle gezichten uit de databank en bijgevolg gebeurt in elk gezicht ook een automatische landmark-aanduiding. Het is nu interessant om na te gaan of er grote verschillen in de diktemetingen merkbaar zijn wanneer de diktemetingen uit De Greef et al. [18], die ook in [12] verwerkt zitten, vergeleken worden met de diktemetingen in dit werk. De Greef et al. voeren ultrasound-diktemetingen uit in een richting loodrecht op de schedel. De diktemetingen in dit werk geven daarentegen afstanden weer vanaf het dichtstbijzijnde schedelpunt tot het gekozen gezichtspunt. Het schedelpunt zal niet altijd het punt zijn waaruit de normale door het gekozen gezichtspunt vertrekt, waardoor op voorhand reeds een verschil in de diktemetingen verwacht wordt. De vraag is nu alleen of deze verschillen statistisch significant zijn. Een diktemeting hangt in grote mate af van de BMI-waarde van een persoon. Daarom zal deze test enkel rekening houden met data waarvan de werkelijke BMI-waarde gekend is. Dit resulteert in een ongebalanceerde test omdat in dit werk zeer weinig BMI-waarden gekend zijn, terwijl in De Greef et al. metingen werden gedaan op 510 vrouwen en 457 mannen. Een anova test die rekening houdt met dit onevenwicht gaat na of er statistisch significante verschillen (met een significantieniveau van 5%) zijn in diktemetingen. De resultaten hiervan zijn te vinden in appendix A. Hieruit blijkt dat de nulhypothese dat de metingen uit een normaalverdeling afkomstig zijn niet verworpen kan worden voor het grootste deel van de data (Lilliefors-test met 5% significantieniveau). In de meeste landmarks wordt echter de nulhypothese van gelijke gemiddeldes tussen de vergeleken databanken verworpen (anova-test met 5% significantieniveau).

De diktemetingen zijn voor het grootste deel normaal verdeeld. In minder dan de helft van de landmarks echter kan de nulhypothese van gelijke gemiddeldes tussen de twee vergeleken databanken aanvaard worden.

3.2 Gezichtsregistratie

Het uiteindelijke doel is een statistische analyse van de variatie van een bepaald punt op het gezicht over verschillende subjecten. Uiteraard is het daarbij nodig om de positie te kennen van de overeenkomstige punten in elk gezicht uit de databank. Registratie is het proces waarbij deze puntovereenkomsten gevonden worden. In essentie komt het er op neer een zorgvuldig voorbereid sjabloon te vervormen naar elk ander gezicht. Deze transformatie behoudt het aantal punten in het sjabloon en hun connectiviteit en beschrijft de relatie tussen de positie van elk punt op het oorspronkelijke sjabloon en zijn gevonden positie op het vervormde sjabloon. Wanneer het sjabloon naar elk gezicht uit de databank vervormd wordt, wordt elk gezicht uit

de databank voorgesteld met eenzelfde aantal punten met dezelfde connectiviteit. Op die manier zijn voor elk punt op een (gezichts)oppervlak de corresponderende punten gekend in elk ander (gezichts)oppervlak. Zo wordt kennis verkregen over de manier waarop een welbepaald gezichtspunt varieert doorheen een populatie en covarieert met de positie van andere opgenomen gezichtspunten. De uitgevoerde registratie wordt verder ‘gezichtsregistratie’ genoemd.

Omdat het sjabloon aangeeft naar welke punten gezocht moet worden, is het belangrijk om enkel relevante punten op te nemen in dit sjabloon. In het sjabloon zijn daarom geen inwendige structuren aanwezig. De motivatie hiervoor is dat een herkenning niet uitgelokt of geholpen wordt door interne onzichtbare structuren en bovendien zorgen deze structuren voor een langere en onnodige rekentijd. Onder dezelfde motivatie wordt ook de borstkas niet meegenomen in het sjabloon.

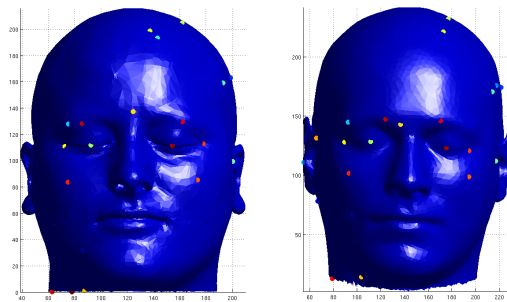
3.2.1 Initiële rigide registratie

Zoals eerder al vermeld, heeft het voorgestelde robuuste niet-rigide raamwerk nood aan een eerste initiële rigide registratiestap. De gezichten waarnaar het sjabloon moet vervormen, moeten voldoende dicht bij het sjabloon gebracht worden vooraleer de niet-rigide registratie kan slagen. Hierbij wordt enkel translatie en rotatie toegelaten. Bovendien is het doel van de statistische modellering het modelleren van enkel inherente verschillen, niet gehinderd door poseverschillen. Er zijn verschillende mogelijkheden voor deze rigide initialisatie. In [12] moeten voor de initiële registratie steeds 52 anatomische merkpunten manueel aangeduid worden met behulp van een oogpotlood. Op die manier kunnen de posities van deze merkpunten gedigitaliseerd worden. Initiële registratie kan dan eenvoudig uitgevoerd worden door het zoeken van de transformatie tussen deze 52 punten. In dit werk wordt er bewust voor gekozen om het manuele werk zoveel mogelijk te beperken. Daarom wordt hier gebruik gemaakt van automatische methoden om een eerste rigide initialisatie uit te voeren. Nadien kan het oorspronkelijke raamwerk de nodige niet-rigide registratie begeleiden.

Er wordt gebruik gemaakt van twee verschillende methodes die achtereenvolgens worden toegepast om faciale oppervlakken rigide te initialiseren en dus in de buurt van het sjabloon te brengen. De eerste methode zoekt automatisch kenmerkende punten in 3D oppervlakken en tracht kenmerkende puntensets te vergelijken en de meest overeenstemmende punten over te houden. De nodige rigide transformatie is de transformatie die de gevonden overeenkomstige punten naar elkaar transformeert. De tweede methode op basis van het *Iterative Closest Point* algoritme [5] zorgt ervoor dat de gemiddelde kwadratische afstand tussen punten op het sjabloon en op de gezichtsmesh zo klein mogelijk wordt. De eerste methode, meshSIFT, [29] is een uitbreiding naar 3D oppervlakken van het 2D SIFT (Scale Invariant Feature Transform) algoritme voorgesteld in [28]. Het basisidee is het vinden van karakteristieke punten op de oppervlakken, zogenaamde *keypoints*, waarvan de beschrijving van hun omgeving nadien onderling vergeleken wordt. De punten die het meest op elkaar lijken, worden dan beschouwd als overeenkomstige punten. De gezochte transformatie is dan de transformatie die zo goed mogelijk de vervorming beschrijft tussen deze overeenkomstige puntensets. In een eerste stap worden kandidaten gezocht die

invariant zijn aan schaling en oriëntatie, dit gebeurt met een *difference-of-Gaussian* functie die deze punten zoekt op verschillende schalen en oppervlaktelocaties. De oppervlaktemesh wordt achtereenvolgens geconvolueerd met een Gaussische filter met incrementele σ -waarden. Het verschil tussen twee opeenvolgende convoluties (d.i. de *difference-of-Gaussian* functie) wordt bijgehouden. Deze continue functie van de schaal wordt ‘scale space’ genoemd. Voor elke vertex en voor elke verschillende schaal wordt vervolgens de gemiddelde kromming berekend. Op die manier bevat de *scale space* de gemiddelde kromming in elke vertex op verschillende uitgemiddelde versies van de oorspronkelijke mesh. Het verschil in gemiddelde kromming wordt berekend tussen twee schalingen. Wanneer op een vertex dit verschil groter is of kleiner dan al de burens op dezelfde schaal en de schaal net erboven en net eronder, dan wordt deze vertex weerhouden als een extremum (potentieel karakteristiek punt) in de *scale space*. De bijhorende σ_i van de gaussische filtering wordt bijgehouden. Hierdoor ontstaan keypoints met bijhorende schalen. Van de gevonden extrema wordt nu een verdere beschrijving gevonden op basis van naburige vertices. Om een schalings-invariante beschrijving te hebben, worden alle verdere parameters uitgedrukt in functie van de gevonden schaal σ_i . Om oriëntatie-invariantie te bekomen, wordt aan elk keypoint een kanonieke richting toegeschreven. Van alle vertices binnen een straal van $9 * \sigma_i$ rond het geselecteerde keypoint worden de normalen berekend en de geodetische afstand tot het keypoint (d.i. de kortste weg langsheen het oppervlak). De geprojecteerde normalen op een oppervlak rakend aan de mesh doorheen het keypoint worden vervolgens onderverdeeld in 360 histogram bins, waarin elke bin één graad voorstelt. Elke bijdrage tot een bin wordt eerst Gaussiaans gewogen aan de hand van zijn bijhorende geodetische afstand. Na drie keer toepassen van een Gaussiaanse filter op het bekomen histogram, wordt de kanonieke oriëntatie gedefinieerd als degene die piekt na deze filtering. Indien meerdere kanonieke oriëntaties aanwezig zijn, doen deze meerdere keypoints ontstaan. Naast een schaling en een kanonieke oriëntatie wordt het keypoint nog verder gekarakteriseerd op basis van naburige vertices met een zogenaamde kenmerkvector. De kenmerkvector bestaat uit een aantal geconcateneerde histogrammen, berekend in vaste circulaire regio’s rondom het punt. Voor elke regio wordt een vormindexhistogram berekend en een schuine hoeken histogram, dit zijn de hoeken die de geprojecteerde normalen maken met de kanonieke oriëntatie. Elke kenmerkvector van een bepaald keypoint kan nu vergeleken worden met alle kenmerkvectoren van de keypoints van het te vergelijken oppervlak. Aan de hand van de hoeken tussen de kenmerkvectoren, wordt een ranking opgesteld in stijgende volgorde. Wanneer de verhouding tussen twee opeenvolgende berekende hoeken kleiner is dan een voorgedefinieerde waarde, worden de punten weerhouden als overeenkomstige punten. Deze waarde wordt hier empirisch vastgelegd op 0.9. Deze waarde is vrij hoog omdat de te vergelijken gezichten niet afkomstig zijn van eenzelfde persoon, zodat overeenkomstige punten toch steeds een groter verschil in kenmerkvectoren gaan hebben. Op basis van de gevonden overeenkomende punten kan nu de rigide transformatie gevonden worden die het ene oppervlak in hetzelfde referentieassenstelsel brengt als het sjabloon oppervlak. Deze transformatiematrix wordt gevonden door het toepassen van het *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC) algoritme [20], een niet-deterministisch iteratief algoritme om parameters van een

mathematisch model te schatten gebaseerd op data met outliers. Een illustratie van gevonden overeenkomstige puntensets is gegeven in figuur 3.10. Hoe de gezichten op basis van deze gevonden overeenkomstige puntensets getransformeerd worden, wordt geïllustreerd in figuur 3.11. Niet alle gevonden puntenparen zijn correct, maar omdat er genoeg puntenparen gevonden worden, zal de bijhorende transformatie toch ongeveer correct zijn. Een striktere selectie van goede matchende paren, resulteert vaak in te weinig overeenkomstige punten om een correcte transformatie te vinden. Verkeerde overeenkomstige puntenparen zullen daar immers een te grote invloed hebben. Deze verkeerdelijk overeenkomstig geïdentificeerde puntenparen zijn zo goed als onvermijdelijk, omdat hier twee verschillende gezichtsmeshes worden vergeleken. De grenswaarde tussen twee hoeken leggen op 0.9 blijkt empirisch een goede keuze.

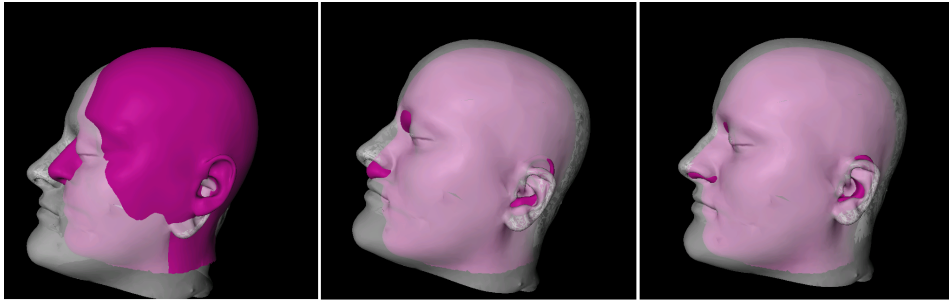


Figuur 3.10: Gevonden overeenkomstige punten (aangeduid met eenzelfde kleur) tussen een gezicht uit de databank (links) en het sjabloongezicht (rechts)

Na de rigide initialisatie op basis van meshSIFT kunnen nog steeds kleine hoekvariëaties voorkomen in de rigide gealigneerde oppervlakken. Deze hoekvariëaties mogen niet fundamenteel bijdragen tot het model, omdat dit geen gezichtsspecifieke vervormingen zijn, maar louter in het model zouden geslopen zijn omdat de initiële registratie deze hoekvariëatie toeliet. Om deze hoekvariëaties weg te werken, wordt een verdere rigide registratie uitgevoerd vertrekkende van het getransformeerde oppervlak na toepassing van het meshSIFT algoritme. Met behulp van ICP [5] worden de punten van beide meshes zo dicht mogelijk in elkaars buurt gebracht. ‘Zo dicht mogelijk’ wordt hier beschouwd als de positie waarin de kwadratische som van de Euclidische afstanden tussen dichtste punten zo minimaal mogelijk is. Het zoeken van dichtsbijzijnde punten wordt versneld door het gebruik van een *kd-tree*, een ruimte-verdelende datastructuur waardoor punten op een efficiënte manier georganiseerd worden [21].

De initiële rigide registratiestappen worden verduidelijkt in figuur 3.11 aan de hand van een willekeurig gezicht uit de databank. Het grijze gezicht stelt het sjabloongezicht voor dat niet beweegt. Het gekleurde gezicht is een gezicht uit de databank dat rigide in de sjabloonruimte wordt gebracht. De eerste figuur laat zien hoe de meshes initieel ten opzichte van elkaar liggen. De tweede figuur geeft het resultaat na toepassing van het meshSIFT algoritme met behulp van de gevonden overeenkomstige punten uit figuur 3.10. De derde figuur geeft tenslotte het eindresultaat van de initiële rigide registratie na toepassing van het ICP algoritme.

Er dient opgemerkt te worden dat de voorgestelde rigide registratie ook werkt met ruwe meshes. Data waar een borstkas en interne structuren aanwezig zijn, kunnen robuust in het referentie-assenstelsel gebracht worden. Veel onnodige rekentijd wordt echter opgeslorpt door het berekenen van kenmerkvectoren van keypoints binnenin de mesh, die uiteindelijk niet nodig zijn. Om de rekentijd te verlagen, wordt daarom verder enkel gewerkt met meshes waarvan de binnenkant geen interne structuren meer bevat en waarvan ook de borstkas manueel wordt weggesneden.



Figuur 3.11: Initiële rigide registratiestappen. Het rode gezicht is een gezicht uit de databank, het grijze gezicht is een gemiddeld sjabloon. Van links naar rechts: initiële situatie, registratie m.b.v. meshSIFT en resultaat na meshSIFT en ICP.

3.2.2 Robuuste niet-rigide registratie

Niet-rigide registratie laat toe dat het oppervlak zich op zo'n manier kan vervormen dat het de vorm aanneemt van het doeloppervlak. Wanneer een sjabloon zich vervormt naar alle gezichten uit een databank, dan zijn overeenkomstige punten in elk gezicht gekend, omdat verondersteld wordt dat elk punt op het sjabloon naar zijn overeenkomstige plaats op het andere oppervlak zal evolueren. Het punt dat bijvoorbeeld de neustip voorstelt in het sjabloon zal ook de neustip voorstellen in elk ander gezicht na vervorming van het sjabloon naar het ander gezicht.

Sjabloon en oppervlaktevoorstelling

In termen van het niet-rigide registratiealgoritme is het sjabloon dus het bewegende oppervlak, terwijl de andere gezichten in de databank elk om beurt dienst doen als (stilstaand) doeloppervlak. De gezichstoppervlakteregistratie moet robuust zijn tegen kleine fouten, die vooral in het begin van de iteratieve registratie ontstaan. In de eerste stappen verschillen beide oppervlakken immers nog te sterk, waardoor de geschatte puntcorrespondenties nog verre van correct zijn. Grote fouten (outliers) ontstaan wanneer de data onvolledig is, en er dus geen corresponderend punt op het doeloppervlak bestaat. Dit is hier niet het geval, omdat elk gezicht uit de databank minstens het stuk gezichtsoppervlak bevat dat in het sjabloon werd opgenomen.

Een gekozen specifiek referentiegezicht doet in eerste instantie dienst als bewegend sjabloonoppervlak. Na registratie van dit sjabloon naar 50 mannengezichten, worden de resultaten al een eerste keer uitgemiddeld om een gemiddeld sjabloon te verkrijgen

in plaats van een specifiek. Dit dient om modelbias te vermijden. De niet-rigide registraties worden nu tweemaal uitgevoerd: éénmaal met het ‘specifieke’ sjabloon, (het uitgemiddelde gezicht over 50 mannengezichten) en een tweede keer wanneer alle registratieresultaten met dit eerste sjabloon uitgemiddeld worden om een nog beter uitgemiddeld sjabloon te verkrijgen. Dit laatste wordt verder het ‘gemiddelde’ sjabloon genoemd. Sectie 3.3 vergelijkt de impact van deze twee verschillende sjablonen.

Het bewegend sjabloonoppervlak wordt voorgesteld als een puntenverzameling $S^f = \{\mathbf{r}_j^f | j = 1, \dots, N^f\}$ terwijl het doeloppervlak, een gezicht uit de databank, voorgesteld wordt met een VIS voorstelling $S^t = \mathfrak{d}^t(\mathbf{r})$. Het robuuste registratieraamwerk uit 2.2 vraagt om een specifieke keuze voor transformatiemodel en similariteitsmaat die samengevoegd worden in een robuuste te optimaliseren objectieffunctie.

