

Tatiane Silvia Leite

MELHORIA DA ATRATIVIDADE DE FACES EM IMAGENS

ENHANCEMENT OF FACES ATTRACTIVENESS IN IMAGES

Campinas

2012

Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

Tatiane Silvia Leite

MELHORIA DA ATRATIVIDADE DE FACES EM IMAGENS

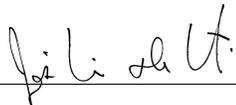
ENHANCEMENT OF FACES ATTRACTIVENESS IN IMAGES

Dissertação de Mestrado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Engenharia de Computação.

Master thesis presented to the School of Electrical and Computer Engineering in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering. Concentration area: Computer Engineering.

Orientador (Tutor): Prof. Dr. José Mario De Martino

Este exemplar corresponde à versão final da tese defendida pela aluna, e orientada pelo Prof. Dr. José Mario De Martino



Campinas
2012

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE - UNICAMP

L536m	<p>Leite, Tatiane Silvia Melhoria da atratividade de faces em imagens / Tatiane Silvia Leite. --Campinas, SP: [s.n.], 2012.</p> <p>Orientador: José Mario De Martino. Dissertação de Mestrado - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.</p> <p>1. Rosto. 2. Aprendizado supervisionado (Aprendizado do computador). 3. Processamento de imagem. 4. Imagens. 5. Textura. I. De Martino, José Mario. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.</p>
-------	---

Título em Inglês: Enhancement of faces attractiveness in images

Palavras-chave em Inglês: Face, Supervised learning (Machine learning), Image
processing, Image, Texture

Área de concentração: Engenharia de Computação

Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Hélio Pedrini, Clésio Luís Tozzi

Data da defesa: 29-06-2012

Programa de Pós Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - TESE DE MESTRADO

Candidata: Tatiane Silvia Leite

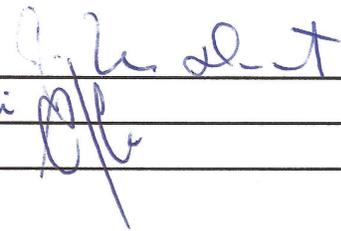
Data da Defesa: 29 de junho de 2012

Título da Tese: "Melhoria da Atratividade de Faces em Imagens"

Prof. Dr. José Mario De Martino (Presidente):

Prof. Dr. Helio Pedrini:

Prof. Dr. Clésio Luis Tozzi:

Handwritten signatures in blue ink. The first signature is 'J. M. De Martino', the second is 'Helio Pedrini', and the third is 'Clésio Luis Tozzi'. Each signature is written over a horizontal line.

Resumo

O rosto desempenha um papel importante na comunicação e expressão de emoções. Por ser o cartão de visitas individual e caracterizar a primeira impressão de cada um, sua aparência e seu formato tornam-se alvo de diversos estudos. Um rosto mais atraente é capaz de capturar com maior facilidade não apenas a atenção de quem o observa, como também sua empatia. Nesta linha, o presente trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de uma metodologia para manipulação e transformação de imagens fotográficas de faces com a finalidade de aumentar a atratividade destes rostos. Para isso, foram abordados dois aspectos de modificação da face: o geométrico e o de textura da pele do rosto.

No contexto deste trabalho, foi construída uma base de imagens de faces. Nas imagens desta base foram identificados pontos de interesse e calculadas distâncias entre eles para a caracterização das proporções da face. Adicionalmente, foi atribuído um grau de atratividade para cada face, a partir de avaliação realizada por um grupo de 40 voluntários. As medidas de proporção e atratividade foram utilizadas, no processo de melhoria geométrica da face, como conjunto de treinamento para os algoritmos de aprendizado de máquina. Como resultado do processamento são geradas novas medidas para o rosto que se deseja tornar mais atraente. Utilizando a técnica de *warping*, a imagem do rosto de entrada é modificada para as novas medidas encontradas. A imagem resultante deste processo serve como imagem de entrada para o processo de modificação da textura. Neste processamento é gerada uma nova imagem com a cor dos pixels da região de pele do rosto alterada. A principal contribuição deste trabalho consiste em unir o processo de modificação geométrica do rosto à modificação de textura da pele. Esta união resultou em um ganho de atratividade maior do que se estas técnicas fossem utilizadas separadamente. Este ganho foi comprovado com testes de pós-avaliação realizados com voluntários analisando os resultados finais nas imagens.

Palavras-chave: Atratividade Facial. Aprendizado Supervisionado. *Warping*. Geometria Facial. Textura Facial.

Abstract

The face plays an important role in communication and expression of emotions. Face characterizes the first impression of each person; thus, its appearance and shape became the target of several studies. An attractive face is capable of capturing more easily not only the attention of the beholder, as well as his/her empathy. In this vein, this study aims to develop a methodology for handling and processing of images of faces in order to increase the attractiveness of these faces. It was addressed two aspects of modification of the face: the geometric and texture (considering only the skin of the face).

In this work, a large database of face images was built. All these faces were marked with feature points and from them it was taken measures considered interesting to analyze the dimensions and proportions of the faces. Besides that, they were also evaluated according to their degree of attraction by a group of volunteers. This information was used in the enhancement of the face geometry, using machine learning algorithms. At this stage new measures were generated for the input face which is considered in the beautification process. Using the technique of warping, the input face image is warped to fit the new measures found by the algorithms. The resulting image from this process serves as the input image to the process of texture modification. At this stage it is generated a new image with the color of pixels in the region of skin of the face changed. The main contribution of this work is to join the process of face geometry modification with the process of face skin texture modification. The result of this union generates image faces which have greater enhancement of attractiveness than if the processes were used separately. This gain was confirmed by post-evaluation tests conducted with volunteers that analyzed the final results.

Key-words: Facial Attractiveness. Supervised Learning. *Warping*. Facial Geometry. Facial Texture.

Agradecimentos

Agradeço,

A Deus por sua proteção e por guiar meu caminho, sempre me amparando nos momentos difíceis.

Ao meu amor que dedicou parte do seu tempo me ajudando e me dando todo suporte para que este trabalho fosse realizado. Sem seu apoio, sua confiança, sua admiração e seu carinho certamente esta conquista não seria possível. Obrigada lindeza!

Aos meus pais e as minhas avós que eu amo e, que me ajudaram a ser parte do que sou e dos meus valores. Meu eterno agradecimento!

A toda minha família, tios, tias, primos e primas que ajudaram sendo as cobaias iniciais para todos os testes deste trabalho. Muito obrigada pela sempre disposição e pelo enorme carinho, vocês são incríveis!

Ao professor José Mario De Martino que durante estes anos mostrou ter um papel maior do que o de orientador, auxiliando no trabalho e na vida; se mostrando sempre generoso. A quem tenho grande admiração e respeito, e com quem pude compartilhar momentos de insegurança e preocupação, assim como momentos de descontração, fundamentais para a consolidação de uma bela amizade.

Ao Lucas Pessoa, pela nossa incrível amizade e afinidade; também pelo seu lado profissional e pesquisador que fez com que desenvolvesse um ótimo trabalho de iniciação científica cuja finalidade era automatizar partes deste mestrado.

Aos amigos Alan de Melo, Lígia Francisco, Uirauna Caetano, Rafa Leite, Ti Fernandes, Leo Lopes, Cris Agulhari e Yara Silva pela nossa amizade, cumplicidade, e pela grande ajuda em todas as etapas desse trabalho. Foram mais do que amigos, foram parceiros pois contribuíram tanto na busca por voluntários quanto com suas valiosas opiniões e sugestões. Certamente este trabalho tem muito de vocês!

A Paula Costa pelas infinitas conversas, pelos conselhos, pelo apoio nos momentos difíceis, por suas opiniões assertivas sobre o trabalho e pela linda amizade que construímos ao longo desse tempo.

Aos queridos amigos Neila Arouca e Dani Batista pela amizade, pelas conversas e pelos nossos encontros semanais. Estes encontros sempre foram pra mim fonte de acalento, alegria, e aprendizado. Vou guardar estes momentos com carinho na memória e no coração!

Ao amigo Victor Osório pela sua sempre disposição em me auxiliar nos momentos de dúvidas com java, dando dicas certeiras que foram de grande valia.

Ao amigo T, que deu um super suporte no meu inicio com Matlab.

Aos amigos do LRC que não só contribuíram com fotos e avaliações, como também com os animados encontros dos "junta comida", dos almoços na churrascaria, dos aniversários, etc. Tornando este período na Unicamp sem dúvida mais divertido e leve com nossas conversas e reuniões.

A todas as pessoas que participaram cedendo sua imagem ao projeto, sem vocês este trabalho não seria possível. Agradeço também todos os voluntários nas pesquisas de avaliação, cedendo seu tempo que tenho consciência do quanto é precioso.

Dedico este trabalho ao meu lindo amor, que esteve sempre do meu lado ao longo dessa jornada me mostrando que os obstáculos são vencidos muito mais facilmente quando podemos contar com as pessoas que amamos.

A minha mãe, que está sempre me mostrando que não existe idade para aprender e evoluir, que a vida é uma eterna busca pelo conhecimento.

Ao meu pai, que com seu exemplo me mostrou que com calma, paciência e dedicação sempre podemos alcançar novos horizontes.

A minha querida vó, a mais maravilhosa contadora de histórias que eu já conheci e que fez a minha vida mais especial.

Vivendo, se aprende; mas o que se aprende, mais, é só a fazer outras maiores perguntas.

João Guimarães Rosa

Sumário

Lista de Figuras	xix
1 Introdução	1
2 Trabalhos Relacionados	7
2.1 Atratividade Facial	8
2.1.1 Sistemas de Melhoria da Atratividade Facial	15
2.2 <i>Warping</i>	19
2.3 Considerações Finais	28
3 Metodologia para aumentar a atratividade dos rostos em imagens	33
3.1 Formação do Conjunto de Treinamento	34
3.1.1 Formação da Base de Imagens	35
3.1.2 Pré-Avaliação	35
3.1.3 Extração dos Pontos de Interesse	35
3.1.4 Distâncias de interesse	40
3.2 Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Geometria	42
3.2.1 KNN	45
3.2.2 SVR e Conversão de distâncias em pontos	47
3.2.3 <i>Warping</i>	49
3.3 Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Textura	53
3.4 Considerações Finais	61

4	Resultados	65
4.1	Resultados Obtidos com o Processo de Modificação da Geometria do Rosto	66
4.2	Resultados Obtidos com o Processo de Modificação da Textura do Rosto	67
4.3	Pós-Avaliação	76
4.3.1	Avaliação de Processos	76
4.3.2	Avaliação de Ganho de Atratividade	82
4.4	Considerações Finais	84
5	Conclusões e Trabalhos Futuros	87
5.1	Trabalhos Futuros	88
	Referências bibliográficas	91
A	Aprendizado Supervisionado	97
A.1	KNN	98
A.2	SVM	99
A.3	Considerações Finais	102
B	Construção da Base de Imagens	103
B.1	Considerações Finais	105
C	Sistema de Pré-Avaliação	107
C.1	Protocolo de Teste	107
C.2	Resultados	110
C.3	Considerações Finais	110

Lista de Figuras

2.1	Retângulo áureo.	7
2.2	Imagens exemplos usadas nos experimentos de [40]	10
2.3	Máscara de beleza proposta por Marquardt (imagem extraída de [3])	10
2.4	Rosto da Marilyn Monroe com suas respectivas metades espelhadas (imagem extraída de [1])	11
2.5	Experimentos apresentados por Perret [36]	12
2.6	Rosto original e simetricamente remapeado, ambos com textura média de pele (imagem extraída de [36])	13
2.7	Média dos rostos segundo Langlois [27]	14
2.8	Construção do rosto médio por Tiddeman e Perret (imagem adaptada de [45])	15
2.9	Composição de rosto médio a partir de três rostos (imagens obtidas em [2])	15
2.10	Uso de algoritmo genético para gerar novas faces (imagens extraídas de [22])	17
2.11	Resultados obtidos aproximando e afastando os rostos do rosto médio (imagens extraídas de [54])	18
2.12	As faces a esquerda são originais e as faces a direita são modificadas (imagens extraídas de [31])	19
2.13	A imagem à esquerda corresponde a original, e à direita, as fotos modificadas pelo sistema VENUS (imagens extraídas de [33])	20
2.14	<i>Warping</i> por malha, adaptado de [51].	21
2.15	<i>Warping</i> por linhas, adaptado de [10].	22