Similariteitsmaat en transformatiemodel

De similariteitsmaat (2.5) krijgt voor gezichtsregistratie volgende vorm:

$$\mathfrak{s}_j(\theta) = \mathfrak{d}^t(\mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta)) \text{ voor } j = 1, \dots, N^f \quad (3.1)$$

De voorgedefinieerde afstanden zijn hier immers op nul te stellen en onafhankelijk van de transformatieparameters, aangezien het de bedoeling is dat de getransformeerde punten zo goed mogelijk óp het doeloppervlak liggen. Het transformatiemodel dient naast rigide transformaties (rotatie en translatie) ook niet-rigide transformaties toe te laten om de individuele gezichten zo goed mogelijk te kunnen benaderen. In principe zijn alle rigide poseveranderingen reeds weggewerkt door de initiële rigide registratie dus deze niet-rigide transformaties zullen zeer klein blijven. Er wordt gekozen voor een generisch niet-rigide *Thin Plate Spline* (TPS) transformatiemodel. Dit laat immers toe om de snelle en accurate RBF-interpolatietechnieken die gebruikt worden bij het maken van de VIS-voorstellingen ook te gebruiken tijdens transformatieberekeningen. Het RBF-raamwerk uit 2.2.1 kan zo een transformatie parametriseren als een gewogen som van generische basisfuncties waarin een impliciete mathematische regularisatie aanwezig is. Deze regularisatie bevat een maat voor de soepelheid van de te fitten functie. Wanneer $[r_x, r_y, r_z, 1]^T$ de vectortranspose is van de homogene coördinaten van een 3D punt \mathbf{r} , dan wordt de TPS transformatie hierop gedefinieerd als:

$$\mathbf{r}_j^{f*} = \mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta) = \mathbf{C}\mathbf{r}_j^f + \phi(\mathbf{r}_j^f)\Lambda \quad (3.2)$$

Hierin stelt \mathbf{C} een 4×4 affine transformatiematrix voor die zorgt voor de rotatie-translatie- en eventuele afschuivings- en schalingscomponenten. De tweede term zorgt voor de niet-rigide vervormingen. Λ is een $N^f \times 4$ niet-rigide warping coëfficiëntenmatrix. ϕ stelt een $1 \times N^f$ component voor van de gebruikte $N^f \times N^f$ kernelverzameling Φ met $\phi_i(\mathbf{r}_j^f) = \left\| \mathbf{r}_j^f - \mathbf{r}_i^f \right\|$ voor $i = 1, \dots, N^f$ met N^f het aantal punten op het bewegend oppervlak. De te schatten parameters zijn bijgevolgd onder te verdelen in twee subruimtes: een rigide (affiene) en niet-rigide subruimte, die samen de verzameling $\theta = \left[\{C_{ij} | i = 1, \dots, 3; j = 1, \dots, 4\}, \{ \Lambda_{ij} | i = 1, \dots, N^f; j = 1, \dots, 3 \} \right]$ vormen. Een

equivalente formulering van deze TPS transformatieparametrisatie, maakt de link met de VIF-formulering uit 2.2.1 duidelijk. Ontbinding van de parametrisatie (3.2) in drie gescheiden transformaties in functie van de drie coördinatenassen $b \in \{x, y, z\}$ levert:

$$\mathbf{r}_{bj}^{f*} = \mathbf{m}_b(\mathbf{r}_j^f) = \mathbf{c}_b \mathbf{r}_j^f + \sum_{i=1}^{N^f} \lambda_{ib} \phi_i(\mathbf{r}_j^f) \text{ voor } b \in \{x, y, z\} \quad (3.3)$$

Waarin \mathbf{c} een 1×4 vector is, namelijk één van de eerste drie rijen van \mathbf{C} uit (3.2) en λ_{ib} een element is uit één van de eerste drie rijen uit Λ . Deze parametrisatie heeft veel gemeen met de VIF-formulering en is daarom dus uitermate geschikt voor gebruik in het voorgestelde raamwerk. Vergelijking (3.3) is immers identiek aan vergelijking (2.3) wanneer $v(\mathbf{r})$ gelijkgesteld wordt aan $v(\mathbf{r}) = \mathbf{c}\mathbf{r}$ en met gebruik van een 3D TPS spline als radiale basisfunctie $\phi(\|\mathbf{r} - \mathbf{r}_i\|) = \|\mathbf{r} - \mathbf{r}_i\|$. Elke *variational mapping function* (VMF) $\mathbf{m}_b(\mathbf{r})$ met $b \in \{x, y, z\}$ kan dan gevonden worden door het fitten van een variationeel impliciete functie doorheen punten waarvan de posities bepaald zijn door de punten op het bewegend oppervlak uit een vorige iteratie en de waarde op deze punten de respectievelijke x, y en z-coördinaten zijn van de nieuwe puntposities gevonden in de huidige iteratie. De gevonden variationele functie beschrijft bijgevolg de transformatie tussen de bewegende punten uit een vorige iteratie en de nieuwe posities gevonden in de huidige iteratie. Deze nieuwe posities worden snel en eenvoudig gevonden. De puntposities op het bewegend oppervlak uit een vorige iteratie worden geëvalueerd in de VIS-voorstelling van het doeloppervlak. Door het nemen van een stapgrootte in de richting van de gradiënt van de VIS-voorstelling evenredig met de grootte van de gevonden afstand tot het doeloppervlak, ontstaan nieuwe 3D positiecoördinaten van de punten op het bewegend oppervlak die dichter in de buurt van het doeloppervlak liggen. Transformatieregularisatie zit reeds impliciet in deze formulering op basis van radiale basisfuncties. De gebruikte 3D biharmonische of *thin plate spline* basisfuncties $\phi(\mathbf{r}) = \mathbf{r}$ minimaliseren immers per definitie een zogenaamde buigingsenergie-regularisatiefunctie $\|\mathcal{L}(\mathbf{f})\|^2 = \int_{R^3} (\frac{\partial^2 \mathbf{f}}{\partial x^2})^2 + (\frac{\partial^2 \mathbf{f}}{\partial y^2})^2 + (\frac{\partial^2 \mathbf{f}}{\partial z^2})^2 + 2(\frac{\partial^2 \mathbf{f}}{\partial x \partial y})^2 + 2(\frac{\partial^2 \mathbf{f}}{\partial x \partial z})^2 + 2(\frac{\partial^2 \mathbf{f}}{\partial y \partial z})^2 d\mathbf{r}$ waarin \mathbf{f} een functie is die aan de interpolatiecondities voldoet. Deze transformatieregularisatie zorgt er voor dat de vervorming niet te arbitrair gebeurt.

Objectieffunctie en optimalisatie

De te schatten parameters zijn de parameters van de impliciete variationele functie die de transformatie tussen het bewegend en het doeloppervlak beschrijft en de standaarddeviatie σ van de veronderstelde ruis. Deze ruis in de puntsimilariteiten ontstaat vooral in het begin van de registratie, wanneer gevonden puntcorrespondenties nog te veel fouten bevatten omdat de puntenverzamelingen te ver uit elkaar liggen. De ruisparameter σ wordt hier echter niet meer als te schatten parameter opgenomen, maar vervangen door een deterministische parameter $\sigma^2 = T_\sigma$. Op die manier ontstaat een annealing-procedure, waarbij T_σ gradueel lineair wordt verlaagd na elke iteratie, omdat verwacht wordt dat de gevonden puntcorrespondenties steeds

beter gaan worden en dus steeds minder ‘ruis’ zullen veroorzaken. Hoe hoger T_σ , hoe minder vertrouwen er is in de gevonden correspondenties en hoe strakker het keurslijf van het bewegend oppervlak. Dit is een typisch voorbeeld van een ruw-naar-fijne aanpak: in het begin van de iteraties wordt enkel rekening gehouden met de globale verschillen tussen het bewegend en het doeloppervlak, naarmate de iteraties vorderen zal meer en meer toegelaten worden dat de lokale verschillen de registratie sturen. Verder heeft dit registratieprobleem geen last van *outliers*, de data bevat geen ontbrekende stukken en werd manueel opgekuist. De transformatieregularisatieterm zorgt er bovendien op zichzelf voor dat ongewenste (abrupte) artefacten de registratie niet verstoren omdat enkel ‘smoothe’ transformaties worden toegelaten, zie bijvoorbeeld figuren 3.7 en 3.8. In elke iteratiestap wordt nu de annealingsparameter constant gehouden. Per iteratie worden de puntencorrespondenties vastgesteld door vanuit elk punt \mathbf{r}^f op het bewegend oppervlak een stap te nemen in de richting van de dalende gradiënt van de VIS-voorstelling van het doeloppervlak (dus in de richting van het doeloppervlak), evenredig met de afstand $\mathfrak{d}^t(\mathbf{r})$ tot het doeloppervlak (met $j=1\dots\#\text{inliers}$):

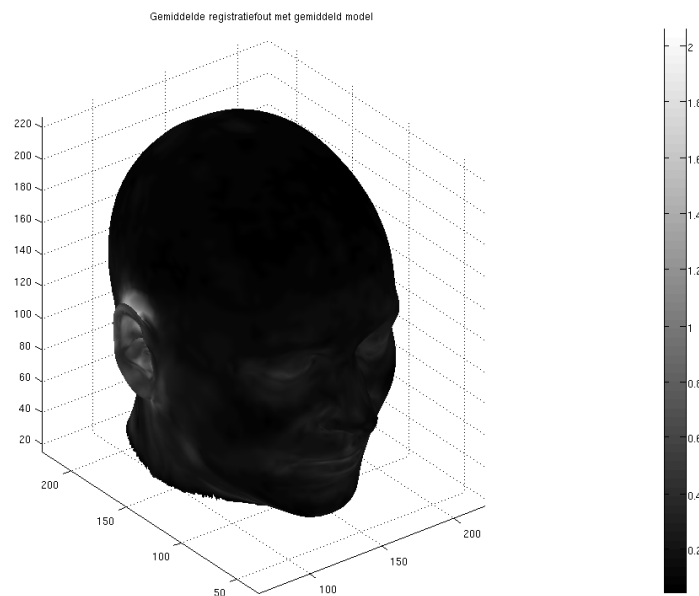
$$\mathbf{r}_j^t = \mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta) - \mathfrak{d}^t(\mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta)) \frac{\nabla \mathfrak{d}^t(\mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta))}{\|\nabla \mathfrak{d}^t(\mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta))\|} \quad (3.4)$$

Hierna wordt de nodige transformatie tussen de nieuwe overeenkomstige punten \mathbf{r}_j^t en $\mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta)$ gevonden door het zoeken van de parameters die nodig zijn om de drie VMF’s langsheen elke coördinatenas uit (3.3) te beschrijven. De waarde van de annealingsparameter wordt hierbij gebruikt als een variabele die aangeeft hoe accuraat de variationele functie de punten dient te interpoleren. Hoe hoger deze waarde, hoe *smoother* de fit, maar hoe minder accuraat de interpolatie zal zijn. De annealing-parameter daalt lineair na elke iteratiestap door iteratief te vermenigvuldigen met een waarde 0.9. De iteraties worden uitgevoerd tot de annealingparameter een voorafbepaalde grenswaarde bereikt. In de objectieffunctie zit ook steeds een regularisatieparameter die de similariteitsmaat afweegt ten opzichte van het transformatiemodel. Deze parameter is afhankelijk van het aantal punten op het bewegend oppervlak. In [12] bleek uit experimenten dat een waarde gelijk aan het aantal bewegende punten een goede waarde is.

3.2.3 Registratienauwkeurigheid

Een goede registratie van een sjabloon naar een doelgezicht is één die resulteert in de vervorming van het sjabloon zodat het een accurate beschrijving geeft van het doelgezicht. Een accurate beschrijving is niet enkel een beschrijving waarbij het vervormde oppervlak zo goed mogelijk de vorm aanneemt van het doeloppervlak, maar waarbij bovendien ook overeenkomstige punten juist op elkaar gelegd worden (transformatieregularisatie). Testen of gevonden overeenkomstige punten wel degelijk eenzelfde punt beschrijven kan enkel gedaan worden wanneer een *ground truth* aanduiding van overeenkomstige punten beschikbaar is. Manuele aanduidingen zijn hierbij trouwens ook onderhevig aan menselijke fouten. Accuraatheid in termen

van vormbeschrijving kan nagegaan worden op figuur 3.12. De absolute waarde van de afstand van een punt op een geregistreerd oppervlak tot het bijhorend doeloppervlak kan geëvalueerd worden met behulp van de VIS-voorstelling van het doeloppervlak. De bekomen absolute afstanden per geregistreerd gezicht en per punt uitmiddelen en visualiseren op het gemiddelde gezicht, resulteert in figuur 3.12. Deze figuur illustreert de vormregistratiefouten voor het model met gemiddeld sjabloon. Deze registratiefouten zijn het grootst rond de oren maar zijn in het hele gezicht aanvaardbaar. Per oppervlak kan vervolgens een kwadratisch gemiddelde waarde $rmse = \sqrt{\sum afstanden^2 / \#punten}$ berekend worden. De rmse-waarden van alle gezichten uit de databank uitmiddelen levert een gemiddelde kwadratische fout van 0.44 mm wanneer het gemiddeld sjabloon wordt gebruikt. Registratie met behulp van het specifiek sjabloon levert een iets hogere waarde, namelijk 0.45 mm. Hieruit blijkt al dat er weinig verschil zit in het gebruik met specifiek (wat al een uitmiddeling was) of gemiddeld sjabloon. Deze fouten betekenen een gemiddelde geïntroduceerde vormfout tussen de erosie-dilatiestap en de registratiestap van ongeveer 0.44 mm. Bij de interpretatie van de reconstructieresultaten in hoofdstuk 4 is het belangrijk om met deze fout rekening te houden.

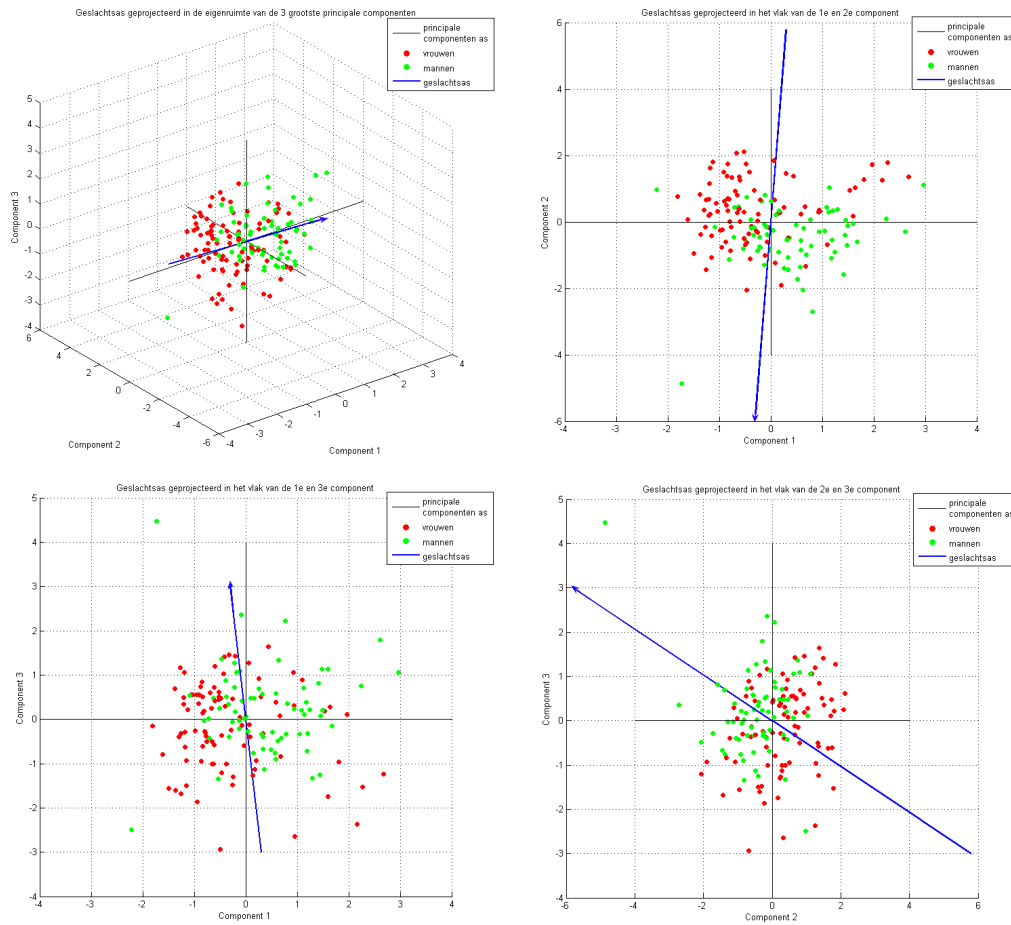


Figuur 3.12: Gemiddeld sjabloon waarop de gemiddelde waarde van de absolute afstanden tussen geregistreerd oppervlak en doeloppervlak wordt weergegeven. De schaal is in millimeter.

3.3 Statistische craniofaciale modellering

Wanneer de overeenkomstige punten tussen de verschillende gezichten uit de databank én de bijhorende zachtweefseldiktes gekend zijn, kan een statistisch vormmodel gemaakt worden dat de gezichtsgeometrie samen met de schedel-gezicht relatie beschrijft. Het uitgangspunt van craniofaciale reconstructie is immers een éénduidige relatie tussen een gezicht en de onderliggende schedel, rekening houdend met schedeleigenschappen zoals BMI, leeftijd en geslacht. Gezichtsregistratie zorgde voor dichte inter-subject correspondenties. De beschikbare informatie na gezichtsregistratie en evaluatie in de VIS-voorstelling van de bijhorende schedel, bestaat uit 7635 punten op het gezicht die de gezichtsvorm beschrijven en bijhorende zachtweefseldiktes, samen met BMI, leeftijd en geslacht van het subject. Een Gaussiaans multivariaat model wordt gefit aan deze informatie met behulp van Principale Componenten Analyse (PCA). Hierdoor ontstaat een gemiddelde, het modelsjabloon, en de variaties rond dit gemiddelde, het transformatiemodel. Deze variaties liggen efficiënt vevat in de zogenaamde principale componenten, waarbij de voornaamste variaties een grotere rol krijgen dan de kleinere variaties. Elk gezicht wordt voorgesteld als een vector in een multidimensionale ruimte. Op die manier ontstaat een databank van vectoren die elk een gezicht beschrijven (en dus een bepaald punt in de multidimensionale ruimte voorstellen), $\{\mathbf{F}_k | k = 1, \dots, K\}$ met K het aantal gezichten in de databank. Elke vector \mathbf{F} bestaat uit de 3D coördinaten van het faciale oppervlak, \mathbf{F}^s , de bijhorende zachtweefseldiktes in elk van deze punten \mathbf{F}^{td} en de drie eigenschappen (leeftijd, geslacht en BMI) \mathbf{F}^p . Al deze informatie komt in één kolomvector $\mathbf{F} = [\mathbf{F}^s, \mathbf{F}^{td}, \mathbf{F}^p]^T$, waarbij de 3D coördinaten opgelijst zijn als $[x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, \dots, x_N, y_N, z_N]$ met N het aantal opgenomen punten. Leeftijd en BMI zijn continu variërende variabelen, geslacht is dat niet. Het geslacht wordt voorgesteld als -1 wanneer het een vrouw betreft en +1 wanneer het een man betreft. Deze discrete verdeling van gezichten is in principe geen goede voorstelling van het geslacht, sommige gezichten zijn meer mannelijk/vrouwelijk dan anderen. Dit wordt echter automatisch gecorrigeerd tijdens PCA-analyse: wanneer de gezichten voorgesteld worden langsheen de onafhankelijke ‘geslachts-as’ in de principale componentenruimte, liggen de vectoren die de gezichten voorstellen continu verdeeld langsheen deze as. Figuur 3.13 toont de projectie van een onafhankelijke geslachtsas in de eigenruimte van de 3 voornaamste principale componenten (blauwe lijn). De groene vectoren stellen de mannendata voor, de rode stellen de vrouwendata voor. Het is duidelijk dat een projectie van de punten op de geslachtsas geen binaire verdeling meer oplevert tussen man-vrouw, maar eerder continue waarden.

In de opgebouwde $(3 \times N + N + 3)$ dimensionale gezichtsruimte stelt elke gezichtsvector een punt voor. Omgekeerd stelt elk punt in deze ruimte een bepaald gezicht voor, maar niet elk gezicht is aanvaardbaar. Aanvaardbare nieuw geconstrueerde gezichten \mathbf{M} zijn lineaire combinaties van de gezichten uit de databank, waarbij grenzen worden gelegd aan de gewichten w_k om deze lineaire combinatie op



Figuur 3.13: Linksboven :De projectie van de geslachtsas (blauwe lijn) in de 3D ruimte opgespannen door de 3 voornaamste principale componenten. Elke stip stelt de projectie voor van een faciale data-vector in dezelfde ruimte. Groene vectoren stellen mannelijke gezichten voor, rode vectoren stellen vrouwelijke gezichten voor. Rechtsboven: de projectie in de 2D ruimte van de eerste en tweede principale componenten. Links- rechtsonder: idem, met respectievelijk eerste en derde component en tweede en derde component. Een projectie van de datavectoren op de geslachtsas levert duidelijk een continue verdeling op. De schaling stelt de variantie langsheen de principale as voor.

te bouwen,

$$\mathbf{M}(\mathbf{w}) = \sum_{k=1}^K w_k \mathbf{F}_k. \quad (3.5)$$

Een craniofaciaal model zou dus kunnen gedefinieerd worden als de verzameling ‘aanvaardbare’ gezichten, waar voor elk aanvaardbaar gezicht de bijhorende gewichten worden bijgehouden. Dit is echter niet praktisch. Daarom wordt een kansdichtheidsverdeling gedefinieerd over de lineaire gezichtsruimte door het fitten van een multivariate normaalverdeling aan de beschikbare opgebouwde dataset $\{\mathbf{F}_k | k = 1, \dots, K\}$. Het fitten van een multivariate normaalverdeling aan de dataset

van K gezichten gebeurt met behulp van principale componenten analyse (PCA) en heeft als voordeel dat de parametrisatie van de gezichten continu is (in plaats van een discrete verzameling aanvaardbare gezichtsvectoren) en geeft mogelijkheid tot een dimensionaliteitsreductie waarin enkel de voornaamste componenten overblijven. PCA wordt toegepast op de covariantiematrix \mathbf{X} .

$$\mathbf{X} = \frac{1}{K} \mathbf{F} \mathbf{F}^T \text{ met } \mathbf{F} = [\check{\mathbf{F}}_1 | \check{\mathbf{F}}_2 | \dots | \check{\mathbf{F}}_K] \quad (3.6)$$

waarin \mathbf{F} een matrix is die de geregistreeerde genormaliseerde gezichten bevat $\check{\mathbf{F}}_k = \mathbf{F}_k - \bar{\mathbf{F}}$ met $\bar{\mathbf{F}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{F}_k$ het gemiddelde gezicht. Van deze covariantiematrix \mathbf{X} worden de eigenvectoren $\mathbf{U} = \{\mathbf{U}_k | k = 1, \dots, K-1\}$ en de eigenwaarden $\Sigma = \{\sigma_k^2 | k = 1, \dots, K-1\}$ berekend met behulp van een eigenwaardeontbinding. De eigenvectoren spannen een eigenruimte op. Elke eigenwaarde stelt de variatie voor langsheen de bijhorende eigenvector. Op basis van K gezichten kunnen $K-1$ eigenvectoren gevonden worden. Enkel de eigenvectoren waarlangs een grote variatie geobserveerd wordt (dus horend bij grote eigenwaarden), worden mee in rekening gebracht. Eigenvectoren met te kleine eigenwaarden dragen immers weinig bij tot fundamentele gezichtsvariatiën en worden buiten beschouwing gelaten om zo de dimensionaliteit te reduceren. Omdat PCA in essentie een transformatie is naar een nieuwe ruimte, de eigenruimte, kan nu elk gezicht voorgesteld worden met behulp van een lineaire combinatie van de gevonden eigenvectoren in plaats van de oorspronkelijke gezichtsvectoren. Het craniofaciaal model kan nu uitgedrukt worden als de verzameling in de PCA-ruimte geprojecteerde gezichtsvectoren $\mathbf{M}(c) = [\mathbf{M}(c)^s, \mathbf{M}(c)^{td}, \mathbf{M}(c)^p]^T$, geparametriseerd door de coëfficiënten $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_D)$:

$$\mathbf{M}(\mathbf{c}) = \bar{\mathbf{F}} + \sum_{k=1}^D \mathbf{U}_k c_k = \bar{\mathbf{F}} + \mathbf{U} \mathbf{c} \quad (3.7)$$

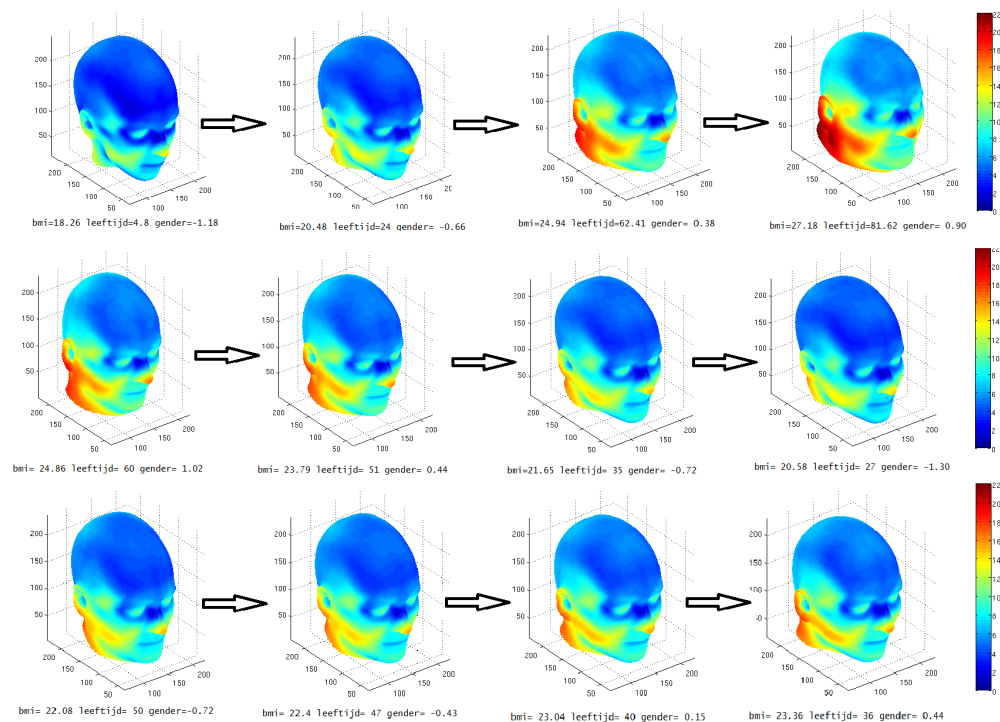
met $\mathbf{U}_k = [\mathbf{U}_k^s, \mathbf{U}_k^{td}, \mathbf{U}_k^p]^T$, waarin elk stuk zijn specifieke invloed heeft op de vorm, zachtweefsel diktes en eigenschappen respectievelijk. Hierin is duidelijk dat elk gezicht gemodelleerd kan worden als de som van het gemiddeld gezicht waaraan een gewogen lineaire combinatie van de voornaamste variaties wordt toegevoegd. Een gezicht is dus volledig gespecificeerd wanneer de parameters \mathbf{c} gekend zijn. Een statistisch vormmodel ontstaat wanneer deze parameters een waarschijnlijkheidsverdeling opgelegd krijgen in functie van de Mahalanobis afstand MD tot de oorsprong (d.i. het punt in de eigenruimte dat het gemiddeld gezicht voorstelt, merk op dat de coëfficiënten voor dit gemiddelde gezicht gelijkgesteld worden aan nul).

$$p(\mathbf{c}) \sim MD(\mathbf{c}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^D \frac{c_k^2}{\sigma_k^2}\right) \quad (3.8)$$

Variaties die ver weg van de oorsprong liggen, worden op die manier beschouwd als zeer onwaarschijnlijke variaties. De coëfficiënten die het gemiddelde gezicht beschrijven, hebben de grootste waarschijnlijkheid. Het definiëren van ‘ver weg’ hangt af van de geobserveerde variatie in de hele groep. De statistische grenzen

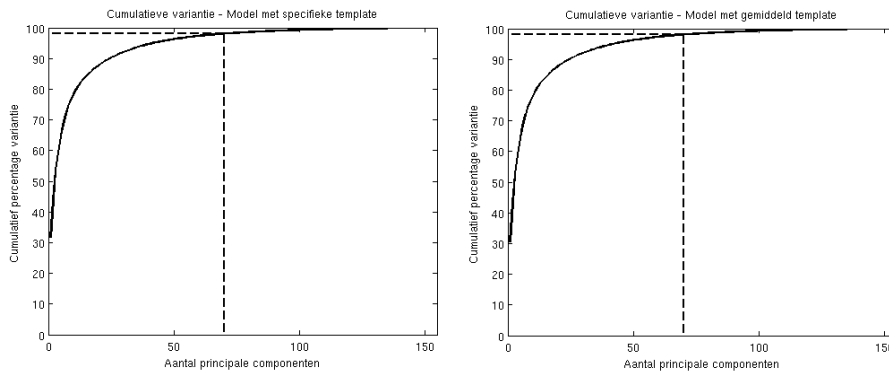
worden vastgelegd op drie keer de geobserveerde standaarddeviatie uit de dataset: $(-3\sigma_k \leq c_k \leq 3\sigma_k)$. De standaarddeviatie langsheen een eigenvector uit de dataset is eenvoudigweg de vierkantswortel van de bijhorende eigenwaarde. Een definitie voor ‘gezichtsspecifieke transformaties’ kan nu mathematisch uitgedrukt worden. Alle transformaties die gezichten genereren wiens parametrisatiecoëfficiënten binnen de statistisch vastgelegde grenzen vallen, zijn toegelaten.

Figuur 3.14 toont een visualisatie van de variatie langsheen de drie hoofdasen (drie grootste eigenvectoren). De eerste rij toont een variatie van respectievelijk -3σ , -1.5σ , 1.5σ en 3σ langsheen de belangrijkste principale componentenas. Het gemiddelde gezicht varieert zo van een jong mager vrouwelijk gezicht naar een oud gezet mannelijk gezicht. De tweede rij toont de variatie van een gemiddeld gezicht langsheen de tweede hoofdas. Een variatie van een weinig geprononceerde kin naar een meer vooruitgestoken kin. De derde rij in de figuur geeft tenslotte een idee van de variaties langsheen de derde hoofdas. Het gemiddeld gezicht varieert hier van een eerder langwerpig gezicht naar een kleiner rond gezicht. Het is duidelijk dat geslacht, leeftijd, gewicht en diktes mee variëren met de vorm. Variaties langsheen de eigenvectoren in de gezichtsruimte zorgen dus voor gecombineerde variaties.



Figuur 3.14: Variaties van een gemiddeld gezicht langsheen de eerste (boven), tweede (midden) en derde (onder) principale componentenasen. Van links naar rechts wordt steeds gevarieerd met variaties -3σ , -1.5σ , 1.5σ en 3σ respectievelijk. De kleuren geven de zachtweefseldiktemetingen weer, waarin de maximale waarde 22 mm bedraagt en de minimale waarde iets hoger dan 0 mm ligt.

Zoals reeds vermeld, dragen niet alle principale componenten evenveel bij tot de beschreven variatie in het model. Figuur 3.15 toont het percentage opgenomen cumulatieve variantie in het model opgebouwd met het specifieke sjabloon (links) en in het model met het gemiddelde sjabloon (rechts). Er kan verondersteld worden dat het beschrijven van 98% variatie binnenin de populatie voldoende is. De overige 2% variatie kan beschouwd worden als ruis. De figuren laten zien dat in beide modellen 70 principale componenten voldoende zijn om 98% variantie uit de databank te kunnen beschrijven.



Figuur 3.15: Cumulatieve variantie (%) curves voor het model met specifiek sjabloon (links) en met gemiddeld sjabloon (rechts). Horizontale as: aantal opgenomen principale componenten. Verticale as: percentage van de totale variantie beschreven door het aantal principale componenten. De onderbroken lijn duidt het punt aan waar 98% variantie wordt beschreven.

De twee opgestelde modellen verschillen enkel in het faciaal sjabloon van waaruit vertrokken werd. Om modelbias te vermijden moet een zo gemiddeld mogelijk gezicht dienst doen als sjabloon. Om zo weinig mogelijk invloed mee te nemen van het sjabloon, dienen de gezichtsregistraties dus verschillende keren na elkaar uitgevoerd te worden, waarbij na het overlopen van de gehele databank de registratieresultaten worden uitgemiddeld om in de daaropvolgende gezichtsregistraties dienst te doen als gemiddeld sjabloon. In principe dienen deze stappen herhaald te worden tot de verandering in transformatieparameters minimaal wordt. Na opstellen van de modellen blijkt dat de hoeken tussen de voornaamste drie principale assen van het eerste, specifieke, model en het tweede, gemiddelde, model, zo goed als 0° bedragen, wat betekent dat de voornaamste assen dezelfde blijven. In de gehele verdere tekst wordt verder enkel nog gewerkt met modellen die zich baseren op de geregistreerde gezichten met een gemiddeld sjabloon.

3.4 Modelonderzoek

Hoofdstuk 4 zal reconstructieresultaten bespreken die ontstaan zijn door het gebruik van de in dit hoofdstuk opgebouwde modellen. De twee gebruikte modellen zijn nauw verwant aan elkaar. Het eerste model (M_1) is het model dat opgebouwd wordt op

basis van geregistreerde gezichten met 7635 punten en bijhorende diktemetingen en eigenschappen. Een tweede model (M_2) gebruikt nog steeds alle gezichtspunten maar neemt enkel diktemetingen op in 52 anatomische landmarks, dezelfde landmarks die werden aangeduid in het basiswerk [12]. Dit laat toe om een eerlijke vergelijking te maken tussen modellen waarin een verschillend aantal diktemetingen worden opgenomen. De databank én geregistreerde oppervlakken van waaruit vertrokken wordt blijft dan immers dezelfde. Verschillen tussen de twee modellen kunnen dus louter toegeschreven worden aan het verschillend aantal diktemetingen. Deze sectie onderzoekt de kracht van deze modellen in termen van accuraatheid en generalisatie. De testen hiervoor zijn beschreven in [12] op basis van Hutton et al. [23].

3.4.1 Model accuraatheid

De accuraatheidstest onderzoekt hoeveel principale componenten er nodig zijn om een gekend gezicht uit de trainingsset voldoende nauwkeurig te beschrijven. Het aantal principale componenten dat mee opgenomen wordt, wordt stelselmatig verhoogd, waarbij steeds de volgende meest belangrijke componenten worden bijgevoegd. Op die manier zal het model steeds nauwkeuriger de gezichten uit de trainingsset kunnen beschrijven omdat steeds meer variantie uit de trainingsset kan beschreven worden. De trainingsgezichten worden dus geprojecteerd in een stelselmatig hoger dimensionele eigenruimte. Het verschil tussen de projectie en de werkelijke trainingsvector doet dan dienst als maat voor de nauwkeurigheid waarmee een bepaald aantal principale componenten de trainingsset kan beschrijven. De *root mean squared error* (RMSE) van de afstanden tussen overeenkomstige punten doet dienst als nauwkeurighedsmaat voor de vorm. De gemiddelde absolute waarde van het verschil in diktemetingen doet dienst als nauwkeurighedsmaat voor de diktes. De absolute waarde van het verschil in eigenschappen geeft tenslotte een beeld van de nauwkeurigheid in de eigenschapsvoorstelling. Deze procedure wordt uitgevoerd voor elke gezichtsvector die opgenomen werd in het model. De nauwkeurighedsmaten worden vervolgens uitgemiddeld en zo vatten de tabellen 3.1 en 3.2 de bekomen resultaten samen voor het model met 7635 diktemetingen respectievelijk het model met slechts 52 diktemetingen. Logischerwijs evolueert de fout naar nul wanneer alle principale componenten gebruikt worden, aangezien het model dan volgens de definitie van PCA de volledige 100% van de variaties in de databank kan beschrijven en deze test enkel wordt uitgevoerd op data uit de trainingsset. M_2 kan de gezichten uit zijn trainingsset voor eenzelfde percentage variantie steeds beschrijven met een kleiner aantal eigenvectoren. De vormfout geïntroduceerd bij 98% ligt hoger bij het model dat enkel landmarkdiktes gebruikt dan wanneer in elk punt zachtweefseldiktes worden meegemodelleerd. Dit wijst er op dat M_1 meer potentieel heeft om nauwkeurige reconstructies uit te voeren. Deze vormfouten op 98% doen dienst als een streefdoel voor het modelgeneraliserend vermogen in de volgende test.

Tabel 3.1: Evolutie van de modelaccuraatheid voor het model met 7635 diktemetingen (M_1)

Perc. Var.	90	95	98	99	99.9	100
Nr PC	25	42	70	91	141	155
Vorm (mm)	1.59	1.11	0.67	0.47	0.13	0
Dikte	0.65	0.51	0.34	0.25	0.08	0
BMI	1.06	0.99	0.79	0.64	0.24	0
Leeftijd	5.88	4.71	3.26	2.35	0.57	0

Tabel 3.2: Evolutie van de modelaccuraatheid voor het model met 52 diktemetingen (M_2)

Perc. Var.	90	95	98	99	99.9	100
Nr PC	20	35	58	77	132	155
Vorm	1.74	1.21	0.76	0.55	0.16	0
Dikte	0.70	0.64	0.54	0.45	0.20	0
BMI	1.21	1.14	0.96	0.76	0.36	0
Leeftijd	6.56	4.97	3.58	2.48	0.65	0

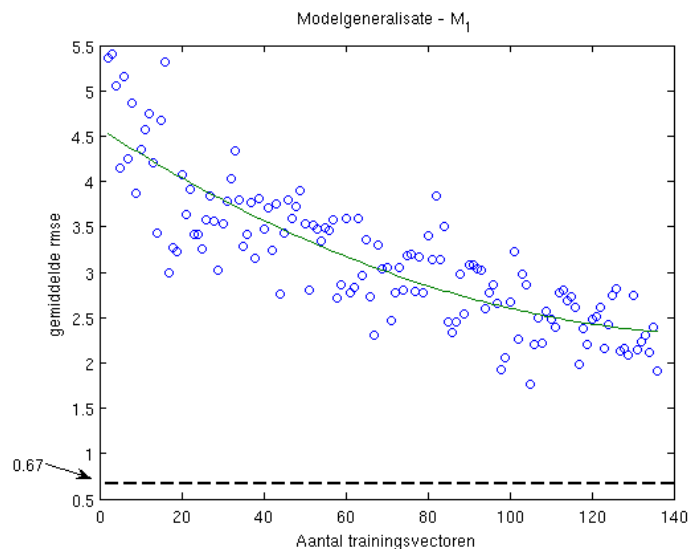
3.4.2 Model generaliserend vermogen

Het is interessant om na te gaan hoe nauwkeurig de modellen ongekende gezichten kunnen beschrijven. Dit geeft een idee van hoeveel trainingsgezichten er moeten opgenomen worden om een bepaalde accuraatheid te bekomen. In zekere zin geeft dit ook een ondergrens voor de verwachte fouten op de craniofaciale reconstructies zelf. Een gezicht dat niet in het model werd opgenomen wordt in deze test geprojecteerd in de opgespannen eigenruimte van het model. Deze eigenruimte beschrijft een subruimte van de volledige gezichtsruimte. Het gezicht dat ontstaat door deze projectie kan dan vergeleken worden met het werkelijke gezicht. Een kwadratisch gemiddelde fout op de afstanden tussen deze twee oppervlakken geeft aan hoe accuraat het model de gezichten beschrijft. Voor een gradueel groter aantal random gekozen trainingsdata worden steeds random 20 testgezichten gebruikt die niet werden opgenomen in de trainingsset om het model op te bouwen. De modelparameters \mathbf{c} als modelbeschrijving van een onbekend gezicht \mathbf{F} , volgen eenvoudig uit 3.7 (merk op dat PCA een orthogonale transformatie is, dus de matrix U is orthogonaal waardoor geldt dat $U^{-1} = U^T$):

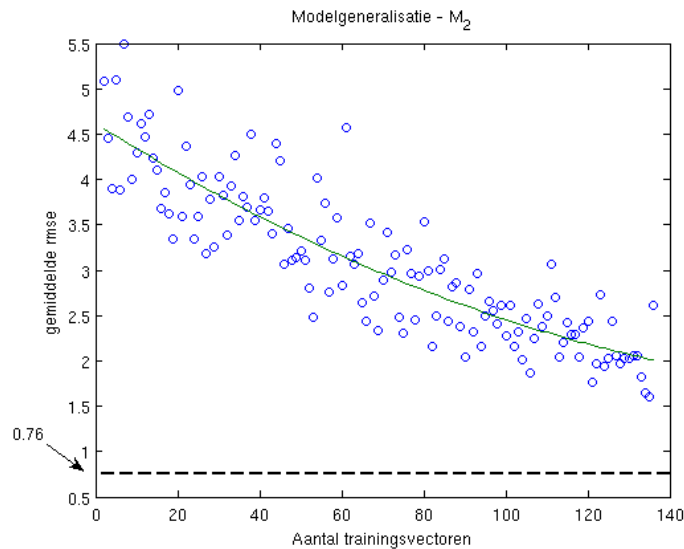
$$\mathbf{c} = U^T(\mathbf{F} - \bar{\mathbf{F}}) \quad (3.9)$$