2.16	Resultados obtidos pela distorção de linhas (adaptado de [10]) (a) Imagem original; (b) Defeito de distorção cria objeto sobre letra F; (c) e (d) duas possíveis soluções para o problema: encolhendo a linha vertical ou quebrando a linha vertical em duas partes.	22
2.17	Comparativo (adaptado de [29]) (a) Placa retangular na forma original apresentando os pontos de interesse; (b) Placa deformada utilizando a técnica de minimização de energia; (c) Placa deformada utilizando a técnica MFFD; (d) Placa deformada utilizando a técnica híbrida.	24
2.18	Exemplo de MFFD e snakes, adaptado de [51].	25
3.1	Rosto marcado com os pontos de interesse estabelecidos para este trabalho.	36
3.2	Retas que definem os pontos de interesse em torno da face.	38
3.3	Pontos de interesse em torno do olho.	39
3.4	Pontos de interesse em torno da sobrancelha.	39
3.5	Pontos de interesse em torno do nariz.	40
3.6	Pontos de interesse em torno da boca.	41
3.7	Exemplo de rosto com a malha de distâncias estabelecida.	42
3.8	Fluxo do Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Geometria.	44
3.9	Comparativo dos resultados de <i>warping</i> utilizando diferentes funções base radial (a) Original; (b) Gaussiana; (c) Franke; (d) B-Spline; (e) Hardy e (f) Ruprecht.	51
3.10	Distorção drástica do rosto (a) Utilizando a função de Hardy (b) Utilizando a função de Ruprecht.	52
3.11	Fluxo do Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Textura.	54
3.12	Contorno de todos os Elementos do Rosto.	55
3.13	Máscara de Contorno do Rosto.	55
3.14	Máscara de Threshold.	56
3.15	Máscara de Pele.	57
3.16	Contorno de Pele.	57
3.17	Contorno dos Elementos do Rosto.	58
3.18	Máscara de Suavização.	60

4.1	Exemplo Rosto Masculino 1. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	68
4.2	Exemplo Rosto Masculino 2. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	69
4.3	Exemplo Rosto Masculino 3. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	70
4.4	Exemplo Rosto Masculino 4. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	71
4.5	Exemplo Rosto Feminino 1. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	72
4.6	Exemplo Rosto Feminino 2. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	73
4.7	Exemplo Rosto Feminino 3. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	74
4.8	Exemplo Rosto Feminino 4. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	75
4.9	Tela do software de Pós-Avaliação.	78
4.10	Resultado Médio do Nível de Atratividade obtido com a Pós-Avaliação. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados	80

4.11 Média de Atratividade obtida para o Rosto Original e Modificado.	84
4.12 Tendência do ganho de atratividade comparado a média original de atratividade.	84
A.1 Processo de aprendizado supervisionado.	98
A.2 Exemplo KNN [5].	99
A.3 Exemplo de separação linear por um hiperplano (imagem extraída de [6]).	100
A.4 Exemplo de separação não linear.	101
B.1 Foto da sala onde as fotos foram obtidas.	104
B.2 Modelo da sala apresentando o posicionamento dos componentes.	104
B.3 Exemplo de Foto do Rosto na Posição Frontal.	105
B.4 Exemplo de fotos desconsideradas neste trabalho.	106
C.1 Tela de Observação do <i>software</i> de Pré-Avaliação.	108
C.2 Tela de Avaliação do <i>software</i> de Pré-Avaliação.	109
C.3 Tela de Reavaliação do <i>software</i> de Pré-Avaliação.	110
C.4 Distribuição dos rostos masculinos segundo as médias de atratividade.	111
C.5 Distribuição dos rostos femininos segundo as médias de atratividade.	111

Capítulo 1

Introdução

A atratividade facial tem sido estudada em diversas áreas de conhecimento, como a psicologia, medicina e também a computação. Alguns estudos [24], [32] apontam que existe uma noção universal sobre a beleza, que vai além das etnias, idade e sexo, e que, dessa forma, há uma concordância comum entre a maioria das pessoas quanto a um conjunto de características faciais consideradas mais atraentes. Nessa mesma linha, outros estudos [40], [26] revelam que crianças apresentam mais atenção por rostos considerados mais atraentes pelos adultos, independentemente do sexo, raça ou idade, o que demonstra que pelo menos parte do conceito de beleza pode ser considerado independente de aspectos sociais adquiridos durante a vida.

Para elucidar o conceito de belo e atrativo, considerados sinônimos no contexto deste projeto, são apresentadas suas definições [49]:

“Belo: Conjunto harmônico de certos caracteres ou qualidades que despertam na alma sentimento de prazer e admiração”;

“Atraente/Atrativo: Que atrai; agradável, encantador”.

Diversas áreas do conhecimento humano têm se dedicado ao estudo do rosto e suas proporções [42], [53], [37]. Um dos objetivos destes estudos é o levantamento das características que definem a atratividade de um rosto para contemplar aplicações em áreas tão diversas quanto a publicidade e a medicina.

A publicidade, por exemplo, vem explorando intensamente a beleza para atrair a atenção. Dificilmente as fotos de modelos em capas de revista hoje não são digitalmente manipuladas pela mão de

um talentoso artista. Esta manipulação em geral não se restringe a alterações de cor e textura, mas também a remoção de rugas e alterações na geometria das características faciais. Neste contexto, é interessante, portanto, que existam ferramentas automáticas que aumentem o potencial do artista e façam sugestões de embelezamento dos rostos baseados em estudos estatísticos e métodos formais. A busca pelo belo nesse caso se deve ao fato de que rostos atraentes capturam e prendem mais facilmente a atenção do observador [9]. E nessa linha é possível vislumbrar outros potenciais contextos de aplicação para faces consideradas atrativas, tais como, vendedores virtuais, personagens virtuais para jogos e material de entretenimento ou mesmo apresentadores virtuais para a difusão de informação em plataformas digitais. Além desses, é possível pensar no campo de educação e treinamento com tutores virtuais, já que a empatia, ou até mesmo o conforto ao assistir à aula, pode atrair mais atenção e, conseqüentemente, contribuir com a captura do interesse e aprendizado do aluno.

Na área da saúde existem estudos antropométricos para analisar se o rosto possui as proporções apropriadas para cada fase da vida [30], [12]. A face e suas medidas são bastante exploradas na odontologia e cirurgia plástica, seja estética ou reparadora. Os avanços da computação são bastante interessantes nesse sentido, pois possibilitam a implementação de sistemas que, através do processamento da imagem, efetuam a concretização de mudanças nos rostos estudadas pelas diferentes áreas citadas anteriormente, de uma forma rápida, barata e sem a necessidade de intervenção física no rosto do paciente.

Dentro dos contextos apresentados, o presente trabalho pode contribuir como mecanismo de visualização e proposição de opções de melhorias para um rosto alvo.

O presente trabalho desenvolveu e avaliou uma metodologia para manipulação e transformação de imagens fotográficas que busca aperfeiçoar os rostos de pessoas, mas com a preocupação de manter o novo rosto semelhante ao original. Para isso foram abordados dois aspectos relacionados ao rosto: o geométrico e o de textura (exclusivamente da pele).

No contexto deste trabalho foi formado um conjunto de treinamento que contém: imagens de rostos com seus respectivos graus de atratividade, pontos de interesse localizados e medidas entre estes pontos. A partir desse conjunto de treinamento é possível realizar o processo de melhoria geométrica da atratividade em uma imagem de rosto de entrada. Nesse processo faz-se uso de duas técnicas de aprendizado supervisionado: a primeira técnica é a KNN (*K-Nearest Neighbors*); a segunda SVR

(*Support Vector Regression*).

Na aplicação da técnica de aprendizado KNN, as medidas do rosto alvo (rosto que se deseja tornar mais atraente) são comparadas com as medidas de todos os rostos do conjunto de treinamento. Em seguida é feita a ordenação dos rostos do conjunto de treinamento conforme sua proximidade ao rosto alvo e sua nota. Os rostos são ordenados por ordem decrescente de relevância. Assim, quanto mais atraente e mais próximo do rosto alvo estiver, mais relevante é o rosto do conjunto de treinamento.

Uma vez ordenado o conjunto de treinamento, o próximo passo é calcular um conjunto de novas distâncias conforme os K vizinhos mais próximos. Para cada valor de K , são calculadas novas distâncias para o rosto alvo.

Em seguida é utilizada a segunda técnica de aprendizado, SVR, para atribuir uma nota a todos os novos conjuntos de distâncias geradas pela técnica anterior. Para todos os conjuntos de novas medidas são atribuídas notas de atratividade, permitindo assim a identificação do valor de K associado à maior nota de atratividade. O conjunto que obtém a maior nota atribuída pela técnica SVR é usada para transformação geométrica do rosto alvo.

Em seguida, para realizar a mudança da imagem de entrada é necessário transformar essas novas distâncias em localizações de pontos de interesse. Com a localização inicial e final dos pontos de interesse, utiliza-se a técnica de *warping* para realizar finalmente a transformação das imagens e gerar o produto final que é uma nova imagem com a face mais atraente do que a original no que diz respeito à geometria da face.

Além do processo de melhoria da geometria, é proposto também o processo de alteração da textura da pele através da alteração do padrão de cores dos pixels.

A modificação da textura da pele faz uso das cores dos pixels dos K vizinhos responsáveis pela alteração da geometria do rosto alvo. Para realizar esse processo são geradas novas imagens, utilizando a técnica de *warping* para transformar as imagens dos rostos destes K vizinhos para o formato do rosto de geometria modificada, resultante do processo de melhoria baseado na geometria. Para realizar a alteração da textura da pele é feita uma média ponderada, na qual 50% do peso deve ser dado à média dos pixels dos K vizinhos e os outros 50% aos pixels do rosto alvo.

No contexto deste trabalho também foi realizada avaliação das imagens geradas para validar a contribuição da metodologia para melhoria da atratividade de rostos em imagens.

O trabalho limitou-se a realizar a melhoria da atratividade de rostos em imagens, na posição frontal e com semblante neutro. Além disso, a modificação da textura restringiu-se à área de pele do rosto, não sendo alterada a cor de nenhum pixel de outras regiões.

As contribuições deste trabalho são:

- Proposta de metodologia para melhoria da atratividade facial em imagens, obtida pela união de dois processos: processo de modificação geométrica, baseado nos conceitos apresentados em [31] e processo de modificação da textura da pele, baseado nos conceitos apresentados em [45];
- Identificação da contribuição de cada processo para o aumento da atratividade facial; com resultados que indicam que o processo de modificação de textura da pele é mais relevante para o ganho de atratividade do que o processo de modificação da geometria facial; e ainda que a união dos processos resulta na maior contribuição para o aumento da atratividade - resultados obtidos pelos testes realizados na fase de pós-avaliação;
- Análise de diferentes funções de base radial para a distorção de rostos em imagens;
- Criação de uma base de imagens padronizada, contendo informações de idade e localização de pontos de interesse e grau de atratividade, significativo para dar continuidade a esta linha de estudo.

Este trabalho foi organizado da seguinte maneira:

- **Capítulo 2: Revisão Bibliográfica**

Neste capítulo é apresentada a revisão de diversos estudos relacionados ao tema de atratividade facial e uma revisão sobre as principais técnicas de *Warping*. Também é discutida a abordagem da presente proposta em relação a bibliografia.

- **Capítulo 3: Metodologia para aumentar a atratividade dos rostos em imagens**

Este capítulo apresenta a metodologia desenvolvida neste trabalho para alcançar o objetivo de aumentar a atratividade dos rostos em imagens.

- **Capítulo 4: Resultados**

Este capítulo apresenta exemplos de imagens geradas pela aplicação da metodologia, e os resultados dos testes aplicados para avaliar a contribuição da metodologia proposta para a melhoria da atratividade de rostos em imagens.

- **Capítulo 5: Conclusão**

Este capítulo apresenta os comentários finais e aponta sugestões de trabalhos futuros.

Além dos capítulos, o trabalho contém os seguintes apêndices:

- **Apêndice A: Aprendizado Supervisionado** Neste apêndice são apresentados detalhes sobre as técnicas de aprendizados KNN e SVM utilizadas neste trabalho.
- **Apêndice B: Construção da Base de Imagens** Neste apêndice são apresentados detalhes de como foi construída a base de imagens e os critérios que foram considerados para seleção das fotos.
- **Apêndice C: Sistema de Pré-Avaliação** Neste apêndice são apresentados detalhes de implementação da fase de pré-avaliação.

Capítulo 2

Trabalhos Relacionados

A humanidade persiste na busca por belas formas desde seus primórdios. O homem vem procurando padrões de proporção perfeita e formato ideal na arte, na arquitetura, no corpo humano e em muitos outros aspectos. Já na Antiga Grécia, a beleza e as medidas proporcionais eram bastante valorizadas. Principalmente em sua arte predominavam o equilíbrio e a harmonia, características que foram expressas através do uso da proporção de ouro, também conhecida como número áureo ϕ (veja Figura 2.1 e Equação 2.1). Tal proporção foi muito estudada pelos matemáticos da época, sendo identificada em diversas geometrias na natureza como conchas, flores e colmeias. Associada a característica de que esta proporção é agradável aos olhos, seu uso se estendeu para as áreas artística e arquitetônica.