Via 3.7 kunnen deze parameters ingevuld worden om een expliciete modelvoorstelling van het gezicht te verkrijgen. Deze voorstelling kan dan eenvoudig vergeleken worden met het werkelijke gezicht. De bekomen voorstelling evalueren in de VIS-voorstelling van het werkelijke gezicht geeft de afstandsmaten tot het werkelijke oppervlak. De kwadratisch gemiddelde fout (rmse) van deze afstanden geeft een maat voor de accuraatheid van de beschrijving wat de vorm betreft (niet wat betreft het accuraat vinden van overeenkomstige punten). Het gemiddelde van de individuele rmse-waarden van de twintig testgezichten geeft een indicatie van de accuraatheid van

het model met bijhorend aantal trainingsvectoren, uitgezet in figuren 3.16 en 3.17. Een belangrijke opmerking hierbij is dat de rmse berekend wordt op basis van de VIS-voorstellingen van de originele data vóór erosie-dilate. Zoals eerder vermeld, introduceert deze bewerking zelf reeds een fout op het werkelijke gezicht (bovenop de fout na digitalisatie en meshing). Een eerlijkere vergelijking zou een afstandsfout op basis van de bewerkte data ná erosie-dilatie kunnen zijn. Om de resultaten in hoofdstuk 4 echter beter te kunnen verklaren, wordt hier gewerkt met de VIS-voorstelling van de meshes vóór de erosie-dilatie stap. Het streefdoel voor de fouten ligt op de waarde van de vormfouten bij 98% variatiemodellering uit tabellen 3.1 en 3.2 respectievelijk. Deze streefdoelen worden aangeduid met een onderbroken lijn op de figuren. Dit streefdoel is eigenlijk te streng. Dit streefdoel houdt immers geen rekening met de fouten die geïntroduceerd werden door voorbereiding en registratie van de data, terwijl hier vergeleken wordt met de originele gedigitaliseerde data. Secties 3.1.2 en 3.2.3 gaven schattingen voor de geïntroduceerde vormfouten in de erosie-dilatiestap (0.35 mm) en de registratiestap (0.44 mm) respectievelijk. Deze fouten zullen echter alleen in het slechtste geval accumuleren. De groene lijn is een tweede orde regressielijn door de blauwe datapunten die een uitmiddeling zijn van de rmse op 20 testgezichten. Uit deze figuren volgt een belangrijke conclusie. Geen van beide modellen bevat voldoende trainingsvectoren om een ongekend gezicht even nauwkeurig te beschrijven als de modelaccuraatheid kan toelaten. De reconstructieresultaten in hoofdstuk 4 kunnen dus gemiddeld gezien niet nauwkeuriger beschreven worden dan met een gemiddelde kwadratische fout rond 2 mm.



Figuur 3.16: Vormnauwkeurigheid van model M_1 (met 7635 diktemetingen) uitgedrukt als gemiddelde rmse-waarde van 20 testvectoren in functie van het aantal opgenomen trainingsvectoren. De onderbroken lijn geeft een streefwaarde voor de vormnauwkeurigheid op basis van de model accurateid. De groene lijn is een regressielijn van de tweede orde door de blauwe datapunten.



Figuur 3.17: Vormnauwkeurigheid van model M_2 (met 52 diktemetingen) uitgedrukt als gemiddelde rmse-waarde van 20 testvectoren in functie van het aantal opgenomen trainingsvectoren. De onderbroken lijn geeft een streefwaarde voor de vormnauwkeurigheid op basis van de model accurateit. De groene lijn is een regressielijn van de tweede orde door de blauwe datapunten.

3.5 Besluit

Dit hoofdstuk besprak uitvoerig de stappen die nodig zijn op weg naar het creëren van een craniofaciaal model. Sectie 3.1 bespreekt de eerste stap, waarin een databank gezocht wordt en de data hieruit in een bruikbare vorm worden aangereikt voor een volgende stap. De databank bestaat uit CT-opnames. Deze dienen gesegmenteerd te worden in huid- en botweefsel. Uit deze 2D segmentatie moet vervolgens een mesh opgebouwd worden. De gezichtsmeshes die zo gecreëerd worden, bevatten veel interne structuren die manueel verwijderd worden om onnodige rekentijd en verkeerde registratie ter hoogte van de neus tegen te gaan. De manuele verwijdering creëert gaten in de mesh en bovendien kunnen *metallic streak* artefacten moeilijker manueel verwijderd worden. Daarom wordt overgegaan op een erosie-dilatiestap die overblijvende interne structuren en artefacten verder verwijderd. Bovendien ontstaat op die manier ook opnieuw een gesloten meshoppervlak. Een schatting van de geïntroduceerde gemiddelde kwadratische fout door deze voorberekende stappen bedraagt 0.35 mm. Vervolgens kunnen zachtweefseldiktemetingen eenvoudig uitgevoerd worden met behulp van VIS-voorstellingen. Een gezichtsoppervlak evalueren in de VIS-voorstelling van de bijhorende schedel, levert diktemetingen in elk opgenomen punt van het gezichtsoppervlak. BMI-waarden worden mee opgenomen in de data. Deze BMI waarden zijn echter niet voor alle data beschikbaar. Daarom wordt gebruik gemaakt van een neurale netwerk om de ontbrekende BMI-waarden te schatten op basis van 52 diktemetingen. Wanneer dit netwerk getest wordt op een validatieset, ligt de kwadratisch gemiddelde fout tussen werkelijke en geschatte

waarden rond 2.6.

In sectie 3.2 wordt vervolgens de tweede stap in de opbouw van een craniofaciaal model uitgevoerd, de gezicht-naar-gezichtregistratie om overeenkomstige puntenparen te vinden doorheen de dataset. Deze registratie steunt op de componenten uit hoofdstuk 2. Een initiële rigide registratie gebeurt op basis van kenmerkende punten op beide oppervlakken, gevolgd door een *Iterative Closest Point* algoritme. Een schatting van de gemiddelde niet-rigide (vorm)registratiefout is een vastgestelde rmse waarde van 0.45 mm.

Sectie 3.3 voltooit de finale stap in de opbouw van het hier voorgestelde craniofaciale model. Elk gezicht uit de databank wordt na registratie voorgesteld met behulp van een vector waarin vormcoördinaten, zachtweefseldiktes, leeftijd, geslacht en BMI worden opgenomen. Principale componentenanalyse (PCA) zorgt voor een transformatie van de gezichtsvectoren naar een gereduceerde (gezichts)eigenruimte waarin elke eigenvector een hoofdrichting van variatie voorstelt en de bijhorende eigenwaarden de geobserveerde variantie voorstellen langsheen deze eigenvectoren. De oorsprong van deze eigenruimte vertrekt van het gemiddelde gezicht. Op die manier kan een statistisch vormmodel worden gedefinieerd. Dit vormmodel legt beperkingen/waarschijnlijkheden op aan de coëfficiënten die gebruikt worden om een nieuw plausibel gezicht te genereren in de eigenruimte op basis van de kennis uit de trainingsdata.

Sectie 3.4 is een belangrijke sectie naar het volgende hoofdstuk toe. In hoofdstuk 4 wordt het gecreëerde craniofaciaal model gebruikt voor een model-naar-schedel registratie (modelfitting). Bij het evalueren van de resultaten met behulp van rmse-waarden die de vormnauwkeurigheid beschrijven, is het belangrijk voor ogen te houden wat de kracht van het model is in termen van (vorm)accuraatheid en generaliserend vermogen. In sectie 3.4 wordt vastgesteld dat te weinig trainingsdata beschikbaar zijn om dezelfde accurateid te bekomen als het model potentieel mogelijk maakt.

Hoofdstuk 4

Modelfitting

Het uitvoeren van craniofaciale reconstructies steunt op een craniofaciaal model. Dit craniofaciaal model bevat een modelsjabloon, informatie die de relatie tussen het schedel- en huidoppervlak bevat en een geometrisch vormmodel dat de toegestane transformaties definieert. Hoofdstuk 3 beschrijft de opbouw van zo een craniofaciaal model. Na PCA-analyse op geregistreerde gezichtspunten en bijhorende diktes, zijn alle nodige componenten van het craniofaciaal model beschikbaar. Het gemiddelde van de geregistreerde gezichten doet dienst als modelsjabloon, de zachtweefseldiktemetingen staan in voor de huid-schedel relaterende informatie en de eigenvectoren en eigenwaarden uit de PCA-analyse beschrijven de toegestane transformatierichtingen en de variaties langsheen deze richtingen. Dit hoofdstuk gebruikt het opgebouwde statistische craniofaciaal model om craniofaciale reconstructies uit te voeren. Gebaseerd op kennis over de gezichtsvarianties uit de gebruikte databank, kan het statistisch meest waarschijnlijk gezicht geschat worden aan een onbekende schedel.

„Het craniofaciale model kan beschouwd worden als een elastisch masker waarvan de elasticiteit bepaald wordt door de statistisch toegelaten gecorreleerde variatie. Door het veranderen van de statistische modelparameters tussen statistisch bepaalde grenzen, wordt het masker enkel op een gezichtsspecifieke manier vervormd.” [12].

Deze model-naar-schedel registratie of modelfitting past binnen het voorgestelde registratieraamwerk in hoofdstuk 2. Sectie 4.1 beschrijft het craniofaciaal reconstructieprobleem in termen van een registratieprobleem, gebaseerd op de voorgestelde componenten in hoofdstuk 2, terwijl sectie 4.2 een overzicht geeft van de reconstructieresultaten.

4.1 Modelfitting als registratieproces

Tijdens een optimalisatieproces worden de parameters gezocht die het model zo goed mogelijk doen passen aan de onbekende schedel, terwijl rekening gehouden wordt met de toegestane gezichtsspecifieke transformaties. Wanneer de gevonden parameters toegepast worden op het faciale template van het model, ontstaat een

statistisch meest waarschijnlijke schatting van het gezochte, werkelijke gezicht. Dit registratieproces maakt gebruik van een vooraf gedefinieerde similariteitsmaat en een transformatiemodel gecombineerd in een robuuste objectieffunctie die geoptimaliseerd moet worden. De vorm van deze componenten hangt af van de gebruikte oppervlaktevoorstellingen.

4.1.1 Sjabloon en oppervlaktevoorstelling

Het te vervormen bewegend oppervlak, het sjabloon, is hier het gemiddelde gezicht uit de databank, voorgesteld als een dichte puntenverzameling $S^f = \{\mathbf{r}_j^f | j = 1, \dots, N^f\}$. Het doeloppervlak is nu geen gezicht, maar een schedel en wordt omgezet in een afstandsvoorstelling met behulp van een variationele impliciete functie (VIS-voorstelling) $S^t = \mathfrak{d}(\mathbf{r})$, zie sectie 2.2.1.

4.1.2 Similariteitsmaat

Een similariteitsmaat geeft een oordeel over hoe goed het bewegend oppervlak vervormd werd naar het doeloppervlak. In dit geval is het echter niet de bedoeling dat het bewegend oppervlak (een gezichtsoppervlak) de exacte vorm aanneemt van het doeloppervlak (een impliciet schedeloppervlak). Daarom zal de similariteitsmaat \mathfrak{s} niet eisen dat de afstanden tussen overeenkomstige punten zo klein mogelijk is, maar wel dat de afstand tussen overeenkomstige punten een aanvaardbare diktemeting $d(\theta)$ voorstelt op die plaats. De similariteitsmaat ziet er dan als volgt uit:

$$\mathfrak{s}_i(\theta) = \mathfrak{d}^t(\mathfrak{T}(\mathbf{r}_i^f, \theta)) - d_i(\theta) \text{ voor } j = i, \dots, N^d(4.1)$$

De gedefinieerde afstanden $d_i(\theta)$ stellen dikteschattingen voor op elk punt op het bewegend oppervlak. Deze diktemetingen werden mee gemodelleerd in het transformatiemodel, wat wil zeggen dat een verandering in vorm van het bewegend oppervlak ook zal resulteren in een nieuwe schatting voor de diktemeting op dat punt. De voorgedefinieerde afstanden $d_i(\theta)$ tussen overeenkomstige punten op modelsjabloon en schedeloppervlak zijn dus niet constant, maar variëren mee met de verandering in vorm van het modelsjabloon.

4.1.3 Transformatiemodel

Het gebruikte transformatiemodel is niet meer generisch zoals gebruikt tijdens de gezichtsregistraties in sectie 3.2, maar is nu statistisch opgebouwd met behulp van een trainingsset. Wanneer dus ‘statistisch meest waarschijnlijke’ reconstructies uitgevoerd worden, impliceert dit de meest waarschijnlijke reconstructie volgens de gebruikte trainingsdata. Deze trainingsdata spelen dan ook een grote rol in de nauwkeurigheid en de kracht van het reconstructieproces. Het transformatiemodel werd verkregen met behulp van een PCA-analyse in hoofdstuk 3 en is in essentie een statistische verdeling over transformatieparameters die gewichten voorstellen waarmee een lineaire combinatie van eigenvectoren beschreven wordt. De eigenvectoren spannen een gezichtsruimte op en elke lineaire combinatie van deze eigenvectoren genereert een

nieuw gezicht. De verdeling over de gewichten van deze lineaire combinaties zorgt er voor dat enkel plausibele gezichten kunnen gegenereerd worden, aangezien niet elke willekeurige lineaire combinatie een plausibel gezicht genereert. Vergelijking (3.7) stelt het model voor als een lineaire combinatie van eigenvectoren en vergelijking (3.8) stelt de verdeling voor over de gewichten van deze lineaire combinaties. De te zoeken parameters om het model te vervormen zijn dus de gewichten die de lineaire combinatie van eigenvectoren bepalen om een nieuw gezicht te reconstrueren. Het zoeken van de optimale transformatieparameters gebeurt in de optimalisatiestap. Het model werd opgebouwd aan de hand van rigide gealigneerde gezichtsoppervlakken. Daarom bevat het model geen kennis over translatie- en rotatietransformaties. Naast de parameters voor de niet-rigide transformaties, moeten dus ook nog 6 extra transformatieparameters geschat worden (3 parameters voor rotatie en 3 parameters voor translatie). De oorsprong voor translatie en rotatie bevindt zich in het geometrisch gemiddelde van het gemiddelde gezicht. De transformatie van een punt \mathbf{r}^f op het bewegend oppervlak kan geschreven worden in functie van de gevonden parameters:

$$\mathbf{r}_j^{f*} = \mathfrak{T}(\mathbf{r}_j^f, \theta) = \mathbf{R}\mathbf{r}_j^f + \mathbf{t} + \mathbf{U}_j^s \mathbf{c} \quad (4.2)$$

Waarin \mathbf{R} een rotatiematrix voorstelt, \mathbf{t} een translatievector en \mathbf{U}_j^s de rij van de eigenvectormatrix die de positie van \mathbf{r}_j^f beïnvloedt, waar \mathbf{c} de gewichten/coëfficiënten voorstellen horende bij de eigenvectoren in de eigenvectormatrix \mathbf{U} .

4.1.4 Objectieffunctie en optimalisatie

De *prior*-parameter verdeling (3.8) hangt samen met de Mahalanobis-afstand tot de oorsprong, waardoor parameters \mathbf{c} die variaties dicht bij de geobserveerde variaties uit de databank beschrijven, een grotere kanswaarde (priorkans) krijgen. De transformatieregularisatieterm volgt uit (3.8) en krijgt hier de vorm:

$$\|\mathfrak{L}(\theta)\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^D \frac{c_k^2}{\sigma_k^2} \quad (4.3)$$

De prior-kennis over de uit te voeren transformaties is dus gebaseerd op de geobserveerde varianties σ_k^2 binnenin de gebruikte databank. De objectieffunctie (2.10) krijgt nu volgende vorm, rekening houdend met de similariteitsmaat uit (4.1), de definitie van de transformatie (4.2) en de transformatieregularisatie (4.3):

$$\mathfrak{E}(\Theta) = \sum_{j=1}^N \left[\frac{1}{2\sigma^2} (d^t(\mathbf{R}\mathbf{r}_j^f + \mathbf{t} + \mathbf{U}_j^s \mathbf{c}) - d_j(\theta))^2 + \log \sqrt{2\pi} \sigma \right] + \nu \frac{1}{2} \sum_{k=1}^D \frac{c_k^2}{\sigma_k^2} \quad (4.4)$$

De similariteitsmaat kreeg hierbij een Gaussiaanse verdeling opgelegd om een *inlier*-proces te verkrijgen om veronderstelde ruis op de similariteitsmaat te modeleren. Hierdoor ontstaat een extra te schatten parameter σ , de standaarddeviatie van de ruis. Het optimaliseren van de objectieffunctie betekent nu het vinden van de paramaters $\Theta = \{\theta, \sigma\}$ die de energiefunctie (4.4) minimaliseren. Het aantal te

schatten parameters ligt hier dus vast op $D + 7$ waarin D het aantal opgenomen eigenvectoren van het model zijn. Een *gradient descent* optimalisatie algoritme is hiervoor geschikt. Door iteratief stappen in de richting van de dalende gradiënt van de objectieffunctie te nemen, bereikt de optimalisatie op een snelle manier een lokaal minimum van de objectieffunctie. De Quasi-Newton methode als *gradient descent* algoritme zorgt voor het iteratief vinden van de optimale parameters, gebaseerd op de gradiënt $\nabla \mathfrak{E}(\theta)$ van de doelfunctie en de Hessiaan $\mathfrak{h}(\theta)$ met $\mathfrak{h}_{ij} = \partial^2 \mathfrak{E}(\theta) / \partial \theta_i \partial \theta_j$. Dit zorgt voor een snellere convergentie. Een iteratief nieuwe schatting van de transformatieparameters in de $(m+1)$ de stap ziet er dan uit als volgt:

$$\theta^{(m+1)} = \theta^{(m)} - s \mathfrak{h}(\theta)^{-1} \nabla \mathfrak{E}(\theta) \quad (4.5)$$

Een update van de Hessiaan wordt om de 50 iteraties berekend. De optimale stapgrootte s wordt bepaald met behulp van een Brent-lijn-minimalisatie [6]. De standaarddeviatie van de similariteitsmaatmetingen geeft een schatting van de standaarddeviatie van de (Gaussiaans veronderstelde) ruis en wordt iteratief herberekend:

$$\sigma^{(m+1)} = \sqrt{\frac{1}{Nf} \sum_{j=1}^{Nf} \mathfrak{s}_j(\theta^{(m)})^2} \quad (4.6)$$

Naast ruis op de data, ontstaan ook vaak outliers in de data. Wanneer een schedel amalgaam tandvullingen bevat bijvoorbeeld ontstaan *metallic streak* artefacten die artificiële onrealistische structuren op de digitale kopie van de schedel doen ontstaan. Daarnaast kan de schedel ook gaten vertonen door verweer na verloop van tijd. Dit outlier-proces wordt gemodelleerd met behulp van een latente variabele. Voor elk punt op het bewegend oppervlak wordt bepaald hoe groot de kans is dat dit punt een outlier is. De toevoeging van deze latente variabelen zorgt voor aanpassingen in het optimalisatie-algoritme. De iteratieve stappen om te convergeren naar de optimale transformatieparameters worden opgesplitst in twee stappen, de E-stap en de M-stap. In de E-stap (*Expectation*) worden de waarden van de latente outlier-variabelen geschat. Deze waarden geven aan in welke mate de vastgestelde overeenkomstige puntenparen betrouwbaar zijn. De M-stap (*Maximization*) gebruikt vervolgens deze nieuwe schattingen voor de latente outlier-variabelen om een nieuwe set transformatieparameters te berekenen, zoals in (4.5) met behulp van het Quasi-Newton algoritme, maar deze keer rekening houdend met de latente variabelen. Deze EM-stappen worden herhaald tot convergentie bereikt wordt.

4.1.5 Schedeleigenschappen als strenge beperkingen

De vorm van een gezicht wordt niet alleen beïnvloedt door de vorm van de schedel. Bijkomende beïnvloedende factoren zijn onder andere geslacht, leeftijd en BMI. Deze werden mee opgenomen in het model. Omdat deze eigenschappen zo'n grote invloed hebben, wordt in het ideale geval bij het reconstrueren van een gezicht op basis van een schedel uitgegaan van een model dat enkel opgebouwd is vanuit een databank met schedel-gezicht instanties die dezelfde eigenschappen vertonen. Om

dit in zekere zin te simuleren, kunnen uit het model in hoofdstuk 3 de vormvariaties verwijderd worden die te wijten zijn aan een verschil in schedeleigenschappen tussen de reconstructieschedel en de instanties in de databank. De vorm- en diktevariaties die onafhankelijk zijn van een verschil in BMI, leeftijd en/of geslacht blijven op die manier behouden in het model. De leeftijd, geslacht en BMI-waarden variëren nu niet meer mee en fungeren zo als een strenge beperking. Om deze ‘eigenschapsnormalisatie’ van het model te bekomen, moeten in de eigenruimte die vectoren (lineaire combinaties van de eigenvectoren) gevonden worden die de BMI, leeftijd en geslachtsvariaties beschrijven onafhankelijk van andere eigenschaps-, vorm- en diktevariaties. De lineaire combinatie van eigenvectoren met de kleinste Mahalanobis afstand heeft de grootste waarschijnlijkheid en het is deze combinatie die wordt weerhouden uit een groot aantal mogelijke combinaties. Deze set vectoren wordt dan gevonden op basis van de laatste drie rijen van de eigenvectorenmatrix U (de rijen die BMI, leeftijd en geslacht voorstellen) door een minimalisatie van de Mahalanobis afstand met de beperkingen dat BMI, leeftijd en geslacht onafhankelijk veranderen. Dit is een *constrained least-square optimization* zoals beschreven in [22]. Deze minimalisatie met beperkingen wordt opgelost met behulp van Lagrange vermenigvuldigers. Figuur 4.1 toont de projectie van de gevonden leeftijdsas in de 3D ruimte van de eerste drie (belangrijkste) principale componenten. Elk datapunt heeft een andere kleur naargelang de leeftijd die hoort bij het datapunt. De schaling stelt de variantie voor langsheen de respectievelijke assen.

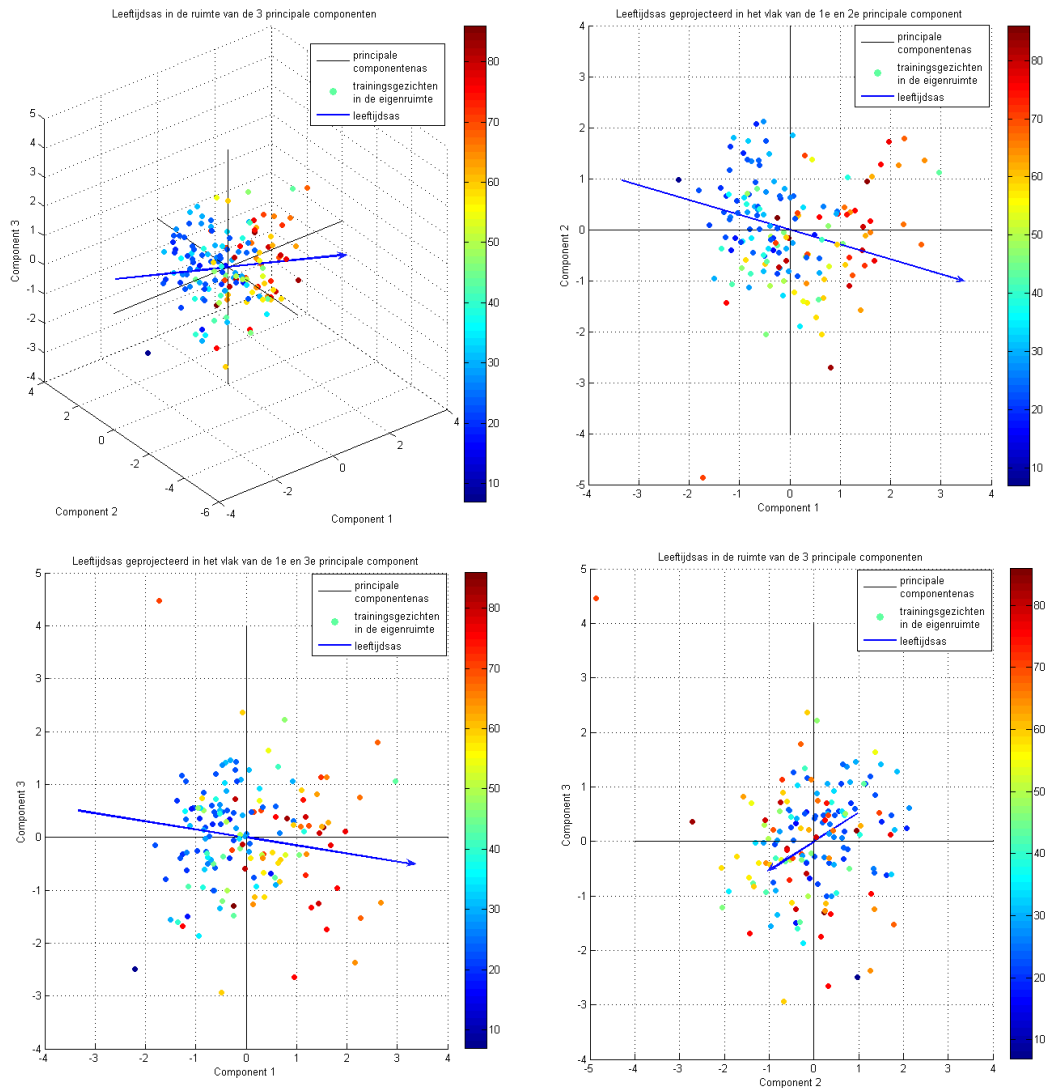
Vooraleer het model uit hoofdstuk 3 dan gebruikt kan worden voor craniofaciale reconstructie, wordt elk gezicht uit de databank ‘genormaliseerd’ naar de schedeleigenschappen van de onbekende schedel. Variaties ontstaan door een verschil in BMI, leeftijd of geslacht, worden uit elk trainingsgezicht gehaald. Omdat de onafhankelijke vectoren die deze veranderingen beschrijven ondertussen gekend zijn, is dit eenvoudig op te lossen. De parametervector die het gezicht beschrijft, wordt opgeschoven langsheen de respectievelijke assen naar de juiste leeftijd, geslacht en BMI-eigenschappen als volgt:

$$\tilde{c} = c - V \begin{bmatrix} \Delta b \\ \Delta a \\ \Delta s \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Hierin stelt V de drie basisvectoren voor BMI, leeftijd en geslacht voor en $\Delta b, \Delta a, \Delta s$ stellen het verschil voor tussen de gewenste en de oorspronkelijke BMI, leeftijd en geslachtseigenschappen respectievelijk. Een voorstelling van een genormaliseerd gezicht ziet er dan als volgt uit:

$$\tilde{F} = \bar{F} + U\tilde{c} \quad (4.8)$$

Zo ontstaat een nieuwe ‘genormaliseerde’ databank waarin elk gezicht dezelfde gewenste eigenschappen vertoont. Hierop wordt opnieuw PCA toegepast zoals in sectie 3.3 en het is dit model dat dienst doet als craniofaciaal model voor een gezichtsreconstructie. Het model bevat geen leeftijds, geslacht of gewichtsgerelateerde variaties meer.



Figuur 4.1: Linksboven :De projectie van de leeftijdsas (blauwe lijn) in de 3D ruimte opgespannen door de 3 voornaamste principale componenten. Elke stip stelt de projectie voor van een faciale data-vector in dezelfde ruimte. Elke kleur staat voor de bijhorende leeftijd opgenomen in het datapunt. Rechtsboven: de projectie in de 2D ruimte van de eerste en tweede principale componenten. Links- rechtsonder: idem, met respectievelijk eerste en derde component en tweede en derde component. De schaling stelt de variantie langsheen de principale as voor.

4.2 Reconstructieresultaten

Sectie 4.1 verduidelijkte hoe het schatten van een statistisch meest waarschijnlijk gezicht aan een schedel beschouwd kan worden als de registratie van een craniofaciaal model naar een schedel. Hier worden de resultaten van deze model-naar-schedel registratie beschreven. De vergelijking wordt gemaakt tussen een model dat 52

diktemetingen gebruikt en een model dat 7635 diktemetingen gebruikt. Sectie 4.2.1 legt uit hoe de reconstructies met de twee modellen worden uitgevoerd. Sectie 4.2.2 handelt over de keuze van een juiste regularisatieparameter die de afweging maakt tussen de similariteitsmaat en het transformatiemodel. Sectie 4.2.3 analyseert de resultaten en geeft een suggestie tot verbetering die kort aangehaald wordt in sectie 4.2.4.

4.2.1 Reconstructiestrategieën

Het opgestelde craniofaciaal model wordt hier op verschillende manieren gebruikt om de reconstructiestappen uit te voeren. De verschillen tussen de methodes liggen in het aantal punten dat gebruikt wordt tijdens de optimalisatie van de objectieffunctie (4.4). In een eerste methode, *Meth1*, wordt een craniofaciaal model opgesteld waarvan de trainingsvectoren bestaan uit 7635 vormpunten, 3 eigenschapswaarden en diktemetingen in elk opgenomen gezichtspunt. Een tweede methode *Meth2* gebruikt enkel de diktemetingen in de 52 automatisch aangeduide landmarks. Elke reconstructie in deze sectie gebeurt op een *Leave one out* (LOO) manier omdat geen testdata beschikbaar is waarvan de *ground truth* gekend is. Wanneer PCA wordt uitgevoerd op een trainingsset om een craniofaciaal model te verkrijgen, wordt de gezichtsvector die hoort bij de schedel waarvan een gezichtsschatting gemaakt wordt, niet mee opgenomen in de trainingsset.

4.2.2 Keuze regularisatieparameter

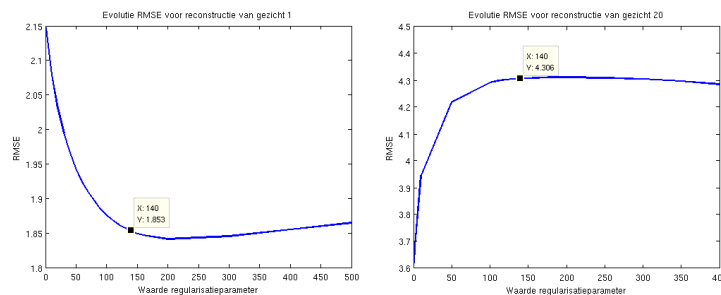
In de te optimaliseren energiefunctie (4.4) verschijnt een regularisatieparameter ν die de twee energietermen ten opzichte van elkaar afweegt. De eerste energieterm ontstaat uit de similariteitsmaat (4.1), terwijl de tweede term ontstaat uit de transformatieregularisatieterm (4.3). In [12] wordt de evaluatie van de similariteitsmaat slechts toegepast op 52 punten. De regularisatieparameter wordt gelijkgesteld aan 1 en geeft daar goede resultaten. Daarom wordt voor methode *Meth1* deze regularisatieparameter op 1 gehouden. Een schatting van de regularisatieparameter voor *Meth2* is gebaseerd op het evalueren van de energiefunctie wanneer de *ground truth* gekend is. Deze *ground truth* zou immers het globale optimum moeten zijn van de objectieffunctie. Voor elk gezicht uit een trainingsset, kunnen de coëfficiënten gevonden worden die de trainingsvector beschrijven in de modelruimte (model opgebouwd met LOO en genormaliseerd naar de schedeleigenschappen) zoals in (3.9). De transformatie-energie (4.3) hangt af van het aantal opgenomen principale componenten. De similariteitsenergie is gebaseerd op (4.1) en kan nu ook uitgerekend worden. Elke beschrijving van het gezicht in de modelruimte genereert immers ook de diktemetingen $d_j(\theta)$ volgens het model. De vormbeschrijving van de *ground truth* volgens het model wordt geëvalueerd in de VIS-voorstelling van de *ground truth* schedel en levert daarmee een waarde voor de optimale energiemeting $\mathfrak{d}^t(\mathfrak{r}_j^f, \theta)$. De optimale similariteits- en transformatie-energie termen worden uitgerekend voor elk gezicht uit de databank met zowel het craniofaciaal model met 52 diktemetingen als met 7635 diktemetingen. Tabel 4.1 vat de gemiddelde resultaten over de gehele

databank samen. Het is duidelijk dat in het model waar meer diktemetingen worden opgenomen, automatisch meer gewicht wordt gelegd op de similariteitsergie en het transformatiemodel minder zeggenschap heeft. Om beide methodes op elkaar af te stemmen, wordt de verhouding ongeveer terug rechtgetrokken door de regularisatieterm ν voor *Meth1* op 140 te stellen. Dit is trouwens ook ongeveer gelijk aan de verhouding 7635/52, de verhouding tussen het aantal opgenomen diktemetingen in beide modellen.

Tabel 4.1: Gemiddelde energiematen geëvalueerd in het gekende *ground truth* optimum.

similariteitsenergie 7635 diktes	5767
transformatie-energie 7635 diktes	344
verhouding sim/trans 7635 diktes	16.76
similariteitsenergie 52 diktes	84
transformatie-energie 52 diktes	564
verhouding sim/trans 52 diktes	0.1489

Figuur 4.2 toont de evolutie van de rmse na reconstructie bij gebruik van verschillende waarden voor de regularisatieterm. De figuur toont links deze evolutie voor een gezicht dat goed kan beschreven worden door het model (nageken door een test gelijkwaardig als deze uitgevoerd in 3.4.2). Wanneer gradueel meer gewicht gelegd wordt op het model zal de reconstructie nauwkeuriger worden tot een bepaald optimum voor de regularisatieparameter bereikt wordt. Dit optimum ligt inderdaad in de buurt van $\nu = 140$. Wanneer rechts in figuur 4.2 een gezicht wordt gereconstrueerd waarvan op voorhand al duidelijk is dat het model dit niet voldoende kan beschrijven (wegens een te klein aantal trainingsvectoren), zal de gemiddelde kwadratische fout op de reconstructie uiteraard stijgen wanneer meer gewicht wordt gelegd op het model.



Figuur 4.2: Evolutie van de gemiddelde reconstructiefout wanneer de regularisatieparameter wordt gevarieerd. Links: Het testgezicht is een gezicht dat sterk aanleunt aan de opgenomen data uit het model. Rechts: Het testgezicht is een gezicht dat slecht beschreven kan worden met gebruik van het opgestelde model.

4.2.3 Analyse van de reconstructieresultaten

De evaluaties van de resultaten steunen op de kwadratisch gemiddelde fout (*rmse*) op de afstanden tussen de gereconstrueerde mesh en het gewenste resultaat. Dit geeft per gezicht slechts één waarde. De afstanden worden berekend door het reconstructieresultaat te evalueren in de VIS-voorstelling van het gewenste resultaat. Een meer informatieve voorstelling van de reconstructie-evaluatie kan op basis van de gemiddelde absolute fout per punt. Deze gemiddelde absolute fout per punt wordt uitgezet op een gemiddeld gezicht.

Uit figuur 3.16 bleek reeds dat het model de gezichten gemiddeld niet nauwkeuriger kan beschrijven dan met een gemiddelde kwadratische fout hoger dan 2 mm. Dit is een gemiddelde waarde, dus sommige gezichten kunnen wél goed beschreven worden door het model. Dit zijn gezichten die sterk aanleunen tegen de gezichten uit de trainingsset, waardoor hun variatie wel beschreven kan worden door de subruimte die gecreëerd wordt door de trainingsset. De reconstructieresultaten zullen nu telkens tweemaal geëvalueerd worden. Een eerste keer (*rmse1*) wordt de *rmse*-waarde berekend wanneer alle reconstructies vergeleken worden met de bijhorende initiële gezichtsmesh. Een tweede keer wordt enkel van de gezichten die goed scoren met hun beschrijving in de modelruimte de *rmse*-waarde (*rmse2*) berekend. Dit is dus een subset uit de hele set waarop *rmse1* werd berekend. Schedels van gezichten die na projectie in de LOO-modelruimte en vergelijking met het gewenste resultaat een lagere *rmse*-waarde hebben dan 2 mm worden hierin opgenomen. Zo bestaat de subset uit 94 gezichten. Hierin zijn 76 vrouwen en slechts 18 mannen opgenomen. Dit wijst er op dat de mannelijke vormvariëaties niet voldoende in het model zijn opgenomen. Het model is dan ook opgebouwd uit meer vrouwen (89 in het totaal) dan mannen (67 in het totaal). De gezichten in deze subset hebben een gemiddelde, maximale en minimale leeftijd van respectievelijk 40, 86 en 16 jaar waar de mediaan op 31 jaar ligt. Dit wijst er op dat vooral jonge gezichten goed beschreven kunnen worden. In de databank zitten dan ook voornamelijk jonge gezichten, zie ook figuren 3.3. De BMI's van de gezichten uit de subset weerspiegelen opnieuw de opgenomen dataset: het gemiddelde, maximum en minimum bedragen respectievelijk 21.71, 27.34 en 17.72. De mediaan van de bmi-waarden bedraagt 21.46.

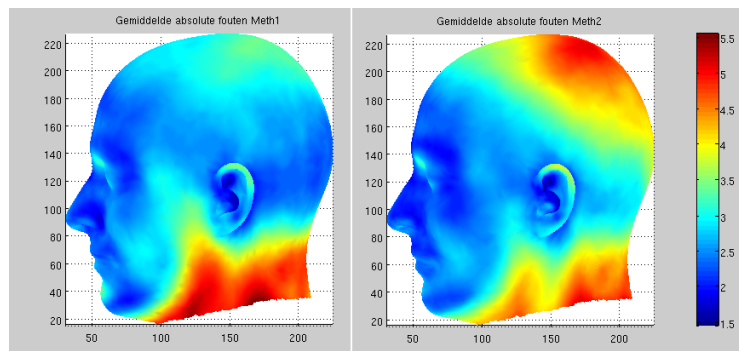
Reconstructies met *Meth1* *Meth1* gebruikt 7635 diktemetingen bij de opbouw van het craniofaciaal model en bij de modelfitting. De *rmse1* en *rmse2* waarden zijn te vinden in tabel 4.2. Het is vrij logisch dat de gemiddelde kwadratische fout lager is in de subset, aangezien het model genoeg variatie modelleert zodat deze gezichten goed beschreven kunnen worden in de modelruimte. In appendix B zijn de resultaten te zien van een willekeurige verzameling gezichten uit de subset. De initiële mesh (de *ground truth*) wordt weergegeven tesamen met de voorstelling in de LOO-modelruimte en het reconstructieresultaat met LOO-craniofaciaal model. LOO duidt er op dat tijdens het opstellen van het statistisch vormmodel het desbetreffende gezicht níet werd meegenomen in de trainingsset. De reconstructienaauwkeurigheden zijn niet slecht, sommige gezichten worden heel herkenbaar gereconstrueerd. Voor andere loopt de reconstructie soms grotendeels mis. De verklaring en een oplossing

hiervoor worden gesuggereerd in paragraaf 4.2.4

Tabel 4.2: Gemiddelde kwadratische fout op de reconstructies met *Meth1*, waarbij 7635 diktemetingen worden gebruikt. *rmse1* berekent dit voor alle gezichten uit de databank, *rmse2* berekent dit op een welbepaalde subset (zie uitleg in de tekst).

rmse1 (mm)	rmse2 (mm)
5.05	3.61

Figuur 4.3 toont links de zwakke plaatsen waar de modelfitting op basis van *Meth1* het meest onnauwkeurig is. Deze figuur toont op elk punt de gemiddelde absolute fout op dat punt in het gezicht. Enkel de subset waarop *rmse2* gebaseerd is, wordt hiervoor gebruikt. Wanneer alle gezichten gebruikt zouden worden, worden immers ook nog fouten weergegeven die ontstaan doordat het model te weinig trainingsdata bevat en daardoor niet bekwaam is om alle gezichten herkenbaar te beschrijven. Zoals te verwachten zijn de neus en de oren moeilijk te beschrijven plaatsen. De vorm van de oren is immers zo goed als onmogelijk precies af te leiden van de schedelvorm. De neusvorm heeft daarentegen wel een relatie met de schedel, maar deze relatie is slechts gekend in een klein aantal punten en neus-eigenschappen. De anatomie van de neus kan ook in de manuele methodes nog niet accuraat geschat worden zoals Stephan et al. [41] aantonen. De relatie tussen schedelpunten en de anatomie van de neus is slechts op beperkte punten gekend. De neus is echter een belangrijk herkenningsskenmerk. De regio's onder de kin en in de hals zijn plaatsen die niet voorspeld kunnen worden aan de hand van onderliggend bot. De opgemeten zachtweefsel diktes zijn daar immers eerder afstanden tot de nekwerfels of binnenkant van de schedel en zijn dus niet erg relevant.