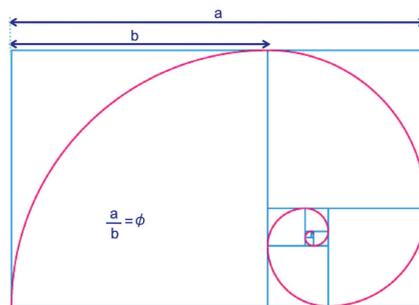


Fig. 2.1: Retângulo áureo.

$$\phi = \frac{1 + \sqrt{5}}{2} \sim 1.618033989 \quad (2.1)$$

A proporção de ouro surge então como um modelo de beleza definindo conceitos para a reprodução dessa característica. Além dessa, outras tentativas de encontrar definições e padrões de harmonia e beleza têm sido estudadas. Diversas áreas do conhecimento humano vêm se dedicando especificamente ao estudo do rosto e suas proporções, afinal o rosto desempenha papel de destaque na comunicação face-a-face entre pessoas. Através dele é possível a expressão de sentimentos e estabelecimento do grau inicial de receptividade entre os interlocutores. Um rosto mais carrancudo pode sinalizar a falta de pré-disposição para a comunicação. Já um rosto mais atrativo pode incentivar o interesse para o diálogo e a aproximação.

Os estudos das características do rosto abordam diferentes aspectos da atratividade facial; desde aspectos orgânicos e de saúde (como ortodontia e cirurgias plástica), até aspectos psicológicos e culturais. Os avanços da computação possibilitam a implementação de sistemas que, através do processamento da imagem, efetuam a concretização de mudanças nos rostos estudadas pelas diferentes áreas citadas anteriormente, de uma forma rápida e barata.

Este capítulo irá discutir algumas teorias relacionadas a atratividade do rosto e apresentar quais são os principais conceitos que norteiam o trabalho desenvolvido. Sua divisão foi feita de forma a abranger três tópicos fundamentais do trabalho: atração facial, técnicas de distorção de imagem (*Warping*) e aprendizado de máquina. Inicialmente na Seção 2.1 são discutidas as teorias que buscam formalizar uma definição para a atratividade facial. Na Seção 2.1.1 são descritos alguns sistemas que foram desenvolvidos para manipular o rosto de uma imagem 2D, a fim de torná-lo mais atraente. A Seção 2.2 aborda algoritmos capazes de realizar a distorção de imagens 2D, conhecidos como técnicas de *Warping*. Para finalizar a Seção 2.3 apresenta os comentários finais, expondo as escolhas feitas para o projeto com base nos estudos apresentados neste capítulo.

2.1 Atratividade Facial

Como definir as características que tornam um rosto atraente? Em torno dessa pergunta muitas hipóteses já foram criadas. Embora aspectos como raça, cultura, e até mesmo estilo, possam interferir na percepção do belo, os estudos de atratividade facial têm mostrado que existe um conjunto de fatores comuns em rostos atraentes e que estes fatores transpõem as questões socioculturais.

Com o objetivo de mostrar que a atratividade possui características que vão além da cultura e do comportamento social, Langlois [26] [24] fez vários experimentos com bebês. O intuito de usar bebês nos casos de estudo é minimizar a existência de influência cultural, dado que bebês têm um limitado contato social e também não sofreram exposição e influência da mídia como os adultos. Um dos resultados desses estudos mostra que bebês de até 6 meses de vida apresentam preferência por rostos considerados mais atraentes pelos adultos. Isso sugere a conclusão que a noção de atratividade ou é inata ao ser humano, ou pode ser obtida rapidamente, mesmo com pouca experiência de vida.

No experimento [24] são apresentados aos bebês slides contendo sempre dois rostos, um considerado atraente e outro não atraente. Estas crianças tiveram seus olhares monitorados e assim foram captados os tempos que olharam em cada direção. Foram feitos testes com grupos de fotos de homens brancos, mulheres brancas, mulheres negras, e bebês, e em sua grande maioria o olhar das crianças permaneceu mais tempo concentrado nos rostos considerados mais bonitos segundo avaliação feita com adultos. Alguns trabalhos, como [50], sugerem que essa preferência por rostos mais bonitos possa ser devido a rostos atraentes serem similares a um típico modelo ideal de rosto (conhecido como rosto protótipo), ou seja, é mais fácil o cérebro identificar e processar que esse rosto é um rosto tipicamente humano. Estes resultados mostram, portanto, que bebês são aptos a discriminar rostos atraentes de rostos não atraentes e que essa atração não é caracterizada por raça, sexo ou outros fatores sociais.

Slater [40] também fez estudos com recém-nascidos. Seus testes comparam a relevância dos componentes internos do rosto, com os componentes externos a ele. Para isso foram feitos dois experimentos, um alterando apenas os componentes externos ao rosto e outro alterando apenas os componentes internos ao rosto. No primeiro não foi notada preferência entre as imagens; os recém-nascidos olharam igualmente para ambas. Porém, o segundo experimento mostrou que os bebês olharam mais tempo para os rostos considerados mais atraentes. A figura 2.2 mostra um exemplo dos experimentos. Com isso, concluiu-se que os componentes internos ao rosto são considerados mais relevantes pelos recém-nascidos para identificar se os rostos são ou não atraentes.

Outra teoria sobre atração facial tem como base a proporção de ouro, dada pelo número irracional ϕ (veja Equação 2.1). Baseado nessa proporção, Stephen Marquardt [32] [42] propôs uma máscara de beleza.

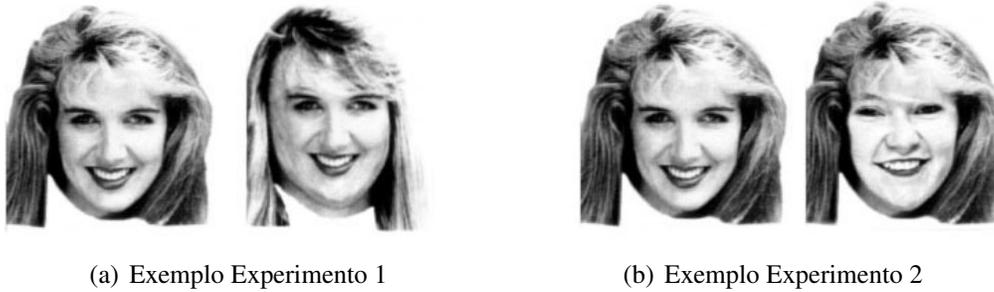


Fig. 2.2: Imagens exemplos usadas nos experimentos de [40]

Segundo sua pesquisa, utilizando a proporção de ouro, é possível criar uma máscara que contém um padrão de beleza (veja Figura 2.3). A teoria defende que quanto mais próximo for o rosto da máscara de ouro (*Golden Mask*), mais bonito ele será; e que, portanto, se for possível modificar um rosto para que suas medidas se encaixem na máscara, mais belo ele se tornará.



Fig. 2.3: Máscara de beleza proposta por Marquardt (imagem extraída de [3])

Seguindo a ideia de proporção do rosto, uma característica marcante e bastante explorada é a simetria. Apesar de intuitivamente a simetria ser considerada bastante atrativa, algumas pesquisas indicam que rostos simétricos podem não apresentar melhoria da atratividade dependendo da técnica utilizada para alcançar tal simetria. Diferentes abordagens evidenciam este fato. A mais simples delas considera apenas o espelhamento do rosto; nesse processo o rosto é dividido ao meio e a partir dele são geradas duas novas imagens, uma com o espelhamento do lado direito e outra com o espelhamento do lado esquerdo (veja Figura 2.4 [1]). Zaidel&Cohen [53] avaliaram tanto o rosto original, quanto os novos rostos gerados e concluíram que não existe preferência por nenhuma das simetrias espelhadas.

Em Swadle&Cuthill [43] é usado um software específico (*Gryphon Morph Program*), responsável por fazer a mistura de duas imagens. Neste estudo, a mistura entre duas imagens é feita utilizando-se



Fig. 2.4: Rosto da Marilyn Monroe com suas respectivas metades espelhadas (imagem extraída de [1])

as imagens: original e espelhada. Os elementos definidos em ambas as imagens podem ser reposicionados para localizações intermediárias entre estas imagens. E ao fazer a mistura entre estas imagens é possível obter uma imagem perfeitamente simétrica, sem alterar a feição do rosto. Assim, este estudo propõe três tipos de manipulação de imagem: mistura das imagens considerando espelhamento com proximidade de 25% ao rosto original, mistura das imagens considerando espelhamento com proximidade de 25% ao rosto espelhado e mistura das imagens considerando espelhamento total. O resultado obtido mostra que o rosto original e o totalmente espelhado foram preferidos em comparação aos outros tipos de espelhamentos. Mas não houve uma diferença significativa entre a avaliação do rosto original e sua versão espelhada. O artigo conclui que a diminuição da assimetria do rosto não necessariamente aumenta a atratividade em relação ao rosto original, pelo contrário, a assimetria percebida no grupo analisado pareceu ser mais atraente do que qualquer simetria.

Existem algumas teorias que justificam o motivo pelo qual alguns estudos de simetria de rostos não obtiveram bons resultados de atratividade. Considera-se que o uso do espelhamento não é a técnica mais apropriada para tornar um rosto mais bonito, pois o espelhamento pode apresentar formatos anormais para alguns componentes do rosto, como boca e nariz. Além disso, como a textura não é a mesma, a comparação com o rosto original fica prejudicada. E assim estes fatores podem interferir na avaliação da atratividade, comprometendo a validação da simetria como característica de atração. Considerando estes fatores, Perret [36] fez uma análise mais completa, e propôs novas formas de geração de imagem a fim de mostrar que quanto mais simétrico um rosto é, maior é seu grau de atração. Tal conclusão não foi evidenciada nos experimentos de [36] em que os rostos têm apenas um de seus lados espelhados (veja Figuras 2.5(c) e 2.5(d)). No entanto, em um experimento onde os pontos

de interesse de um dos lados são remapeados de forma simétrica (veja Figura 2.5(b)), os resultados apresentam a preferência pelos rostos simétricos. Neste experimento foram marcados manualmente 224 pontos de interesse em torno dos principais elementos do rosto [37]. A partir destes pontos, foram calculadas as posições de simetria e estes pontos foram mapeados para suas novas posições. Ao comparar as duas imagens formadas (simétricas e originais), as simétricas foram preferidas (veja Figura 2.5 comparando as técnicas), indicando que o aumento da simetria aumenta a atratividade.



(a) Rostos originais



(b) Rostos remapeados simetricamente



(c) Lado esquerdo espelhado



(d) Lado direito espelhado

Fig. 2.5: Experimentos apresentados por Perret [36]

Apesar desse experimento já mostrar a influência positiva da simetria no aumento da atratividade, ainda existem considerações a serem feitas, pois esse tipo de manipulação mantém as diferenças nos

tons da pele e regiões de sombra correspondentes à imagem original. Por isso, foi proposto um outro experimento no qual é usada uma média para o cálculo da textura da pele, composta por imagens de rostos do mesmo sexo. Esta textura é aplicada na imagem original e, portanto, também na imagem em que a simetria é feita. Neste experimento, a taxa de preferência pelos rostos simétricos foi ainda maior, dado que os efeitos de simetria ficaram ainda mais marcantes (veja Figura 2.6).

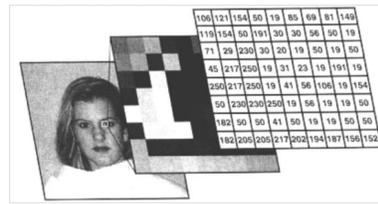


Fig. 2.6: Rosto original e simetricamente remapeado, ambos com textura média de pele (imagem extraída de [36])

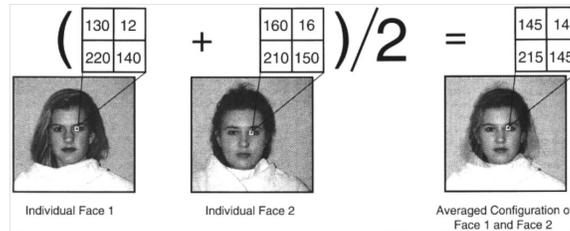
Com relação ao aspecto biológico, a simetria é associada à seleção sexual, pois é considerada como um bom indicador de qualidade para identificar um parceiro com maior potencial reprodutivo [35]. Assim, o trabalho [35] busca mostrar que indivíduos com maior aptidão devem apresentar uma maior simetria, e que indivíduos menos saudáveis apresentam portanto menor grau de simetria. Dessa forma, atrela-se o conceito de beleza com a capacidade reprodutiva do indivíduo. Além disso, existem alguns estudos considerando insetos [47] e outros tipos de animais [34] [44] que também mostram essa preferência por parceiros mais simétricos.

Existem ainda estudos que mostram que a média de um conjunto de rostos gera um rosto mais bonito do que os rostos individualmente. Langlois [25] propõe uma média aritmética dos rostos de forma que a nova imagem contém em cada um de seus pixels o valor médio, em escala de cinza, de todos os respectivos pontos das imagens consideradas no conjunto (veja Figura 2.7).

Em um experimento realizado utilizando essa técnica, rostos médios foram compostos escolhendo imagens de maneira aleatória de um grande conjunto de imagens. Ao realizar a avaliação dos rostos originais e dos rostos médios gerados, foram preferidos os rostos médios, tanto para homens quanto para mulheres. Isso mostra que a média dos rostos pode ser usada para gerar rostos mais atraentes. Em [27], Langlois rebate as ideias sugeridas em outros artigos de que essa melhoria da atratividade se deve à suavização da foto (*smooth*), ou à introdução de borramento na imagem (*blur*), já que estes fa-



(a) Imagem e sua matriz de pixels em tons de cinza



(b) Como foi feita a composição de rosto médio

Fig. 2.7: Média dos rostos segundo Langlois [27]

tores poderiam suavizar pequenas manchas e defeitos; ou mesmo proporcionar o aumento da simetria pela média. Langlois não considera estas justificativas suficientes para explicar satisfatoriamente o fato do rosto médio ser mais atraente e reafirma que rostos mais atraentes são os rostos mais próximos da média populacional.

De fato, em seus experimentos [50], Winkielman mostra que existe uma preferência por protótipos, entendendo que protótipo é um exemplo típico de algo. A pesquisa mostra que os protótipos podem ser processados mais rapidamente pelo cérebro e este rápido processamento seria responsável por gerar maior satisfação durante sua visualização. Assim, os rostos médios são preferidos, pois são mais próximos de um rosto protótipo. Tiddeman & Perret [45] obtiveram bons resultados ao marcar os rostos com pontos de interesse e fazer a média desses pontos. Depois de marcar os pontos e calcular a localização média desses pontos, foi feito o warping de todos os rostos para a nova posição média e, a partir desses rostos distorcidos, foi feita a média da textura (veja Figura 2.8).

Na Figura 2.9 é mostrado o resultado gerado pela média de três rostos utilizando essa metodologia. A implementação do método foi disponibilizada no *site* do projeto [2], onde é possível testar diferentes combinações de imagens. Em geral, os resultados obtidos com a nova imagem contribuem para afirmação de que rostos mais próximos dos rostos protótipos são mais atraentes.

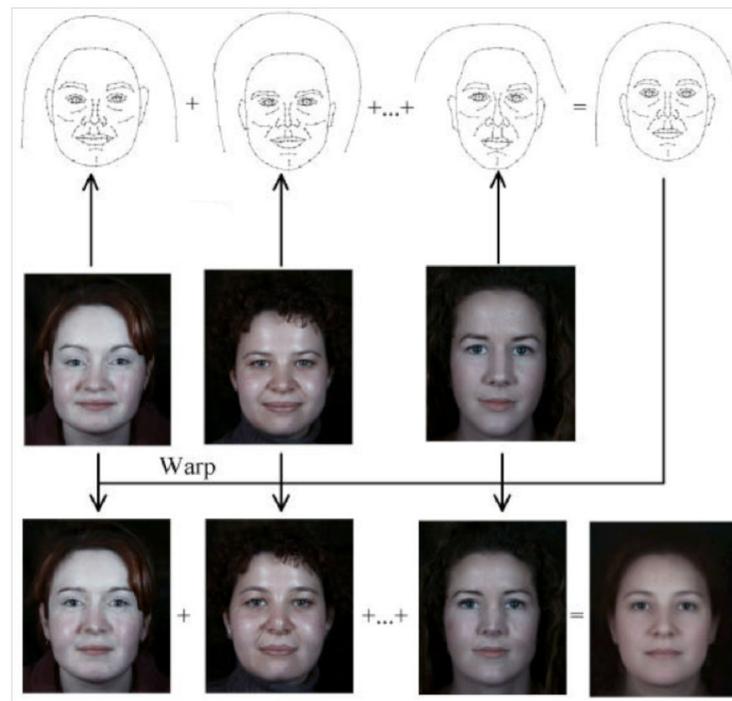


Fig. 2.8: Construção do rosto médio por Tiddeman e Perret (imagem adaptada de [45])



(a) Rostos Originais



(b) Média dos rostos

Fig. 2.9: Composição de rosto médio a partir de três rostos (imagens obtidas em [2])

2.1.1 Sistemas de Melhoria da Atratividade Facial

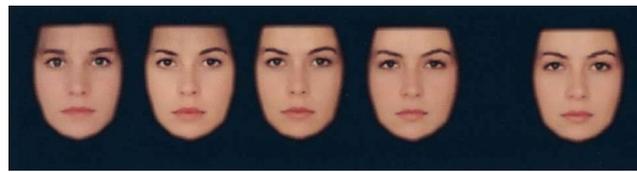
As diferentes propostas apresentadas de melhoria da atratividade das faces são estudos bastante distintos entre si, mas que buscam um caminho para alcançar e/ou explicar a atratividade dos rostos.

A partir destas propostas, outras técnicas foram desenvolvidas e utilizadas para a implementação de sistemas capazes de aprender e melhorar a atratividade facial. Esta seção apresenta os principais sistemas que foram desenvolvidos para aumentar a atratividade de rostos em imagens 2D com a tentativa de manter os rostos próximos dos originais, sem modificá-los a ponto de se tornarem irreconhecíveis. Além dos sistemas que aumentam a atratividade, é mostrado um trabalho que faz a automatização da avaliação destes rostos, que utiliza avaliação por humanos para aprender a aferir os resultados finais.

A ferramenta denominada *FacePrint* [22] utiliza um algoritmo genético interativo que permite gerar novos rostos através do processo de seleção, *crossover* e mutação. Estes processos oferecem uma abordagem rápida e eficaz para encontrar soluções em diversos problemas de busca multidimensional. No experimento foi utilizado um conjunto de 100 fotos de mulheres em sua maioria caucasianas. Para todas essas imagens foi calculado um conjunto de características representando textura e formato dos componentes do rosto. Essas informações consideradas essenciais são representadas por uma *string* (genótipo) de 200 a 400 bits. Estes genótipos são recombinados afim de se obter novos rostos. Como o número de combinações é muito elevado, podendo variar de 2^{200} a 2^{400} , é utilizada a análise PCA (*Principal Components Analysis*), combinada com algoritmo genético, para obter resultados preliminares, que são apresentados na Figura 2.10.

A Figura 2.10(a) mostra uma sequência de 5 rostos. O rosto mais à esquerda representa a média de todos os rostos da base e os 3 rostos à direita deste apresentam evoluções a partir do rosto médio em direção ao rosto alvo, que é o rosto mais à direita da sequência. O trabalho conclui que é possível evoluir o rosto médio para qualquer rosto alvo contido na base de imagens trabalhada. A Figura 2.10(b) mostra que é possível obter um rosto mais atraente se este evoluir a partir de rostos considerados mais bonitos, usando uma avaliação prévia. E, finalmente, a Figura 2.10(c) mostra que perturbações aleatórias dos parâmetros do rosto podem alterar a sua aparência.

O sistema apresentado em [54] propõe o mapeamento das características do rosto em um novo espaço. Neste espaço, cada rosto é representado por um único ponto em torno de uma hipersfera, e este ponto define todas as características geométricas daquela face. A partir do ponto de cada face, é proposto um algoritmo que define dois novos pontos neste espaço. Estes pontos definem duas novas geometrias para o rosto original, uma na direção do rosto médio da população considerada, e outra na direção oposta, se afastando do rosto médio. Na Figura 2.11 é possível verificar que, quanto mais



(a) Etapas do Processo Evolucionário



(b) Evolução da Atratividade



(c) Rosto Original: Perturbações aleatórias dos parâmetros de aparência

Fig. 2.10: Uso de algoritmo genético para gerar novas faces (imagens extraídas de [22])

o rosto se aproxima da média, melhor é o resultado, e quanto mais o rosto se afasta da média, mais distorcido o rosto se torna. Esse sistema reforça a ideia discutida anteriormente de que rostos que se aproximam da média do conjunto de faces são mais atraentes.

Em Eienthal et al. [16] é apresentado um avaliador de atratividade facial. Neste trabalho foram utilizadas técnicas de aprendizado de máquina para que, a partir de um conjunto de treinamento contendo características faciais e suas respectivas classificações de atratividade, fosse obtida a capacidade de avaliar novas características de rostos humanos, não pertencentes a esse conjunto, de forma automatizada. A base de imagens de um conjunto de treinamento é composto por 92 fotos de rostos de mulheres. Para o aprendizado foram considerados tanto características geométricas, quanto não geométricas. As características geométricas representam as proporções faciais, tais como distância entre os olhos, largura dos lábios, tamanho dos olhos, etc, em um total de 37 distâncias. As características não geométricas representam a cor média do cabelo, um indicador de simetria facial e uma estimativa da suavidade da pele.

Afim de realizar a tarefa de predição da atratividade foram utilizados os métodos de aprendizado

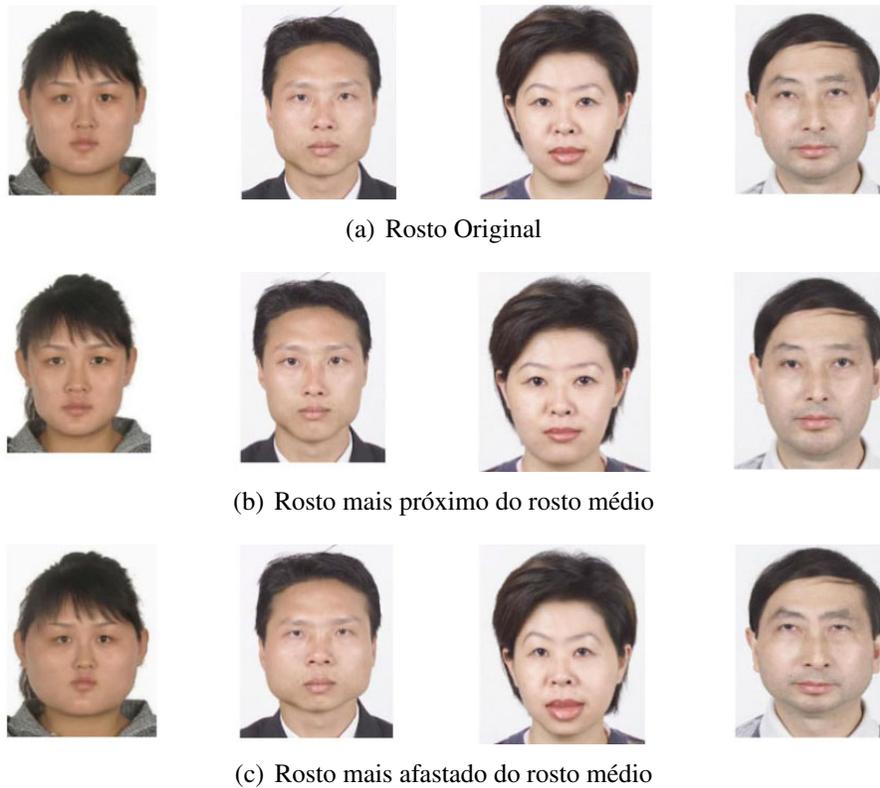


Fig. 2.11: Resultados obtidos aproximando e afastando os rostos do rosto médio (imagens extraídas de [54])

KNN (*K Nearest Neighbors*) e SVM (*Support Vector Machine*). O primeiro é responsável por gerar novas possibilidades de rosto para o rosto alvo; e o segundo é responsável por atribuir uma nota a estas novas possibilidades representando o grau de beleza desses novos rostos. A aplicação de métodos de aprendizagem computacional para análise de atratividade facial foi capaz de produzir correlações significativas com as classificações humanas. Segundo a pesquisa, esses resultados indicam que a beleza facial é um conceito universal, que até mesmo uma máquina pode aprender.

Leyvand et al. [31] aproveitaram o estudo de Eisenthal et al. [16] e desenvolveram um sistema para melhoria da atratividade de faces, usando a mesma coleção de imagens faciais e suas respectivas classificações. O sistema proposto por [31], porém, se concentra apenas na melhoria das características geométricas, diferente de [16], que inclui o uso de características não geométricas, como cor de cabelo e textura da pele.