Figuur 4.3: Gemiddeld gezicht waarop de gemiddelde absolute reconstructiefout per punt wordt aangegeven in kleur. Schaal is in mm.

Reconstructies met *Meth2* *Meth2* zorgt voor een vergelijking van *Meth1* met een model op basis van 52 diktemetingen in plaats van 7635 metingen. Tabel 4.3 toont de *rmse1* en *rmse2* waarden op basis van dit model. Deze waarden liggen beiden ongeveer 0.2 mm hoger. Het verschil in beide methodes is duidelijker te zien

op figuur 4.3. Rechts is toont de figuur de gemiddelde absolute waarden van de fouten met *Meth2*. De 52 diktemetingen gebeuren enkel in het vooraangezicht. Het is duidelijk dat *Meth2* enkel focust op het vooraangezicht, waardoor de gemiddelde fouten achteraan het gezicht snel groter worden. Waar *Meth1* zorgt voor een fout die overal ongeveer gelijk ligt, zal *Meth2* duidelijk meer belang hechten aan het vooraanzicht. *Meth1* scoort niet slechter dan *Meth2* wat het vooraanzicht betreft, maar scoort duidelijk beter wat de achterkant van de schedel betreft. De 52 anatomische aangeduide landmarks zijn duidelijk goed gekozen om een vooraanzicht nauwkeurig te reconstrueren.

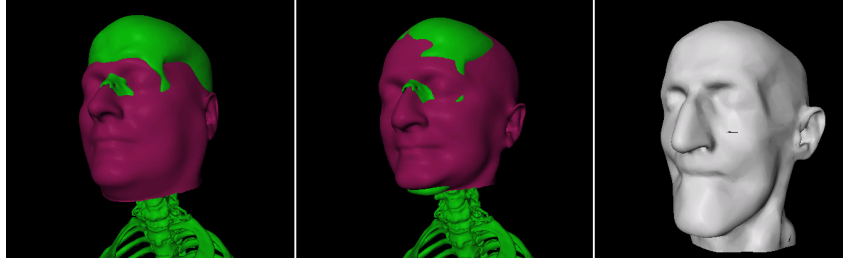
Tabel 4.3: Gemiddelde kwadratische fout op de reconstructies met *Meth1*, waarbij 52 diktemetingen worden gebruikt. *rmse1* berekent dit voor alle gezichten uit de databank, *rmse2* berekent dit op een welbepaalde subset (zie uitleg in de tekst).

rmse1 (mm)	rmse2 (mm)
5.14	3.83

4.2.4 Verbeterde modelfitting

Sommige reconstructieresultaten zijn toch niet herkenbaar, ondanks het feit dat het model de juiste oplossing wel zou kunnen genereren omdat het gezicht in de modelruimte nauwkeurig genoeg beschreven kan worden. Deze foute reconstructies zijn niet meer aan het model zelf te wijten, maar ontstaan tijdens de modelfitting. Dit heeft te maken met de afstandsvoorstelling van een schedel. Een schedel heeft immers een dubbele wand, waardoor de evaluatie van de afstandsgradiënt op een punt volledig buiten de schedel naar buiten toe wijst, terwijl de afstandsgradiënt op een punt binnenin de mesh naar binnen toe wijst. Deze laatste stuurt een punt dus in de verkeerde richting wanneer het punt start binnenin de schedel. Dit probleem kan verholpen worden door het invoegen van een deterministische latente variabele. Een punt wordt dan als inlier beschouwd als de hoek tussen de afstandsgradiënt en de normale door dat punt kleiner is dan 90° . Tussen de twee wanden van de schedel wisselt de afstandsgradiënt echter van richting, waardoor het kan gebeuren dat de reconstructie vast blijft steken tussenin. Figuur 4.4 toont links het reconstructieresultaat zonder deterministische latente variabele. In het midden van de figuur wordt het resultaat getoond met toevoeging van de deterministische variabele tijdens de modelfitting, maar het resultaat blijft steken tussen de twee wanden van de schedel bovenaan. Het gezicht rechts op deze figuur is het gezicht dat bij de groende schedel hoort. Het middelste resultaat gaat al de betere kant op, maar is duidelijk nog geen goede reconstructie. De modelfitting zou kunnen vertrekken van een ‘opgeblazen’ faciaal sjabloon zodat alle punten buiten de schedel vertrekken. Er zijn dus mogelijkheden tot verbetering van de modelfitting, maar deze werden hier niet verder onderzocht. Deze figuur illustreert trouwens ook dat de model-naar-schedel registratie enkel plausibele gezichten reconstrueert, ook al zitten er fouten in de doelschedel. In dit geval werden de ‘fouten’ geïntroduceerd doordat

het faciaal sjabloon eerst de binnenkant van de schedel tegenkomt in plaats van de buitenkant.



Figuur 4.4: Links: modelfitting aan een schedel zonder deterministische variabele. Midden: aanpassing van de modelfitting met invoegen van deterministische variabele. Rechts: gewenst reconstructieresultaat.

4.3 Besluit

Na het opbouwen van een craniofaciaal model in hoofdstuk 3 illustreert dit hoofdstuk in sectie 4.1 hoe het craniofaciaal model dient gebruikt te worden tijdens het uitvoeren van een craniofaciale reconstructie. Deze taak kan gezien worden als een registratietask waarin het model geregistreerd wordt naar de schedel. Het faciale sjabloon wordt vervormd naar de schedel, waarbij rekening gehouden wordt met de zachtweefsel diktes die de link vormen tussen een schedel en bijhorend gezicht. De toegelaten transformaties zijn gedefinieerd in het statistische vormmodel dat opgebouwd werd met behulp van een principale componentenanalyse. Rekening houdend met de capaciteiten van het model, zijn de reconstructieresultaten in sectie 4.2 veelbelovend. Het model is echter opgebouwd met te weinig trainingsdata om voldoende varianties te bevatten om elk gezicht juist te kunnen beschrijven. Een subset van 94 gezichten die door het model wél goed beschreven kunnen worden, worden vergeleken met het reconstructieresultaat op basis van hun schedel. De meeste reconstructies hierin zijn herkenbaar. Aanpassingen aan het model-naar-schedel registratieproces zullen de reconstructieresultaten aanzienlijk verbeteren.

Hoofdstuk 5

Besluit en suggesties voor verder werk

Het doel van dit werk bestaat in het opbouwen van een craniofaciaal model waarmee craniofaciale reconstructies digitaal kunnen worden uitgevoerd. Een digitale reconstructie is een objectief, consistent en snel alternatief voor de wijdverspreide manuele reconstructietechnieken. De opbouw van dit craniofaciaal model steunt voornamelijk op de robuuste registratietechniek uit Claes et al. [12]. De databank waarop dit model zich baseert is een databank van CT-opnames. Het gebruik van CT-beelden laat toe op eenvoudige wijze een grotere verzameling zachtweefseldiktemetingen op te nemen in het statistische vormmodel horende bij het craniofaciale model. Dit laatste hoofdstuk bespreekt de voornaamste bevindingen en resultaten van het opbouwen van het model tot de uiteindelijke reconstructie. Daarmee samenhangend worden suggesties gegeven voor verder werk en onderzoek.

Modelgeneraliserend vermogen Modelgeneraliserend vermogen is het vermogen van het model om ongekende gezichten nauwkeurig te beschrijven met behulp van de met PCA gecreëerde (sub)gezichtsruimte. De gezichtsruimte ontstaat op basis van trainingsdata. Hoe meer trainingsdata opgenomen worden, hoe meer variaties beschreven kunnen worden (hoe groter de dimensies van de opgespannen (sub)gezichtsruimte). Hoofdstuk 3 toonde aan dat er voor de opbouw van dit model te weinig trainingsdata beschikbaar is om alle gezichten nauwkeurig te kunnen beschrijven. De opgespannen eigenruimte heeft met andere woorden nog te weinig dimensies. Dit verhindert echter niet om de reconstructieresultaten te analyseren. Een subset van 94 gezichten kan met een gemiddelde kwadratische fout kleiner dan 2 mm beschreven worden. Het uitbreiden van de CT-databank is een eerste richting voor verder werk. Dit is echter niet zo vanzelfsprekend, want CT-beelden worden meestal enkel van patiënten genomen. Hierbij zal geen belang gehecht worden aan de volledigheid van de data (zolang het interessegebied wordt gevisualiseerd) of het al of niet samendrukken van het gezicht door CT-kussens. Daarnaast is het verwijderen van *metallic streak* artefacten, die in bijna elke opname aanwezig zijn (amalgamvullingen e.d.), geen eenvoudige taak. Bovendien is het interessant om ge-

zichten in rechtstaande positie op te meten. Hiervoor kunnen *cone beam* CT-beelden gebruikt worden. De ruis-tot-signaalverhouding in deze beelden is echter van mindere kwaliteit dan de traditionele CT-beelden, waardoor extractie van het huid- en het schedeloppervlak moeilijker wordt.

Reconstructieresultaten Reconstructies worden uitgevoerd met een *leave one out*-validatie. Telkens wordt een gezicht uit de trainingsset weggelaten dat dienst doet als testgezicht voor de reconstructies. De gemiddelde kwadratische fout van gezichten die wel voldoende nauwkeurig door het model kunnen beschreven worden ligt rond de 3 mm. Wanneer de reconstructies visueel bekeken worden, lijkt de reconstructie een goede benadering van het werkelijke gezicht. Een echte validatietest werd hier niet uitgevoerd. In verder werk zou het dan ook interessant zijn een validatietest uit te voeren. Een validatietest gaat na of mensen (gekend of ongekend met de persoon wiens gezicht wordt gereconstrueerd) het reconstructieresultaat betrouwbaar kunnen linken aan het doelgezicht. Stephan et al. [39] tonen immers aan dat een similariteitsmaat tussen het doelgezicht en de reconstructie geen juiste meting is voor de accuraatheid van de gezichtsschattingen. Een niet-doel gezicht vergelijken met het doelgezicht kan immers een similariteitsmaat opleveren die gelijk aan of zelfs hoger ligt dan de similariteitsmaat-score van het doelgezicht. Bij het evalueren van craniofaciale reconstructies moet met andere woorden het identificatiesucces geëvalueerd worden. Dit identificatiesucces is moeilijk of niet voorspelbaar op basis van het vormbenaderingssucces. Bovendien voeren Stephan et al. [40] studies uit waarbij aangetoond wordt dat de ‘naakte’ anatomie van een gezicht, d.i. een gezicht zonder snor, baard, make-up, haartooi e.d., zeer moeilijk te herkennen is. Verder werk kan textuurwaarden toevoegen aan de reconstructies zoals in Claes [12]. Bij het gebruik van CT-beelden is echter geen textuurinformatie beschikbaar. Er zouden twee aparte afhankelijke statistische modellen kunnen opgebouwd worden, zoals Paysan et al. [31] doen met twee aparte statistische vormmodellen voor schedel en gelaat. Naast het craniofaciaal model zoals het hier werd beschreven zou dan ook een model opgebouwd kunnen worden dat de textuurwaarden statistisch modelleert. Op die manier zouden de twee aparte maar onderling afhankelijke modellen samen gebruikt kunnen worden om een gezicht te reconstrueren met een schatting voor de textuurwaarden.

Aantal op te nemen diktemetingen Doorheen het werk werden eigenlijk twee verschillende craniofaciale modellen opgebouwd en geëvalueerd. Het ene model gebruikt 7635 gezichtspunten en hun bijhorende diktemetingen naast de schedeleigenschappen om de statistische vormmodellering uit te voeren. Het tweede model gebruikt eveneens 7635 gezichtspunten, maar gebruikt slechts diktemetingen in een subset van 52 anatomische merkpunten in het gezicht. Deze anatomische merkpunten werden zorgvuldig uitgekozen en beschreven door De Greef et al. [18]. Resultaten in hoofdstuk 4 tonen aan dat deze subset van diktemetingen zeer geschikt is voor het schatten van een vooraanzicht. Het nadeel van deze methode is dat ze duidelijk slechter scoort wat betreft de schatting van de achterkant van het hoofd. Aangezien

de beide modellen ongeveer gelijk scoren wat betreft de voorkant van het gezicht, valt het te betwijfelen of het opnemen van een groter aantal diktemetingen de resultaten zou verbeteren. Dit besluit kan echter niet voldoende hard gemaakt worden, aangezien de model-naar-schedelregistratie niet altijd juist gebeurt. Dit heeft te maken met de dubbele wand van de schedel waardoor modelfitting soms vast komt te zitten aan de binnenkant van de schedel. Belangrijk verder werk zal dan ook moeten focussen op het aanpassen van de model-naar-schedelregistratie zodat deze kan omgaan met de vastgestelde problemen. Een eerste suggestie daarvoor werd gegeven in sectie 4.2.4.

Andere toepassingen De relatie tussen schedel en gezicht werd hier gebaseerd op de zachtweefsel diktemetingen. Deze metingen zijn in elk punt op het gezicht snel gekend door het evalueren van de punten in de afstandsvoorstelling van de bijhorende schedel. Wanneer niet enkel de punten óp het gezicht geëvalueerd worden, maar ook puntensets die naar binnen toe verschoven werden langsheen de normalen, ontstaat een nieuwe grotere set van punten en bijhorende zachtweefsel diktemetingen. Al deze punten krijgen een waarde die de benaderde kortste Euclidische afstand tot de schedel voorstelt. Deze data kan vervolgens geïnterpreteerd worden als een data-interpolatieprobleem waarbij de nuldoorgang van de gevonden functie het schedeloppervlak voorstelt. Op die manier kan van een geschat gezicht teruggegaan worden naar de schedel. Wanneer bijvoorbeeld een verminkt gezicht tijdens een operatie moet veranderd worden naar een gewenst gezicht, kan tijdens een pre-operatieve planning nagekeken worden hoe de schedel er zou moeten uitzien. Figuur 5.1 toont de nuldoorgang van de gevonden geïnterpoleerde functie. Als datapunten werd gebruik gemaakt van de punten en diktemetingen van het gemiddelde gezicht uit de databank.



Figuur 5.1: Schedelvorm teruggevonden op basis van (verschoven) gezichtspunten en bijhorende afstanden tot de schedel.

Bijlagen

Bijlage A

Dikte-analyses

De Greef et al. [18] leggen een databank aan van zachtweefseldiktemetingen in 52 welgekozen gezichtslandmarks. In dit werk wordt getracht deze landmarks automatisch aan te duiden door middel van een registratieproces. Er werd niet gevalideerd of deze automatisch aangeduide landmarks wel degelijk op de juiste plaats liggen. De *ground truth* die hiervoor nodig is, is immers niet beschikbaar. De Greef et al. voeren ultrasound-diktemetingen uit in een richting loodrecht op de schedel vanuit het gezichtsmerkpunt. De diktemetingen in dit werk geven daarentegen afstanden weer vanaf het dichtstbijzijnde schedelpunt tot het gekozen gezichtspunt. Op basis hiervan wordt op voorhand reeds een verschil in de diktemetingen verwacht. De vraag is nu alleen of deze verschillen statistisch significant zijn. Een diktemeting hangt in grote mate af van de BMI-waarde van een persoon. Daarom zal deze test enkel rekening houden met data waarvan de werkelijke BMI-waarde gekend is. Slechts van 17 mannen en 39 vrouwen is deze waarde gekend. Dit resulteert in een ongebalanceerde test omdat in De Greef et al. metingen werden gedaan op 510 vrouwen en 457 mannen (deze metingen zijn beschikbaar). Een anova test die rekening houdt met dit onevenwicht gaat na of er statistisch significante verschillen (met een significantieniveau van 5%) zijn in diktemetingen. De tabellen in deze appendix vatten kort de resultaten samen van deze testen. Per landmark uit dit werk wordt de gemiddelde, mediaan, minimale en maximale (CT-) diktemeting weergegeven naast de geobserveerde standaarddeviatie. De diktemetingen worden vergeleken met de diktemetingen uitgevoerd door De Greef et al. Een ongebalanceerde anova-test wordt uitgevoerd om na te gaan of de nulhypothese van gelijke gemiddeldes tussen beide groepen verworpen (0) of aanvaard (1) wordt. Deze test gaat er van uit dat de observaties afkomstig zijn uit een normaalverdeling. Deze assumptie wordt getest met de Lilliefors-test. De assumptie van normaalverdeelde observaties wordt opnieuw aanvaard (0) of verworpen (1). Het significantieniveau voor beide testen is 5%. De data wordt onderverdeeld in drie subgroepen: vrouwen met een leeftijd tussen 19 en 40 jaar met een BMI tussen 20 en 25; vrouwen met een leeftijd tussen 19 en 40 jaar met een BMI kleiner dan 20 en tot slot mannen met een leeftijd tussen 20 en 47 jaar met een BMI tussen 20 en 25. Onderstaande tabellen zijn gerangschikt volgens deze volgorde.