O conjunto de treinamento da aplicação possui as medidas de determinadas distâncias dos rostos e seus respectivos graus de atratividade. O conjunto feminino é formado por 92 imagens e o masculino

por 33 imagens; todos os rostos apresentam apenas a posição frontal e com expressão neutra. A partir desse conjunto são treinados os regressores KNN e SVR. O KNN gera novas distâncias para o rosto alvo e o SVR avalia estas novas distâncias tentando encontrar as melhores. A nova imagem para o rosto é gerada pela técnica de *warping*, modificando as distâncias do rosto alvo para se encaixar nas novas distâncias encontradas. A Figura 2.12 apresenta exemplos de resultados gerados pela técnica.



Fig. 2.12: As faces a esquerda são originais e as faces a direita são modificadas (imagens extraídas de [31])

Em [33] é proposto um sistema similar ao apresentado por [31], denominado VENUS (*Visual ENhancement of USers*), e que também busca melhorar automaticamente a atratividade dos rostos. A principal diferença é que o sistema VENUS utiliza como base de treinamento fotos de celebridades, como atores, atrizes, cantores. Esta base é constituída de 30 rostos femininos e 30 masculinos. Como a base utilizada são fotos de pessoas famosas, essas fotos não passam por um processo de avaliação, pois admite-se que são pessoas consideradas bonitas universalmente. O sistema foi testado durante um evento e alguns resultados podem ser observados na Figura 2.13.

2.2 *Warping*

A distorção de imagens, também conhecida como *Image Warping*, é uma transformação geométrica aplicada a uma imagem. Ela pode representar desde um simples redimensionamento até



Fig. 2.13: A imagem à esquerda corresponde a original, e à direita, as fotos modificadas pelo sistema VENUS (imagens extraídas de [33])

uma transformação mais complexa de distorção do formato da imagem. Tal distorção define uma nova relação espacial entre os pixels contidos na imagem. Existem diferentes técnicas de distorção apresentadas na literatura. Esta seção apresenta as principais técnicas existentes, focando nas suas características e principais vantagens.

Existe uma importante diferença entre as diversas técnicas de *warping*: a maneira de se estabelecer a correspondência entre os elementos da imagem original e aqueles da imagem modificada. Estes elementos podem ser identificados por malhas, por linhas ou por pontos. Cada técnica especifica os elementos da imagem da maneira que considera interessante para seus propósitos.

A técnica apresentada em [41] utiliza uma malha que cobre toda a imagem. Esta malha tem que ser contínua, ou seja, não são permitidas dobras ou descontinuidade nela. As bordas são fixas e seu formato busca seguir os contornos dos elementos que devem ser modificados na imagem. A malha original especifica quais são os marcos de referência na imagem, e a malha destino deve especificar os mesmos marcos, semelhante à imagem original. É definida como malha original, a malha sobreposta à imagem original, que será transformada. A malha destino especifica um novo arranjo de malha, e esta configuração é apresentada na imagem transformada. A partir das malhas original e destino é possível

mapear os pixels da imagem original para suas novas posições. É uma técnica computacionalmente eficiente já que cada pedaço da divisão da malha possui uma região local de influência. A Figura 2.14 apresenta um exemplo de aplicação da técnica. A imagem contém um rosto e a malha segue as linhas que descrevem o seu formato, incluindo o seu contorno, sobrancelhas, olhos, nariz e boca. Estas linhas devem ser correspondentes na nova malha modificada para que possa ser realizada a distorção.

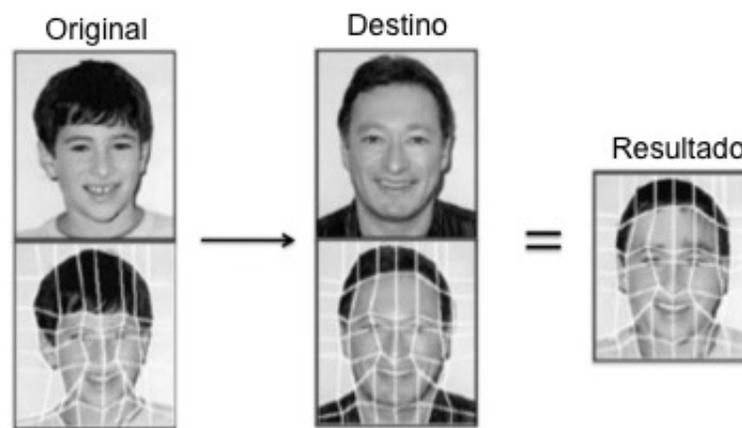


Fig. 2.14: *Warping* por malha, adaptado de [51].

Em [10] é proposta a utilização de linhas sobre os marcos de interesse. Diferentemente da malha, que é estabelecida em toda a imagem, estas linhas são especificadas unicamente sobre os elementos que se deseja alterar, tornando estes elementos mais evidentes. A correspondência dos pares de linha torna a marcação dos elementos mais simples, já que é necessário especificar apenas os elementos que serão modificados e não é necessário estabelecer uma malha em toda a imagem, como descrito anteriormente. Além disso, é possível posicionar tais linhas exatamente em cima dos elementos que interessam a transformação, como por exemplo, no caso de um rosto, sobre componentes como sobrancelhas, olhos, boca, etc. (veja Figura 2.15).

Como diversas linhas são estabelecidas na imagem, o mapeamento do pixel para sua nova posição é calculado segundo um peso que considera tanto sua distância em relação a essas linhas, como o tamanho de cada linha. Por ser um algoritmo global, ou seja, todas as linhas são consideradas em todos os pixels da imagem, essa técnica é mais custosa do que as que estabelecem controle local, como a técnica de malha proposta por [41], que pode considerar apenas as *splines* mais próximas da região para realizar a deformação. Além disso, a técnica baseada em linhas pode apresentar problemas,

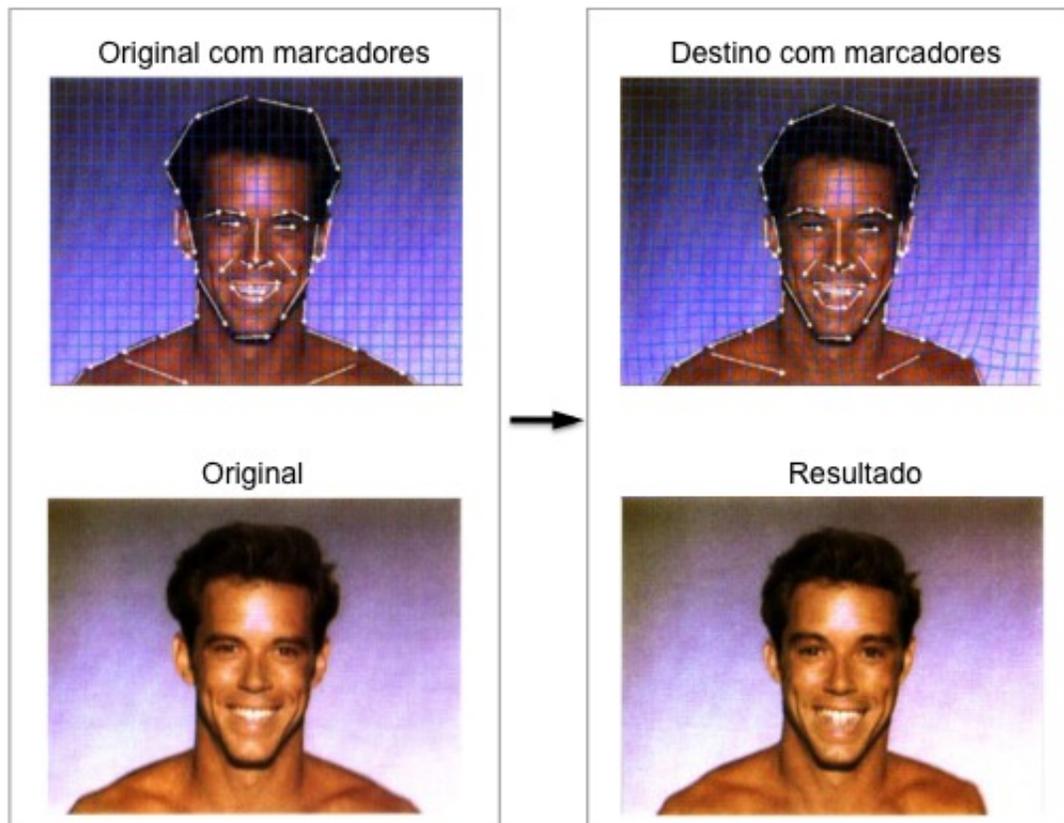


Fig. 2.15: *Warping* por linhas, adaptado de [10].

dependendo do posicionamento de tais linhas, gerando uma interpolação indevida na imagem (veja Figura 2.16).

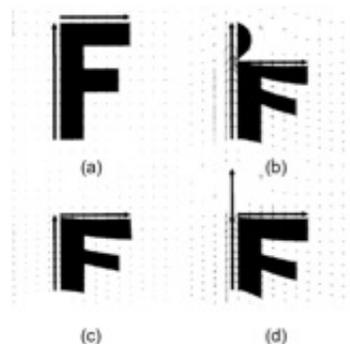


Fig. 2.16: Resultados obtidos pela distorção de linhas (adaptado de [10]) (a) Imagem original; (b) Defeito de distorção cria objeto sobre letra F; (c) e (d) duas possíveis soluções para o problema: encolhendo a linha vertical ou quebrando a linha vertical em duas partes.

Outros trabalhos como [28], [29], [7] e [39] utilizam pontos de controle para realizar a distorção

das imagens, também conhecidos como pontos de interesse (*feature points*), pontos âncoras (*anchor points*), ou pontos de referência (*landmarks*). Para isto é necessário definir quais são estes pontos, assim como suas respectivas posições nas imagens original e final.

No trabalho [28] é utilizado método baseado na minimização de energia. Neste método, para realizar a deformação, as características de deformação, tal como suavidade, são representadas por funções de energia. Tais funções são transformadas em equações diferenciais parciais, segundo [28] e resolvidas utilizando-se métodos numéricos. Assim, a solução de tais funções resulta na deformação de uma placa retangular mapeando os pontos para suas novas posições, conforme pode ser visto na Figura 2.17(b).

O trabalho [29] utiliza a técnica denominada *Multilevel Free-Form Deformation* (MFFD) para realizar a distorção das imagens. Sua função final é composta de várias funções obtidas por manipulações FFD (*Free-Form Deformation*). O princípio do FFD é distorcer um objeto através da manipulação de um paralelepípedo 3D que contenha tal objeto, e assim, a manipulação dessa malha determina uma função de distorção que especifica a nova posição de cada ponto do objeto. A imagem resultante da aplicação desta técnica pode ser vista na Figura 2.17(c).

No trabalho [29] é proposta a mistura das técnicas: MFFD e minimização de energia. A técnica de minimização de energia é interessante pois gera distorções mais naturais, no entanto, ela requer mais cálculos, quando comparada à técnica MFFD, nos casos em que a distorção é realizada em uma malha grande. Nessa abordagem híbrida, a técnica de minimização de energia determina grosseiramente a forma global da distorção na malha de forma rápida. E o MFFD refina a distorção na malha sem precisar realizar os cálculos requeridos na minimização de energia. Segundo [29], a mistura dessas técnicas faz com que seja gerada uma distorção similar à gerada pela minimização de energia, com desempenho melhorado quando comparado ao uso exclusivo da técnica MFFD (veja Figura 2.17(d)).

Em [51] é apresentado um exemplo de *warping* utilizando a técnica MFFD, com *snakes* como forma de auxiliar o trabalho de especificar os elementos de interesse. O uso de *snakes* é interessante, pois estes são empurrados para as bordas salientes contidas numa imagem, o que torna a localização dos elementos mais simples e mais precisa (veja Figura 2.18).

As funções de base radial [7], [39], conhecidas como RBF (*Radial Basis Functions*), também utilizam pontos de controle para realizar a distorção em imagens. Estes pontos devem ser determinados

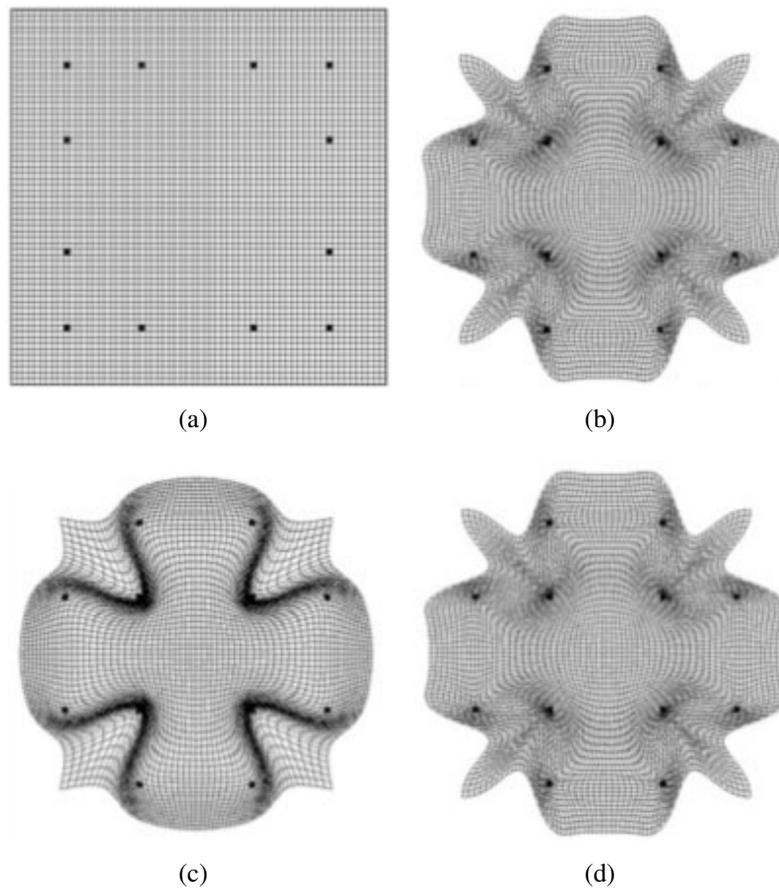


Fig. 2.17: Comparativo (adaptado de [29]) (a) Placa retangular na forma original apresentando os pontos de interesse; (b) Placa deformada utilizando a técnica de minimização de energia; (c) Placa deformada utilizando a técnica MFFD; (d) Placa deformada utilizando a técnica híbrida.

em pares. Para todo ponto de controle estabelecido na imagem original, deve haver um ponto correspondente a ele na imagem final. Como os pontos podem estar distribuídos de maneira não uniforme, são denominados dados esparsos. As funções de base radial são aplicadas na interpolação de tais dados, buscando aproximar uma superfície que passe por estes pontos, mantendo ainda um formato suave.

Essa técnica permite realizar deformações tanto de forma local quanto global, dependendo da função utilizada e dos parâmetros estabelecidos para tais funções. No caso do uso da função gaussiana, por exemplo, dependendo do valor escolhido para seu parâmetro, a deformação é realizada de maneira mais localizada, aumentando a contribuição na região próxima ao ponto de controle. Fato similar ocorre para outras funções, tal como a multiquadrática, em que dependendo dos valores dos

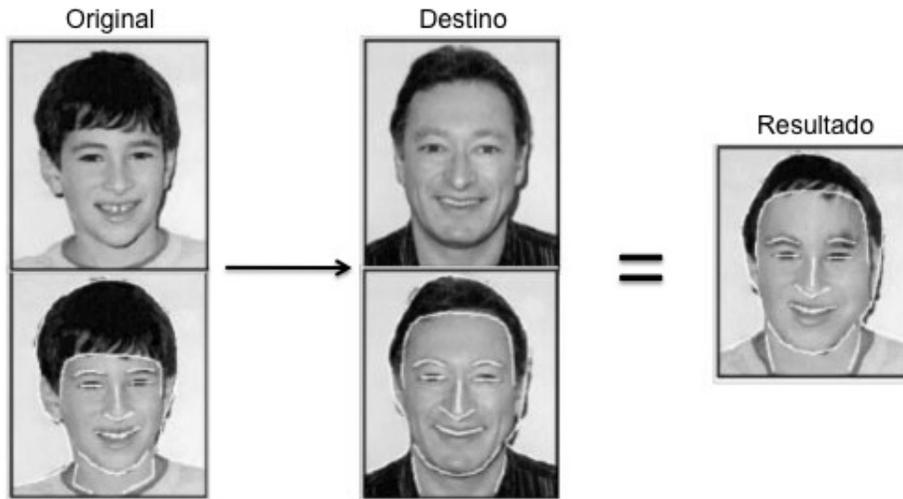


Fig. 2.18: Exemplo de MFFD e snakes, adaptado de [51].

parâmetros, concentra-se a deformação no local. No entanto, o diferencial das funções de base radial encontra-se nas funções de interpolação global que considera as posições de todos os pontos de controle ao realizar o mapeamento de cada pixel. Além disso, os pixels que se encontram a uma mesma distância do ponto de controle, são influenciados com a mesma intensidade por este ponto. Este tipo de *warping* permite que as distorções sejam suaves e que as regiões ao redor dos pontos de interesse também sejam influenciadas. A Equação 2.2 representa a função de base radial.

$$S(\vec{P}) = \sum_{i=1}^N a_i \phi(r_i) + p_m(\vec{P}) \quad (2.2)$$

Sendo, $\vec{P} = (x, y)$, qualquer ponto da imagem;

$\vec{P}_i = (x_i, y_i)$, o i -ésimo ponto de controle;

$r(\vec{P}, \vec{P}_i) = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$, a distância de um ponto qualquer da imagem ao ponto de controle i ;

a_i , os coeficientes da equação a serem encontrados;

N , a quantidade de pontos de controle;

ϕ , uma função base que garante que o sistema possui solução única, independente da quantidade de pontos de controle estabelecidos;

p_m , polinômio de grau m .

O polinômio é adicionado à função de base radial com a finalidade de garantir que até mesmo os pontos distantes do ponto de controle tenham uma boa aproximação na transformação, o que não ocorreria se fosse utilizado exclusivamente a função de base radial. O polinômio adotado é linear, apresentado na equação 2.3, onde α_i são coeficientes escalares.

$$p_1(\vec{P}) = \alpha_1 + \alpha_2 x + \alpha_3 y \quad (2.3)$$

Para realizar a transformação espacial da imagem de entrada na imagem final, são necessários os N pares de pontos, denominados aqui por $\vec{P}_i = (x_i, y_i)$, representando a localização dos pontos de controle na imagem original e $\vec{Q}_i = (u_i, v_i)$, representando a localização dos pontos de controle na imagem final, sendo $\vec{P}_i, \vec{Q}_i \in \mathbb{R}^2$. Já as imagens original e final são representadas, respectivamente, por $f_o = (x, y)$ e $f_f = (u, v)$. É necessário, então, estabelecer a transformação T , $T = (T_u, T_v)$, que satisfaça as seguintes condições:

$$\begin{cases} u = T_u(x, y) \\ v = T_v(x, y) \end{cases} \quad (2.4)$$

T_u e T_v são funções radiais que seguem o modelo apresentado na equação 2.2. Ambas apresentam condições para solução do sistema de equações lineares e são apresentadas a seguir.

$$\begin{cases} T_u(x, y) = \sum_{i=1}^N a_i \phi(r_i) + \alpha_1 + \alpha_2 x + \alpha_3 y \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i x = 0 \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i y = 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

$$\begin{cases} T_v(x, y) = \sum_{i=1}^N b_i \phi(r_i) + \beta_1 + \beta_2 x + \beta_3 y \\ \sum_{i=1}^N \beta_i = 0 \\ \sum_{i=1}^N \beta_i x = 0 \\ \sum_{i=1}^N \beta_i y = 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

O sistema é representado pela forma matricial na equação 2.7. A solução desse sistema retorna os valores dos coeficientes $a_i, b_i, \alpha_i, \beta_i$.

$$\begin{bmatrix} \phi(r) & P \\ P^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} ab \\ \alpha\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Esses coeficientes serão utilizados para calcular o mapeamento de todos os pixels restantes da imagem, utilizando a função base escolhida. Na literatura existem diferentes propostas de funções base radial, apresentada no texto como ϕ . Um exemplo de função base radial, amplamente utilizada na literatura, é a gaussiana. Esta função apresenta bons resultados quando seu parâmetro σ é escolhido de forma adequada, conforme pode ser visto na equação 2.8 [18].

$$\phi(r) = e^{-\frac{r}{\sigma}} \quad (2.8)$$

Em [17] é proposto um cálculo específico para σ , conforme mostrado na equação 2.9.

$$\sigma = \frac{1,008d}{\sqrt{n}} \quad (2.9)$$

onde, d é o diâmetro do conjunto de pontos de controle e n é o número de pontos. Também pode ser utilizada como função base a função B-spline, apresentada em [18], e mostrada na equação 2.10.

$$\phi(r) = 2 \left(\frac{1-r}{\delta} \right)_+^3 - \left(1 - \left(\frac{2r}{\delta} \right) \right)_+^3 \quad (2.10)$$

onde, $\delta = \frac{2,4192d}{\sqrt{n}}$ e o sinal de + subscrito em cada termo da equação força os termos para zero em caso de serem valores negativos.

Em [20] [21] é proposta uma função multiquadrática para ser utilizada como função base, conforme mostrado na equação 2.11.

$$\phi(r) = \sqrt{r^2 + \delta} \quad (2.11)$$

onde, $\delta = 0,815m$, sendo m a distância média quadrática entre os pontos de controle e um ponto da imagem, $m = \sqrt{\frac{(r_1^2 + r_2^2 + \dots + r_n^2)}{n}}$.

Ainda utilizando uma função multiquadrática como função base, [39] utiliza a equação 2.12.

$$\phi(r) = \sqrt{r^2 + d^2} \quad (2.12)$$

onde d é a distância do ponto de interesse mais próximo ao ponto analisado.

2.3 Considerações Finais

O rosto desempenha um papel importante na comunicação e expressão de emoções. Por ser o cartão de visitas individual e caracterizar a primeira impressão de cada um, sua aparência e seu formato tornam-se alvo de diversos estudos. Um rosto mais atraente é capaz de capturar com maior facilidade não apenas a atenção de quem o observa, como também sua empatia. Na Seção 2.1 foram introduzidos os principais conceitos relacionados à atratividade facial, como as teorias de beleza facial, considerando simetria do rosto e rosto médio, e os sistemas desenvolvidos que buscam aumentar a atratividade de rostos em imagens.

No trabalho [22] é descrito o sistema *FacePrints*, que utiliza um algoritmo genético para obter rostos mais atraentes. Através do uso de operadores de seleção, mutação e crossover propõe uma solução para gerar novos rostos. O genótipo de cada rosto é criado considerando tanto características de textura quanto de formato dos componentes de um rosto. Sua evolução é gradual, no entanto exige a presença de um usuário para ela acontecer. Isso porque a cada geração de novos rostos, é pedido para um usuário avaliar de 0 a 10 todos os rostos gerados, sendo 0 um rosto feio e 10 um rosto muito bonito. Uma grande limitação desse tipo de abordagem é a necessidade da intervenção de um usuário para a execução do algoritmo. Além disso, a própria qualidade dos resultados finais passa a ser dependente das avaliações feitas pelos usuários.

O trabalho [54] propõe um novo espaço para as características do rosto, afim de analisar a teoria de rosto médio. Para isso, deforma um determinado rosto em dois sentidos: aproximando suas características do rosto médio e afastando suas características do rosto médio. Segundo [54], a aproximação do rosto original para um rosto médio produz resultados satisfatórios para maioria dos casos, sendo excluídos dessa condição apenas os rostos cujas características originais já são muito próximas do rosto médio. Logo, este trabalho se mostra efetivo em demonstrar que a média de rostos pode contribuir para a melhora da atratividade. O estudo se limita, porém, a considerar o rosto médio, não

explorando outras transformações que poderiam aumentar a atratividade.

Em [31], são analisadas as características dos rostos conforme a distribuição dos pontos de controle estabelecidos nas faces e seus respectivos graus de atratividade. Para gerar novos formatos de rostos considera-se uma base de imagens de faces contendo as seguintes informações: localização dos pontos de controle e grau de atratividade associado a cada um dos rostos das imagens. A partir desta base de imagens, estabelece-se quais são os rostos que possuem formato mais próximo do rosto em que se deseja realizar o processo de melhoria da atratividade; e a partir destes rostos mais próximos são gerados novos formatos de rostos. Visando automatizar o processo, é proposto um preditor automático [16] para classificar qual dos novos formatos de rostos gerados é o mais atraente.

O trabalho [33] segue na mesma linha, mas a base de imagens utilizada é menor que a utilizada em [31] e são imagens baseadas em pessoas famosas, sem avaliação do seus graus de atratividade já que consideram que estas pessoas são consagradas publicamente.