Landmarknr	anova	normaal	gemiddelde	mediaan	min	max	std
1	1	0	3.5803	3.7054	2.4926	4.5845	0.56420
2	1	0	4.5820	4.5625	3.2502	5.5793	0.54572
3	0	0	5.8010	5.8723	4.6352	6.4594	0.44515
4	1	0	3.0654	3.0056	0.44084	5.5755	1.4563
5	1	0	7.6948	7.7864	6.7560	8.7169	0.50843
6	1	0	7.4224	7.4538	5.9811	8.9120	0.76196
7	1	0	7.8588	7.8665	5.8882	9.2219	0.87719
8	1	0	8.3178	8.2720	7.3785	9.4828	0.55103
9	1	0	8.5181	8.6363	6.8884	9.9932	0.98332
10	0	0	5.5736	5.4057	4.1884	6.9607	0.83666
11	1	0	3.7158	3.6061	2.7778	4.8265	0.68822
12	0	0	5.1082	5.1504	4.0190	6.4687	0.62119
13	0	0	5.5279	5.5513	4.8478	6.1311	0.43393
14	1	0	1.6889	1.6284	0.87637	3.1564	0.62499
15	0	0	9.5573	9.4530	8.4254	11.130	0.76679
16	1	0	11.785	11.746	10.803	12.854	0.53548
17	1	0	8.5930	8.6871	7.7793	9.3833	0.42919
18	1	0	7.9898	8.1258	6.9076	8.9862	0.49976
19	1	0	8.2224	8.2304	6.8537	10.113	0.77583
20	1	0	8.4742	8.4852	7.3177	9.8356	0.67152
21	1	0	8.3554	8.2338	7.0786	10.016	0.95097
22	0	0	4.8291	4.6223	3.7682	6.6156	0.85303
23	0	0	9.4886	9.2453	6.7115	13.224	1.5660
24	1	1	8.3442	7.8858	6.7355	11.319	1.2875
25	0	0	9.3495	9.1309	7.8901	12.041	1.0851
26	1	0	12.765	12.515	10.961	15.161	1.1170
27	1	0	12.214	12.260	10.085	15.720	1.4377
28	1	0	13.984	14.086	12.021	16.075	0.96583
29	1	1	12.541	12.417	10.730	14.135	0.90656
30	1	0	10.770	10.657	8.4884	13.870	1.5240
31	1	0	7.0659	6.8106	5.2891	9.4601	1.0704
32	0	0	3.7336	3.5828	2.5343	5.1880	0.77579
33	0	0	5.1151	5.2138	4.0721	5.9683	0.56941
34	1	0	4.7668	4.7951	3.7702	5.3035	0.41184
35	1	0	1.3735	1.3351	0.38633	2.7601	0.65229
36	1	0	6.5065	6.2981	4.8846	8.2825	0.94349
37	1	0	11.883	11.777	11.057	13.132	0.62353
38	0	0	9.1803	9.1794	8.5774	9.9273	0.37475
39	1	0	8.1732	8.2775	7.2511	9.2282	0.51739
40	0	0	8.3059	8.4336	6.7018	9.6582	0.77970
41	1	0	8.6239	8.7262	7.6547	9.6805	0.62411
42	1	0	8.4500	8.2566	7.2656	9.7151	0.83601
43	0	0	5.1799	4.9547	3.9416	6.6369	0.77155
44	0	0	8.9138	8.7436	6.8934	11.572	1.2137
45	1	0	8.0885	7.8512	5.9665	11.522	1.4452
46	1	0	8.6125	8.3198	7.2530	10.847	0.86610
47	1	0	12.481	12.279	11.225	14.891	1.0005
48	1	0	12.699	12.565	10.975	15.304	1.3100
49	1	0	14.398	14.109	13.502	16.731	0.89954
50	1	0	12.686	12.537	11.264	14.662	0.89255
51	1	0	10.782	10.677	8.2183	13.661	1.4158
52	1	1	7.1656	6.8698	5.9391	9.6754	1.0207

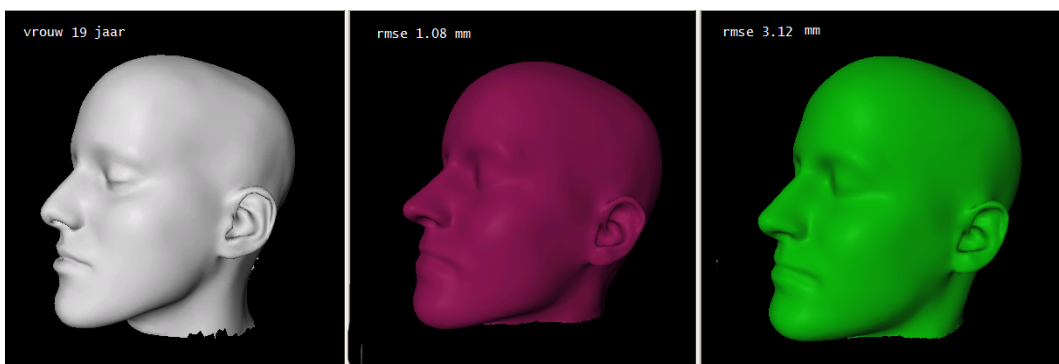
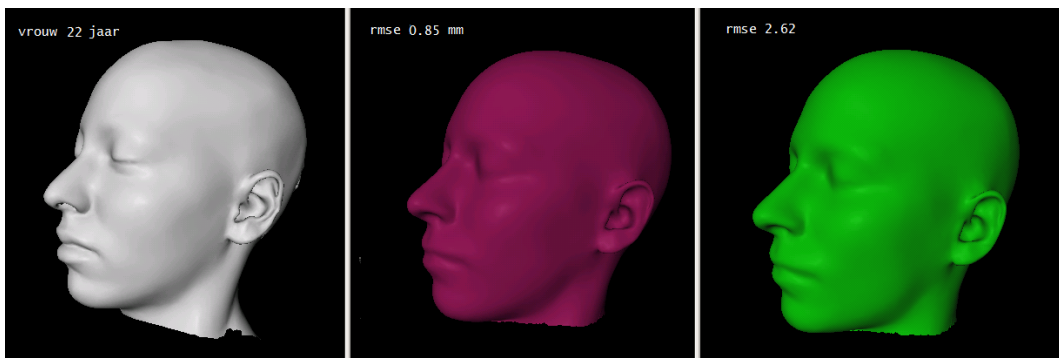
Landmarknr	anova	normaal	gemiddelde	mediaan	min	max	std
1	1	1	3.4598	3.1266	2.4766	6.8812	1.1594
2	0	1	4.7075	4.6253	3.2958	7.4865	1.0784
3	0	1	5.6233	5.5452	4.3309	8.0492	0.96853
4	0	0	2.7284	2.4677	0.86584	5.5713	1.3926
5	1	0	7.7783	7.7664	6.6855	9.2417	0.77534
6	1	0	7.3784	7.2185	5.9445	9.1857	1.0316
7	1	0	7.8298	7.9473	6.2292	9.8793	1.0769
8	1	0	8.0313	7.9257	7.3493	9.4102	0.61531
9	1	0	8.0256	7.8766	6.0138	10.429	1.2063
10	0	0	5.1927	5.5309	3.3982	7.1471	1.0677
11	1	0	3.4676	3.4426	2.1510	5.0981	0.88006
12	0	0	5.1378	5.0812	4.2368	6.8959	0.78375
13	0	0	5.3272	5.3129	4.1508	6.7687	0.71564
14	1	0	1.5615	1.4262	0.75910	3.4926	0.75100
15	0	1	9.1147	9.2526	7.1109	10.713	1.0471
16	1	0	11.373	11.549	9.7849	12.300	0.66716
17	1	0	8.4418	8.5887	7.1578	9.5711	0.58677
18	1	0	8.1123	8.2499	6.7245	9.3678	0.74726
19	1	0	8.2551	8.1701	6.5923	9.7951	0.83676
20	1	0	8.4470	8.2924	6.6842	9.7022	0.78177
21	1	0	7.9457	7.6525	6.1713	10.292	1.1195
22	0	0	5.0321	4.5953	3.2287	7.1918	1.1947
23	0	0	9.0581	9.0578	7.2917	11.158	1.0046
24	1	0	7.3934	7.5520	5.1047	9.4125	1.1262
25	0	0	8.7019	8.6904	6.6707	10.430	1.0722
26	1	0	12.393	12.357	10.343	13.645	1.0220
27	1	0	11.784	11.747	10.159	13.210	0.90175
28	1	0	13.800	14.129	11.993	14.992	0.78720
29	1	0	12.266	12.307	10.689	14.253	1.0574
30	1	0	10.177	10.216	6.4871	11.988	1.5999
31	1	0	7.0453	6.8375	4.8660	9.7130	1.2623
32	0	1	3.7226	3.3520	2.4139	8.0583	1.3267
33	0	1	5.0326	4.7770	4.1982	8.1354	1.0357
34	1	1	4.5102	4.4189	2.6828	6.9458	0.91354
35	1	1	1.3265	1.1203	-0.30888	4.5435	1.0168
36	1	0	6.1303	6.3850	4.4450	8.0731	1.0448
37	1	0	11.249	11.330	9.5254	12.453	0.63576
38	0	0	8.9464	8.8972	7.8088	9.5540	0.43015
39	1	0	8.1720	8.1058	6.9730	9.5606	0.73864
40	1	0	8.0094	8.1680	6.1225	9.6794	0.88514
41	1	1	8.1535	8.1535	6.4525	10.471	0.87005
42	1	0	8.0956	7.8682	6.0336	9.9113	1.0755
43	0	0	4.8445	4.8574	2.9297	7.2846	1.2176
44	1	1	7.8063	7.8597	4.1655	9.2684	1.1884
45	0	0	6.7182	6.8767	4.1921	8.2136	1.0377
46	1	0	7.9057	7.6827	6.6322	10.118	0.874852
47	1	0	11.533	11.604	9.4523	13.552	0.98567
48	1	0	11.795	11.668	9.7301	14.025	1.1285
49	1	0	13.618	13.504	11.332	15.004	1.0122
50	1	0	11.893	12.255	9.5611	13.747	1.4192
51	1	0	9.6112	9.9853	4.9131	12.602	2.3561
52	1	0	6.6640	6.8917	3.9720	9.3896	1.5011

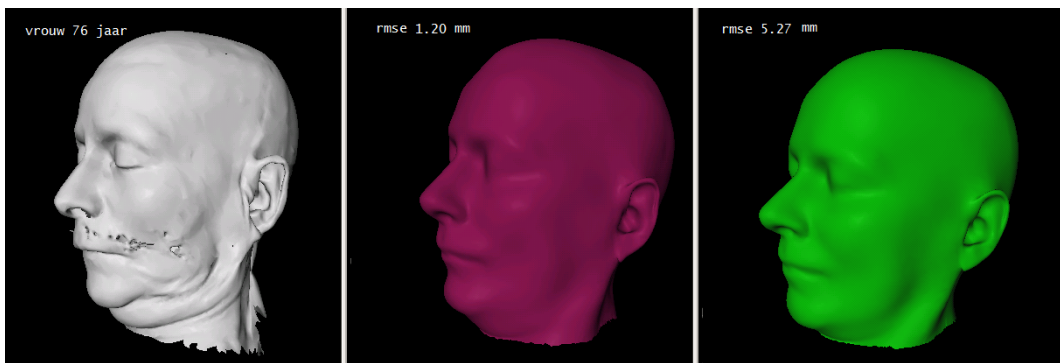
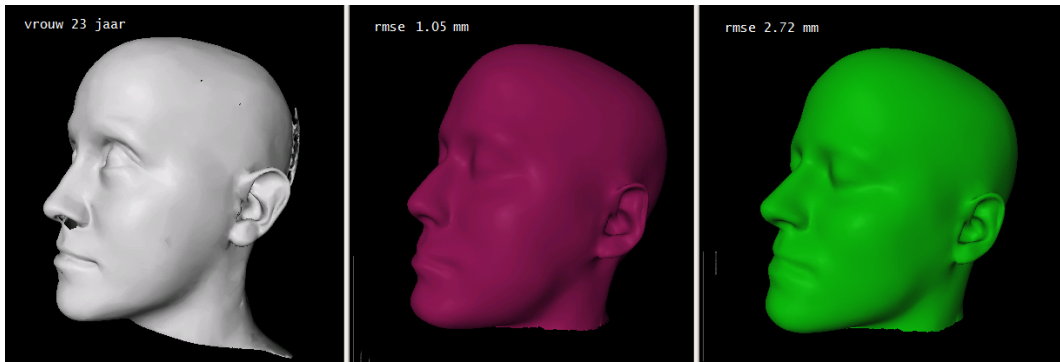
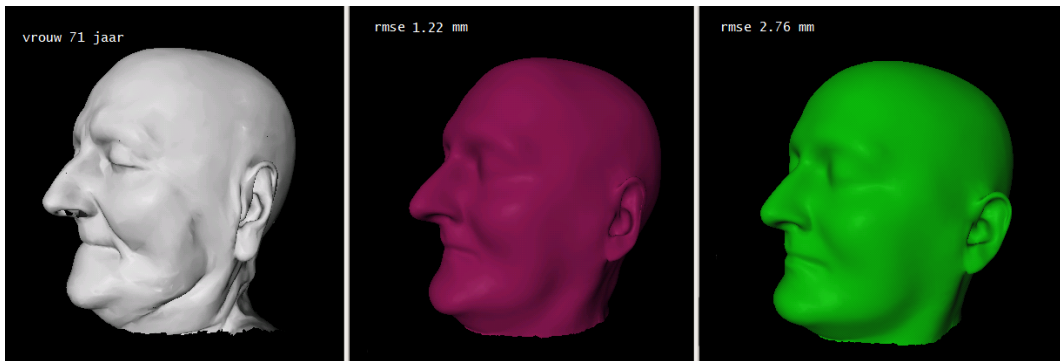
Landmarknr	anova	normaal	gemiddelde	mediaan	min	max	std
1	1	0	3.5679	3.5697	2.8074	4.6390	0.64548
2	0	0	4.5450	4.5932	3.5321	5.7422	0.84556
3	0	0	5.9272	5.9823	5.3085	6.8031	0.45224
4	0	0	2.9803	2.2006	0.80019	7.1879	2.2136
5	1	0	8.3048	8.1293	7.0963	10.445	0.92082
6	1	0	8.1069	8.0840	6.2791	10.450	1.1095
7	1	0	8.5602	8.7548	6.2260	9.9819	1.1916
8	1	0	8.7347	8.7932	7.7644	9.5171	0.62948
9	0	0	8.9829	9.2560	7.4201	10.484	0.92532
10	0	1	6.7973	6.6155	5.8873	9.5970	1.0458
11	1	0	3.4633	3.5707	2.1576	4.6078	0.65678
12	0	0	4.9613	4.9857	3.9908	6.1571	0.74347
13	0	0	5.5039	5.4150	5.1486	6.3318	0.37118
14	1	0	2.0492	2.0455	1.3229	3.5394	0.71584
15	0	0	9.3722	9.5752	8.3714	10.270	0.76722
16	1	0	12.070	12.154	11.010	13.077	0.64079
17	0	0	9.5089	9.5483	8.6170	10.239	0.56372
18	1	0	8.7440	8.5939	7.3369	10.664	0.88395
19	1	0	9.4571	9.7081	7.9762	10.819	0.97776
20	0	0	9.2999	9.2847	8.1953	10.362	0.60435
21	0	0	8.7314	8.4679	7.7862	10.785	0.97653
22	0	0	5.0849	5.0489	3.1041	6.6160	1.0590
23	0	0	10.875	11.061	9.2965	13.308	1.1372
24	1	0	6.9144	6.8015	4.9896	9.7076	1.2066
25	0	0	7.6536	7.7715	6.0162	9.7866	1.0165
26	1	0	12.352	12.354	11.547	13.086	0.60226
27	0	0	13.837	13.689	12.708	16.178	1.0636
28	1	0	14.977	14.917	14.298	16.277	0.56552
29	1	0	13.393	13.226	12.758	14.782	0.64615
30	1	0	12.125	12.385	9.7935	14.385	1.3254
31	0	0	8.1329	7.8402	6.8070	10.867	1.1977
32	1	0	3.6536	3.8255	2.3550	4.9555	0.82220
33	0	0	5.0128	4.9470	3.9041	6.3224	0.73252
34	1	0	4.4580	4.4735	3.8700	5.0300	0.39565
35	1	0	1.2066	1.0178	0.60313	2.1328	0.53736
36	1	0	5.3832	5.3627	4.0032	6.9565	0.88142
37	1	0	11.906	12.285	10.112	12.993	0.88781
38	0	0	9.9452	10.256	8.8504	10.751	0.75149
39	1	0	8.8163	8.6766	7.3108	10.875	0.95020
40	0	0	9.2343	9.1650	7.3898	11.356	1.3462
41	1	0	9.0741	8.8720	8.3557	10.372	0.59682
42	0	0	8.9615	8.8022	7.7221	10.826	0.92258
43	0	0	5.0965	4.7817	4.3744	6.4642	0.71913
44	0	0	9.9891	9.9729	8.3540	11.892	1.0606
45	1	0	6.8812	6.7029	5.4578	9.1350	1.0094
46	0	0	6.8301	6.8979	5.2240	8.8625	1.0468
47	1	0	11.604	11.538	10.193	12.742	0.84514
48	1	0	13.979	13.764	12.721	16.328	1.0101
49	1	0	15.100	15.209	14.191	16.133	0.62061
50	1	0	12.924	12.855	10.916	14.371	1.0679
51	1	0	11.168	11.120	8.7406	14.273	1.6056
52	1	0	7.7487	7.4501	6.3013	10.086	1.1537

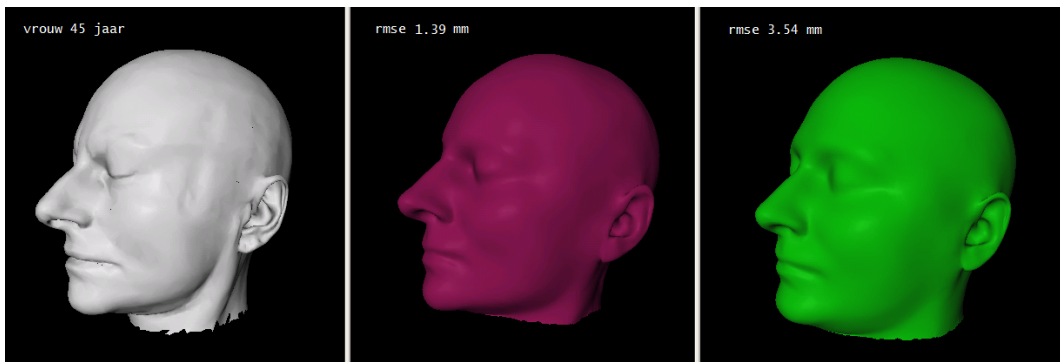
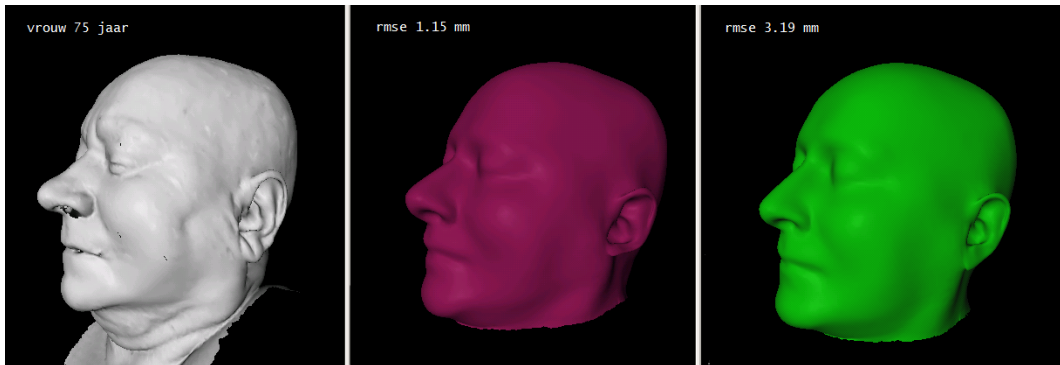
Bijlage B