O presente trabalho consiste no desenvolvimento de uma metodologia de manipulação e transformação de imagens fotográficas que busca aperfeiçoar os rostos de pessoas. A proposta de melhoria da atratividade baseado na geometria desenvolvida no presente trabalho tem como base os conceitos apresentados por Leyvand [31], pois de todos os trabalhos analisados, este foi o que se mostrou mais abrangente na análise das características. Assim, o trabalho não se limita apenas em gerar rostos próximos do rosto médio do grupo, como proposto em [54], mas leva em consideração a opinião de pessoas em relação as diversas características dos rostos estabelecidas pelos pontos de controle. Apesar do trabalho [31] necessitar de um grupo de pessoas para realizar a análise e avaliação do grupo de imagens de faces, essa tarefa é realizada previamente. Portanto, não se faz necessário a interação constante com o usuário para a geração de um rosto mais atrativo, como ocorre em [22]. A fim de não ser necessário nenhum tipo de interação com usuário para gerar um rosto final mais atraente, o presente trabalho faz uso de técnicas de aprendizado de máquina, como utilizadas em [16], [31]. Finalmente, acredita-se que o uso de imagens de pessoas famosas na base não valida o conceito de beleza, como foi apresentado no trabalho [33], já que existem inúmeras características associadas às pessoas famosas além da beleza, como a simpatia, carisma, etc., e que não são repassados para os novos rostos.

Os trabalhos [36], [27] e [45] propõem a alteração da textura pela média dos rostos. O traba-

lho [36] considera as mudanças geométricas de simetria e [27] e [45] as mudanças geométricas baseadas no conceito de rosto médio. Como as características de simetria e rosto médio não são fatores exclusivos para compor a atratividade de um rosto, optou-se por utilizar o processo de alteração de textura unido ao processo de modificação da geometria, descrito anteriormente. O presente trabalho considerou os conceitos apresentados em [45] para realizar o processo de melhoria da atratividade baseado na textura.

Neste capítulo, na Seção 2.2 também foram discutidas diferentes técnicas para a realização de *warping*. Estas técnicas podem ser divididas em grupos distintos: o primeiro grupo que se caracteriza por utilizar malhas, o segundo que utiliza linhas e o último que utiliza pontos para especificar os elementos, tanto na imagem original quanto na final.

A técnica proposta em [41] estabelece uma malha na imagem e realiza modificações na posição dos vértices contidos nesta, de tal forma que estes deslocamentos se adequem ao formato dos elementos apresentados na imagem e não sofram nenhum tipo de descontinuidade ou sobreposição. Esta técnica pode se tornar muito trabalhosa quando se deseja obter uma grande precisão na especificação dos elementos da imagem, porque ela requer uma malha significativamente densa, e, portanto, mais custosa. Além disso, como a malha é aplicada à imagem toda, é necessário especificar uma região que talvez não seja alvo de muito interesse, aumentando a complexidade do trabalho de localização dos vértices desta malha.

A técnica proposta em [10] estabelece linhas entre os elementos na imagem original e na imagem final, tornando mais simples a identificação dos elementos correspondentes nas duas imagens. Contudo, o algoritmo não é robusto suficiente para lidar com tais marcações e pode gerar interpolações indesejadas, como apresentado na Figura 2.16. Apesar de poderem ser substituídas por novas linhas, este é um trabalho extra, que pode não resultar na imagem desejada, e, portanto, não ter uma solução precisa. Assim, para todos os casos em que os elementos da imagem exigem um detalhamento maior, essa técnica pode não garantir que sua distorção ocorra de maneira fidedigna.

Também foram abordadas as técnicas apresentadas em [28], [29] e [7], [39] que utilizam pontos de controle para realizar a distorção. As técnicas apresentadas em [28] e [29] são utilizados nos casos de metamorfose, ou *morphing*, pois são técnicas que proporcionam liberdade de especificação dos pontos de interesse pelo animador (é fácil para o animador estabelecer a correspondência entre as

imagens) e gera imagens suficientemente boas (que serão colocadas entre as imagens inicial e final, conhecidas como *inbetween*) de maneira eficaz.

Nos casos em que a suavidade para transformar a imagem é um requisito, a técnica de função base radial [7], [39] é indicada, já que sua principal característica é aproximar uma superfície dos pontos de controle de maneira suave. Todos os pontos de controle são considerados no remapeamento dos pixels e todos os pixels que tenham o mesmo raio de distância ao ponto de controle sofrem a mesma interferência. Assim, a técnica permite que as distorções sejam propagadas ponderadamente, ou seja, quanto mais distante do ponto de controle modificado, menor será a deformação na região e quanto mais próximo do ponto de controle maior o impacto da deformação na região. Sua suavização se deve exatamente a esta características, pois todos os pixels são influenciados, o que muda é o quanto eles vão sofrer com o deslocamento de cada ponto de controle. Além disso, o método de função base radial apresenta uma solução computacional relativamente simples, já que se restringe a solução de um conjunto de equações lineares.

Dentre todas as técnicas apresentadas na Seção 2.2 para realização de *warping* o presente trabalho optou pela técnica RBF que utiliza funções de base radial. Primeiramente porque o trabalho busca por técnicas que permitem maior liberdade na definição dos pontos de controle. Assim, a utilização de pontos ao invés de se utilizar malhas, ou linhas, foi estabelecida por não haver um limite na quantidade de pontos, pela liberdade na forma como estes pontos podem ser distribuídos, e, finalmente, pela facilidade que eles oferecem na realização da correspondência dos elementos entre as imagens original e final. Além disso, tal técnica produz resultados de boa qualidade já que todos os pontos interferem em toda imagem, ocorrendo suavização conforme o distanciamento da região. Tal característica é importante para o projeto dado que em se tratando de face qualquer deformação gerada de maneira grosseira pode prejudicar a consideração da imagem como não sendo de uma face. Finalmente, a função de base radial é uma solução computacional relativamente simples de ser implementada e o projeto não possui restrições de performance ou limitação no tempo de execução. Tais características demonstram que a técnica escolhida é a mais adequada para o desenvolvimento deste trabalho.

Os capítulos seguintes apresentam a descrição da metodologia desenvolvida para realizar a melhoria da atratividade em imagens 2D.

Capítulo 3

Metodologia para aumentar a atratividade dos rostos em imagens

O presente trabalho consiste no desenvolvimento de uma metodologia para manipulação e transformação de imagens fotográficas contendo rostos de pessoas, com a finalidade de aperfeiçoar a imagem destes rostos, tornando-os mais atrativos. Para isso, foram explorados dois aspectos diferentes a fim de aumentar a atratividade dos rostos contidos nas imagens. O primeiro deles é o aspecto geométrico; nele utiliza-se parte do processo sugerido em [31] e são realizadas mudanças geométricas nas imagens de faces em que se deseja aumentar a atratividade. O segundo deles é o aspecto de uniformidade da pele; nele os pixels pertencentes à pele do rosto têm sua cor alterada, com base nos conceitos apresentados em [45].

A metodologia pode ser dividida em três grandes etapas. A primeira delas é identificada como “Formação do Conjunto de Treinamento”. Essa etapa é responsável pela preparação dos dados necessários para realizar os processos de melhoria. Essa etapa inicial abrange a construção de uma base de imagens de rostos, a marcação de pontos de interesse em todos os rostos das imagens, e o cálculo das distâncias entre estes pontos. Nessa fase também é realizada a avaliação do grau de atratividade dos rostos das imagens. Esta avaliação é identificada no trabalho como “pré-avaliação”, pois é feita antes dos processos de melhoria. Na pré-avaliação, voluntários classificaram todas as imagens de rostos segundo sua atratividade.

A segunda etapa é responsável pela mudança da geometria dos rostos. Denominada neste trabalho

como “Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Geometria”, esta etapa tem como finalidade alterar a geometria original do rosto na imagem, tornando-o mais atrativo. Para realizar tal melhoria, são utilizadas as informações de grau de atratividade dos rostos e as distâncias entre os pontos de interesse, definidas na etapa anterior.

A última etapa, denominada neste trabalho de “Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Textura”, consiste na modificação das cores dos pixels da pele na região da face. Nesta fase, as modificações da face contida na imagem são caracterizadas pela suavização das cores na região de pele do rosto.

Neste capítulo é apresentada a metodologia empregada para melhoria da atratividade de rostos em imagens. Na Seção 3.1 é descrito o processo de formação do conjunto de treinamento. Na Seção 3.2 é descrito o processo de melhoria baseado na geometria da face. Em seguida, na Seção 3.3, é detalhado o processo de melhoria com base na alteração da textura da pele. E, finalmente, na Seção 3.4 são apresentados os comentários finais.

3.1 Formação do Conjunto de Treinamento

A formação do conjunto de treinamento é a etapa responsável por preparar os dados que serão utilizados nos processos de melhoria da atratividade de faces. A preparação dos dados consiste em quatro tarefas: formação da base de imagens, a pré-avaliação das imagens de rostos dessa base, a extração dos pontos de interesse destes rostos, assim como as medidas obtidas a partir destes pontos. O termo “conjunto de treinamento” é bastante comum no estudo de aprendizado de máquinas, e representa as informações necessárias para realizar o treinamento dos algoritmos. No processo de melhoria de atratividade baseado na geometria, o conjunto de treinamento utiliza as distâncias entre os pontos de interesse de todos os rostos e a média de atratividade associada a todos eles, para treinar os algoritmos de aprendizado. No processo de melhoria da atratividade baseado na textura, não são aplicados algoritmos de aprendizado. No entanto, optou-se por manter o termo “conjunto de treinamento”, pois as imagens e a localização dos pontos de interesse que são os dados utilizados nessa fase, também fazem parte da formação do conjunto de treinamento. Isto significa, portanto, que o conjunto de treinamento contém todas as imagens de rostos e seus respectivos pontos de interesse

localizados, distâncias entre estes pontos, e graus de atratividade. No entanto, nem todas as informações são utilizadas no mesmo processo: duas são utilizadas no processo de modificação da geometria (distâncias e média de atratividade) e as outras duas no processo de modificação da textura (imagens e localização dos pontos de interesse).

3.1.1 Formação da Base de Imagens

No contexto deste trabalho, foi criada uma base de imagens contendo rostos de pessoas. Estes rostos foram fotografados na posição frontal, em um ambiente controlado, com mesma iluminação e fundo. A faixa etária estabelecida foi entre 18 e 30 anos. Foram fotografados tanto rostos femininos quanto masculinos. A base de imagens obtida é utilizada para formar dois conjuntos de treinamento, separados por gênero. Imagens de rostos de mulheres fazem parte do conjunto de treinamento feminino e rostos de homens fazem parte do conjunto de treinamento masculino. Neste trabalho são consideradas 111 fotos de faces femininas e 156 fotos de faces masculinas. Mais detalhes de como a base de imagens foi construída para este trabalho encontra-se no Apêndice B.

3.1.2 Pré-Avaliação

A pré-avaliação foi realizada para estabelecer um grau de atratividade para cada rosto contido na base de imagens. Ela foi feita com voluntários que atribuíram um grau de atratividade a cada rosto da base de imagens. Os voluntários foram instruídos a atribuir uma nota maior caso considerasse o rosto mais atrativo, e uma nota menor caso considerasse o rosto menos atrativo. As notas variaram de 1 a 7. Após a realização da pré-avaliação, cada rosto recebeu um grau de atratividade associado, dado pela média aritmética das notas dadas a ele. Os detalhes de execução e implementação desta avaliação são apresentados no Apêndice C.

3.1.3 Extração dos Pontos de Interesse

Assim como a pré-avaliação, a extração dos pontos de interesse também foi realizada para cada um dos rostos pertencentes à base de imagens. Neste trabalho, os pontos de interesse foram estabelecidos em torno dos principais elementos da face: sobrancelhas, olhos, boca, nariz e contorno da face. A

Figura 3.1 apresenta um exemplo de um rosto marcado com os 71 pontos de interesse estabelecidos para este trabalho.