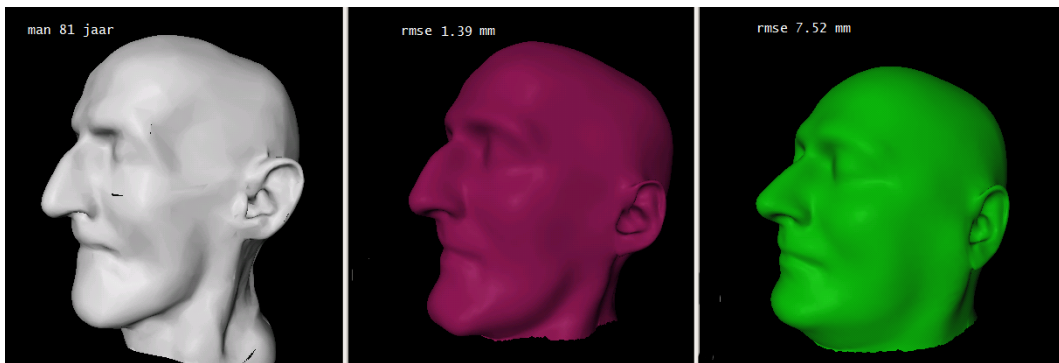
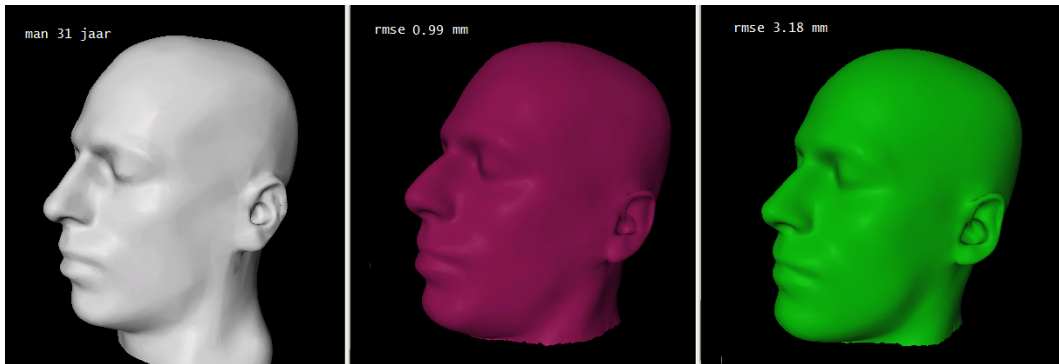
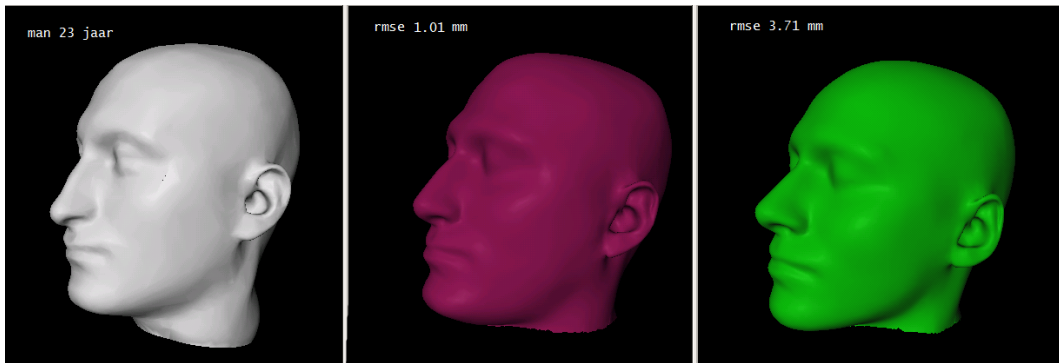
Reconstructieresultaten

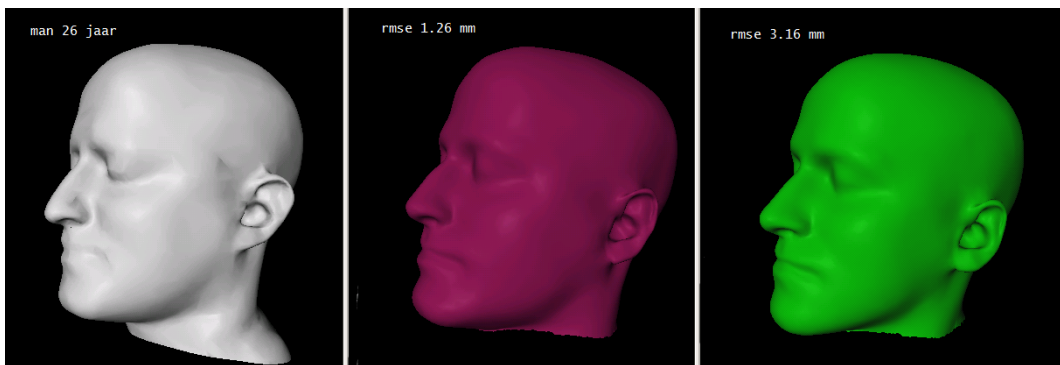
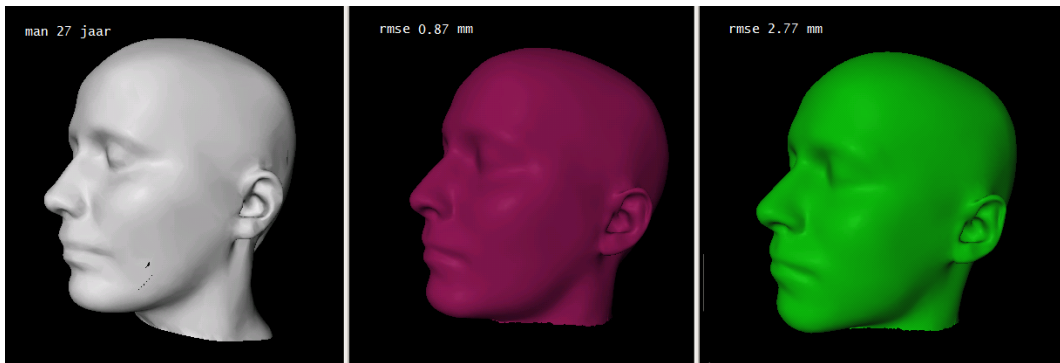
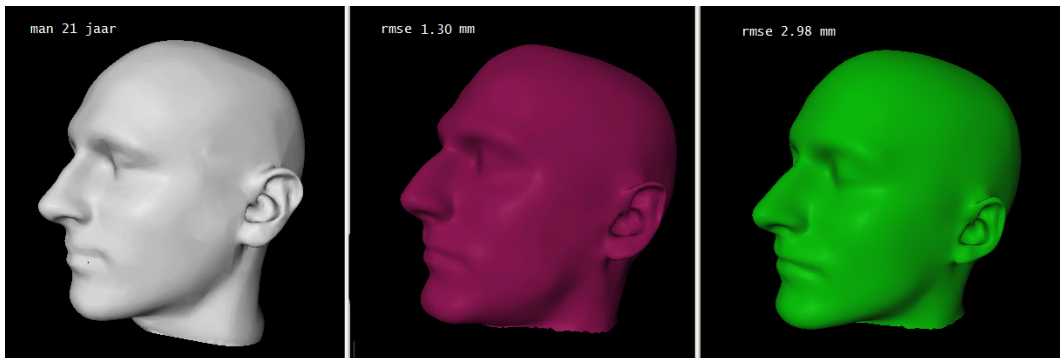
Hieronder zijn beelden weergegeven van meshes en hun reconstructieresultaat met behulp van een LOO-aanpak. Links in het wit een originele mesh uit de databank (nog vóór voorberekende stappen en registratie). In het midden in het paars de projectie van het gezicht in de modelruimte, waar het model opgebouwd werd met alle beschikbare trainingsdata behalve de mesh die links wordt weergegeven. Rechts toont in het groen het reconstructieresultaat, opnieuw met LOO-model.

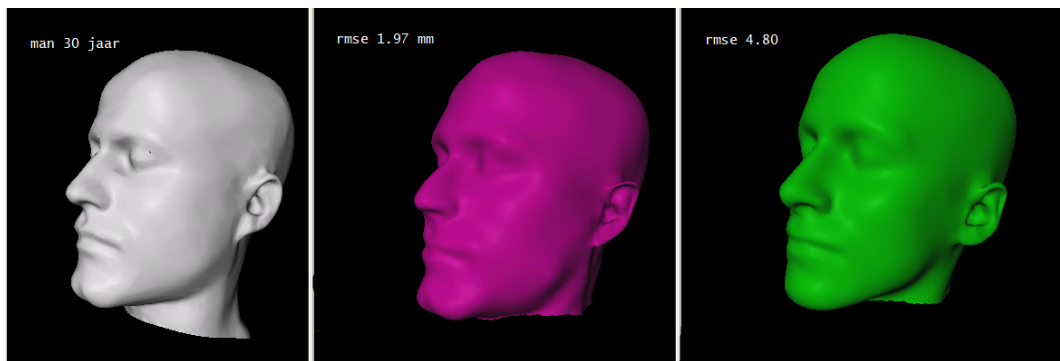
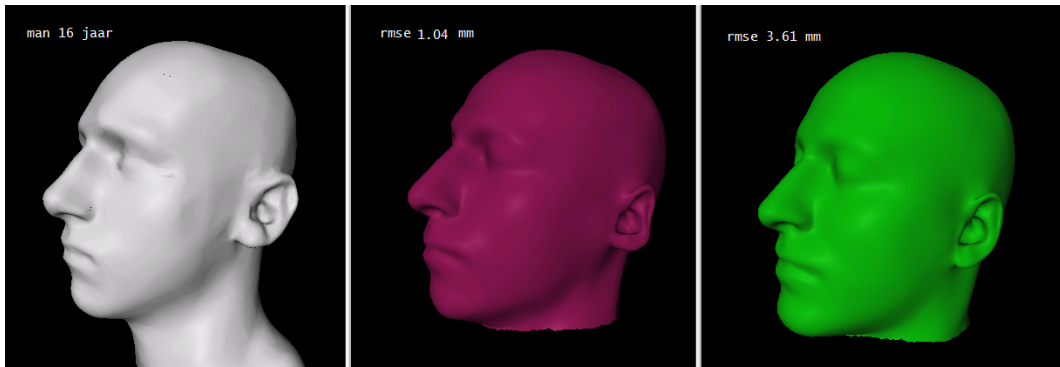
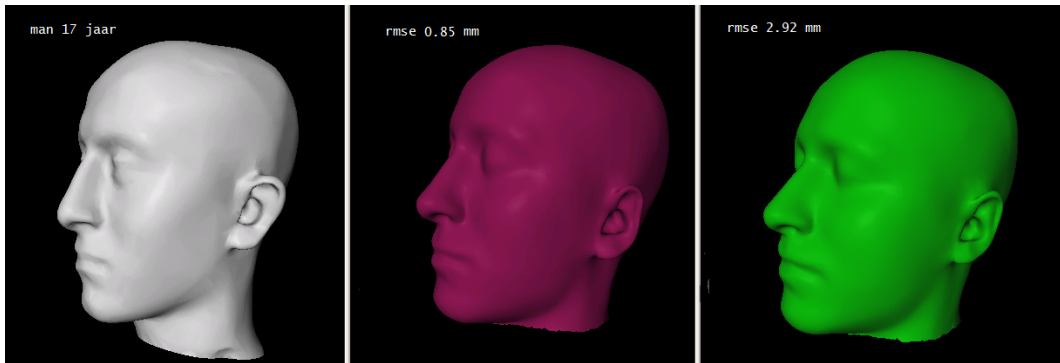












Bibliografie

- [1] M. Beale, M. Hagan, and H. Demuth. Neural network toolbox TM7, user's guide. 2010.
- [2] R. K. Beatson and L. Greengard. A short course on fast multipole methods (lectures), 1997.
- [3] R. K. Beatson, W. A. Light, and S. Billings. Fast solution of the radial basis function interpolation equations: Domain decomposition methods. *SIAM Journal of Scientific Computing*, 22(5):1717–1740, 2000.
- [4] M. Berar, M. Desvignes, G. Bailly, and Y. Payan. 3D semi-landmarks based statistical face reconstruction. *Journal of Computing and Information Technology*, 14(1):31–43, 2004.
- [5] P. Besl and N. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, pages 239–256, 1992.
- [6] R. Brent. Algorithms for minimization without derivatives. 1973.
- [7] V. Bruce, Z. Henderson, K. Greenwood, P. Hancock, A. Burton, and P. Miller. Verification of face identities from images captured on video. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 5(4):339, 1999.
- [8] T. Buzug. Special issue on computer-assisted craniofacial reconstruction and modeling. *Journal of Computing and Information Technology*, 14(1):1–6, 2004.
- [9] J. Carr, R. Beatson, J. Cherrie, T. Mitchell, W. Fright, B. McCallum, and T. Evans. Reconstruction and representation of 3D objects with radial basis functions. In *Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 67–76. ACM, 2001.
- [10] J. Carr, W. Fright, and R. Beatson. Surface interpolation with radial basis functions for medical imaging. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 16(1):96–107, 1997.
- [11] F. Cesarani, M. C. Martina, R. Grilletto, R. Boano, A. M. Roveri, V. Capussotto, A. Giuliano, M. Celia, and G. Gandini. Facial reconstruction of a wrapped egyptian mummy using mdct. *American Journal of Roentgenology*, 183(3):755–758, Sep 2004.

-
- [12] P. Claes. 'A robust statistical surface registration framework using implicit function representations - application in craniofacial reconstruction', *Proefschrift voorgedragen tot het behalen van het doctoraat in de ingenieurswetenschappen, K.U.Leuven, June 2007, Leuven, Belgium*. KULeuven, 2007. ISBN 978-90-5682-809-7.
- [13] P. Claes, D. Vandermeulen, S. De Greef, G. Willems, J. G. Clement, and P. Suetens. Bayesian estimation of optimal craniofacial reconstructions. *Forensic Science International*, 201(1-3):146–152, Sep 2010.
- [14] P. Claes, D. Vandermeulen, S. De Greef, G. Willems, J. G. Clement, and P. Suetens. Computerized craniofacial reconstruction: Conceptual framework and review. *Forensic Science International*, 201(1-3):138–145, Sep 2010.
- [15] P. Claes, D. Vandermeulen, S. De Greef, G. Willems, and P. Suetens. Statistically deformable face models for cranio-facial reconstruction. *Journal of computing and information technology*, 14(1):21–30, 2004.
- [16] P. Claes, D. Vandermeulen, S. De Greef, G. Willems, and P. Suetens. Craniofacial reconstruction using a combined statistical model of face shape and soft tissue depths: methodology and validation. *Forensic Science International*, 159 Suppl 1:147–158, May 2006.
- [17] S. De Greef, P. Claes, W. Mollemans, D. Vandermeulen, P. Suetens, and G. Willems. Computergestuurde forensische aangezichtsreconstructie: recente ontwikkelingen en tendensen. *Belgisch tijdschrift voor tandheelkunde*, 60:237–249, 2005.
- [18] S. De Greef, P. Claes, D. Vandermeulen, W. Mollemans, P. Suetens, and G. Willems. Large-scale in-vivo caucasian facial soft tissue thickness database for craniofacial reconstruction. *Forensic Science International*, 159 Suppl 1:126–146, May 2006.
- [19] R. Durbin, S. Eddy, A. Krogh, and G. Mitchison. *Biological sequence analysis*. 1998.
- [20] M. Fischler and R. Bolles. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6):381–395, 1981.
- [21] J. H. Friedman, J. L. Bentley, and R. A. Finkel. An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time. *ACM Transactions on Mathematics Software*, 3(3):209–226, September 1977.
- [22] J. Hug, C. Brechbühler, and G. Székely. Tamed snake: A particle system for robust semi-automatic segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI'99*, pages 106–115. Springer, 1999.

-
- [23] T. Hutton. *'Dense surface models of the human face', PhD thesis, Biomedical Informatics Unit. Eastman Dental Institute.* University college London, 2004.
- [24] P. D. ir. Johan Suykens. Data mining and neural networks. Katholieke Universiteit Leuven, Department of Electrical Engineering, ESAT-SCD/SISTA, Kasteelpark Arenberg 10.
- [25] I. Jolliffe. *Principal Component Analysis, Second Edition.* Springer-Verlag New York, Inc., 2002. ISBN 0-387-95442-2.
- [26] H. Ke, H. Jean, and Z. Shih. A Study on Computer-Aided Facial Reconstruction in Forensic Medicine.
- [27] W. Lorensen and H. Cline. Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm. *ACM Siggraph Computer Graphics*, 21(4):163–169, 1987.
- [28] D. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2):91–110, 2004.
- [29] C. Maes, T. Fabry, J. Keustermans, D. Smeets, P. Suetens, and D. Vandermeulen. Feature detection on 3D face surfaces for pose normalisation and recognition. In *Biometrics: Theory Applications and Systems (BTAS), 2010 Fourth IEEE International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2010.
- [30] MeVisLab. Medical image processing and visualization. URL: <http://www.mevislab.de/>, laatst geraadpleegd op 2011-04-10.
- [31] P. Paysan, M. L. üthi, T. Albrecht, A. Lerch, B. Amberg, F. Santini, and T. Vetter. Face reconstruction from skull shapes and physical attributes. *Pattern Recognition*, pages 232–241, 2009.
- [32] J. Prag, R. Neave, and R. Neave. *Making faces: using forensic and archaeological evidence.* Texas A & M University Press, 1997.
- [33] G. Quatrehomme, S. Cotin, G. Subsol, H. Delingette, Y. Garidel, G. Grévin, M. Fidrich, P. Baillet, and A. Ollier. A fully three-dimensional method for facial reconstruction based on deformable models. *Journal of Forensic Sciences*, 42(4):649–652, Jul 1997.
- [34] J. Rhine and C. Moore. Tables of facial tissue thickness of american caucasoids in forensic anthropology. 1984.
- [35] M. See, M. Foxton, N. Miedzianowski-Sinclair, C. Roberts, and C. Nduka. Stereophotogrammetric measurement of the nasolabial fold in repose: a study of age and posture-related changes. *European Journal of Plastic Surgery*, 29(8):387–393, 2007.

-
- [36] P. Sinha, B. Balas, Y. Ostrovsky, and R. Russell. Face recognition by humans: Nineteen results all computer vision researchers should know about. *Proceedings of the IEEE*, 94(11):1948–1962, 2006.
- [37] D. Smeets, P. Claes, D. Vandermeulen, and J. G. Clement. Objective 3d face recognition: Evolution, approaches and challenges. *Forensic Science International*, 201(1-3):125–132, Sep 2010.
- [38] J. M. Starbuck and R. E. Ward. The affect of tissue depth variation on craniofacial reconstructions. *Forensic Science International*, 172(2-3):130–136, Oct 2007.
- [39] C. Stephan. Do resemblance ratings measure the accuracy of facial approximations? *Journal of forensic sciences*, 47(2):239, 2002.
- [40] C. Stephan and M. Henneberg. Recognition by forensic facial approximation: Case specific examples and empirical tests. *Forensic Science International*, 156(2-3):182 – 191, 2006.
- [41] C. N. Stephan, M. Henneberg, and W. Sampson. Predicting nose projection and pronasale position in facial approximation: A test of published methods and proposal of new guidelines. *American Journal of Physical Anthropology*, 122(3):240–250, 2003.
- [42] F. Technology. Fastrbf toolbox, matlab interface.
- [43] F. Tilotta, F. Richard, J. Glaunès, M. Berar, S. Gey, S. Verdeille, Y. Rozenholc, and J. F. Gaudy. Construction and analysis of a head ct-scan database for craniofacial reconstruction. *Forensic Science International*, 191(1-3):1–12, Oct 2009.
- [44] F. M. Tilotta, J. A. Glaunès, F. J. Richard, and Y. Rozenholc. A local technique based on vectorized surfaces for craniofacial reconstruction. *Forensic Science International*, 200(1-3):50–59, Jul 2010.
- [45] G. Turk and J. OŠBrien. Variational implicit surfaces. *Technical Reports GIT-GVU-99-15*, 1999.
- [46] D. Vandermeulen, P. Claes, S. De Greef, G. Willems, J. Clement, and P. Suetens. Computerized craniofacial reconstruction.
- [47] D. Vandermeulen, P. Claes, D. Loeckx, S. De Greef, G. Willems, and P. Suetens. Computerized craniofacial reconstruction using ct-derived implicit surface representations. *Forensic Science International*, 159 Suppl 1:164–174, May 2006.
- [48] P. Vanezis, R. Blowes, A. Linney, A. Tan, R. Richards, and R. Neave. Application of 3-d computer graphics for facial reconstruction and comparison with sculpting techniques. *Forensic Science International*, 42(1-2):69 – 84, 1989.

- [49] P. Vanezis, M. Vanezis, G. McCombe, and T. Niblett. Facial reconstruction using 3-d computer graphics. *Forensic Science International*, 108(2):81 – 95, 2000.
- [50] L. Verzé. History of facial reconstruction. *Acta BioMedica*, 80(1):5–12, Apr 2009.
- [51] C. Wilkinson. Facial reconstruction–anatomical art or artistic anatomy? *Journal of Anatomy*, 216(2):235–250, Feb 2010.