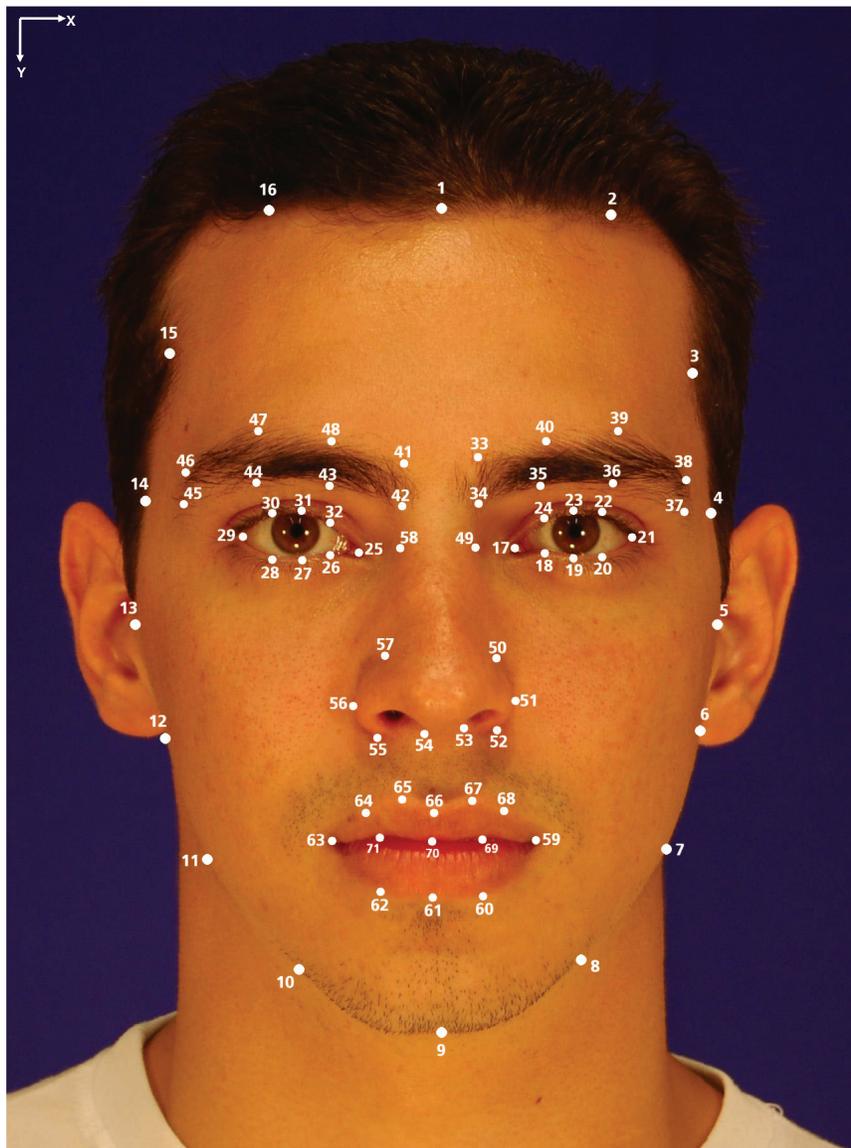


Fig. 3.1: Rosto marcado com os pontos de interesse estabelecidos para este trabalho.

É preciso identificar as coordenadas dos mesmos pontos de interesse em toda a base de dados criada, o que pode ser muito trabalhoso se realizado manualmente. Existe uma extensa literatura na área de extração desses pontos [23] [48], que busca auxiliar na execução dessa tarefa. Uma técnica amplamente utilizada tanto para imagens médicas quanto para imagens de faces é a técnica denominada *Active Shape Model* (ASM) [11]. Ela caracteriza-se por usar modelos estatísticos que descrevem

a forma do objeto a ser analisado. Existem variações dessa técnica, como [55] que foram estudadas e consideradas para este projeto como possíveis soluções para a extração dos pontos de interesse especificamente em rostos de pessoas. No entanto, estas técnicas ora não são robustas, nem precisas o suficiente, ora exigem um grande número de exemplos, como em [11], para produzir resultados satisfatórios. Como o trabalho não contou com uma ferramenta automática para extração desses pontos, e sendo necessária a coerência e precisão na detecção dos mesmos, optou-se por obter suas localizações de forma manual em todas as imagens.

Alinhamento dos Rostos nas Imagens

Antes de realizar a extração dos pontos de interesse, todas os rostos contidos na base de imagens foram alinhados segundo as pupilas. O objetivo desse alinhamento é facilitar a extração dos pontos de interesse e garantir que foram estabelecidas as mesmas condições para encontrá-los em todos os rostos.

Apesar dos rostos terem sido enquadrados durante a fase de captura, este enquadramento não garante que as pupilas estejam totalmente paralelas à margem da foto, justificando, assim, o processo de alinhamento para que o rosto fosse readequado de forma que as pupilas ficassem paralelas à margem horizontal da foto.

A primeira etapa para realizar este alinhamento é a detecção das pupilas nas imagens. A partir da localização das pupilas, fixou-se o valor da coordenada y (eixo vertical) da pupila direita, segundo o ponto de vista do fotografado, e realizou-se a transformação espacial necessária para que as pupilas ficassem alinhadas, ou seja, ambas com o mesmo valor de y fixado.

Localização dos Pontos de Interesse

Sobre as fotos alinhadas, os pontos de interesse em torno da face foram estabelecidos da seguinte forma: primeiramente obtém-se o ponto 9 (veja Figura 3.2). Este ponto é estabelecido de maneira aproximada, no limite inferior do contorno do queixo, dividindo-o ao meio, em geral é o ponto mais baixo do contorno da face. Em seguida, é estabelecida a localização do ponto 1 traçando uma reta perpendicular à base da imagem, e que passa pelo ponto 9. Esta reta irá cruzar o contorno da face na região superior, na área de divisão do rosto com o cabelo. Nesta intersecção é definido o ponto

1. Para os casos de rostos que possuem cabelos cobrindo este contorno limite de face/cabelo, foi estimada uma localização por observação. Os pontos 1 e 9 estabelecem o eixo vertical do rosto na imagem, veja Figura 3.2. Em seguida, calcula-se a distância entre 1 e 9, e exatamente na metade dessa distância estabelece-se os pontos 5 e 13 no eixo horizontal. Tendo os eixos vertical e horizontal centralizados na face, no cruzamento destes eixos estabelecem-se retas que dividem os quadrantes em quatro partes iguais, com um ângulo de $22,5^\circ$ entre cada reta. A localização dos pontos em torno do rosto é estabelecida no limite destas retas com o contorno do rosto, definindo um total de 16 pontos (veja Figura 3.2).

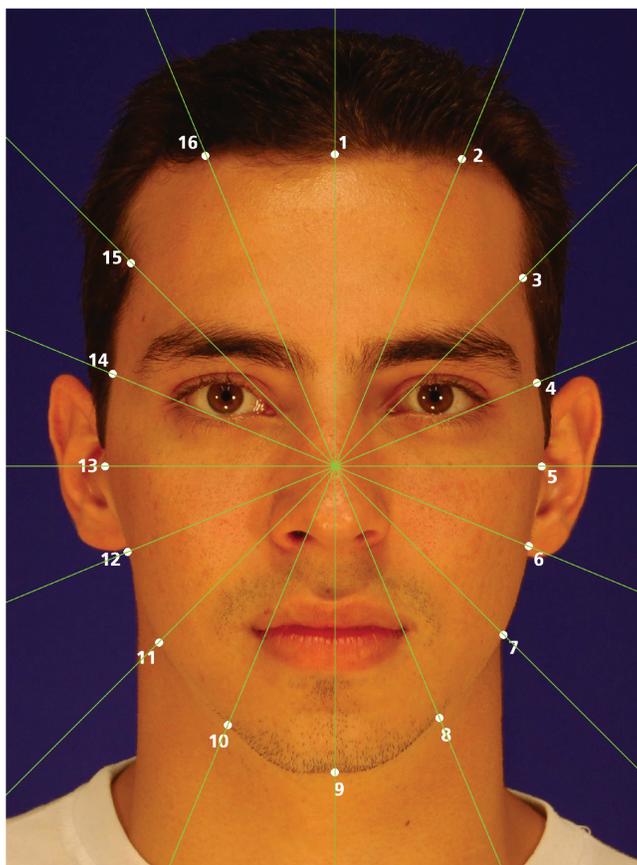


Fig. 3.2: Retas que definem os pontos de interesse em torno da face.

Em torno dos olhos são estabelecidos oito pontos de interesse. Estes pontos são definidos com base nos pontos de extremidade dos olhos. O primeiro passo para determinar os pontos de interesse do contorno dos olhos é estabelecer a localização dos pontos mais à direita e mais à esquerda de cada olho. A Figura 3.3 mostra a localização destes pontos no olho esquerdo (pontos 17 e 21), segundo

o ponto de vista da pessoa fotografada. Após estabelecer estes pontos, calcula-se a distância entre eles e divide-se esta por quatro. Cada divisão estabelece uma reta vertical. A localização dos pontos em torno do olho é estabelecida no limite destas retas com o contorno visível do globo ocular, veja Figura 3.3. Este processo é feito para os dois olhos.

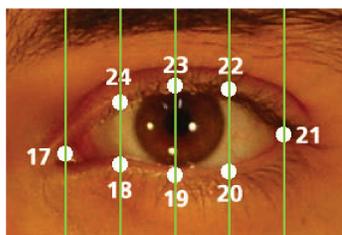


Fig. 3.3: Pontos de interesse em torno do olho.

Os pontos de interesse em torno da sobrancelha são obtidos de maneira semelhante. A diferença é que ao invés de se estabelecer apenas dois pontos iniciais são estabelecidos quatro pontos iniciais: dois definindo as extremidades do contorno superior da sobrancelha e dois pontos definindo as extremidades do contorno inferior da sobrancelha, conforme a Figura 3.4. Após definir estes extremos, a distância entre os pontos pertencentes à curva superior, assim como a distância entre os pontos pertencentes à curva inferior são divididas por três. O encontro dessa divisão com o limite da sobrancelha estabelece os pontos de interesse da sobrancelha, totalizando 8 pontos de interesse em cada uma delas.

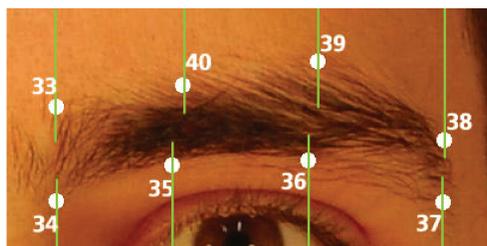


Fig. 3.4: Pontos de interesse em torno da sobrancelha.

Os pontos de interesse do nariz são determinados em torno do seu contorno. As alturas dos pontos 49 e 58 são estabelecidas conforme as alturas dos pontos externos dos olhos mais próximos ao nariz, respectivamente, 17 para o olho esquerdo e 25 para o olho direito. A localização horizontal desses pontos é dada pela diferença de cor dos pixels, já que a região dos olhos é mais escura do que a parte

alta do nariz. Os pontos 50 e 57 são determinados pelo limite de entrada da asa do nariz, também notada pela diferença de cor dos pixels (região mais escura). Os pontos 51 e 56 são os pontos que definem a região mais larga do nariz pelos extremos.

Os pontos 52, 53, 54 e 55 estão no contorno inferior do nariz e são definidos seguindo as narinas, conforme apresentado na Figura 3.5.

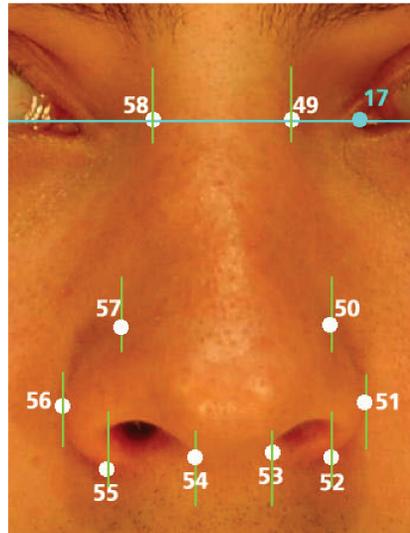


Fig. 3.5: Pontos de interesse em torno do nariz.

Os pontos de interesse em torno da boca utilizam as extremidades da boca (pontos 59 e 63), assim como os pontos centrais que definem o contorno V no lábio superior (pontos 65, 66 e 67), conforme a Figura 3.6. Tanto o contorno do lábio inferior, pontos 60, 61 e 62 quanto à divisão entre lábio inferior e superior, pontos 69, 70 e 71, são estabelecidos pela divisão por três da distância entre os pontos extremos da boca (59 e 63). No lábio superior, o ponto 64 é estabelecido no contorno da boca, na metade da distância entre os pontos 63 e 65. De forma similar encontra-se o ponto 68, que tem sua localização horizontal dada pela metade da distância entre os pontos 59 e 67.

3.1.4 Distâncias de interesse

Tendo os 71 pontos definidos no rosto, o processo faz uso das distâncias entre eles ao invés de trabalhar com suas coordenadas espaciais, pois é suposto que as proporções dessas medidas estão mais diretamente relacionadas ao grau de atratividade do rosto. Dessa forma, o tamanho dos elementos

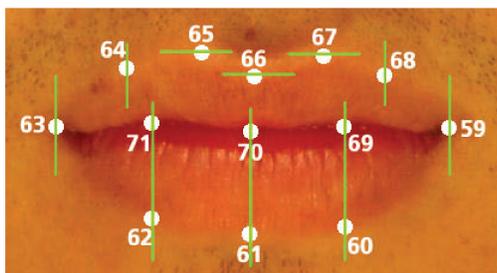


Fig. 3.6: Pontos de interesse em torno da boca.

contidos no rosto, assim como sua distribuição, são bons descritores da informação geométrica de uma face. Para estabelecer o conjunto de distâncias que contém tais informações geométricas é proposta a utilização de uma malha utilizando os pontos de interesse identificados anteriormente.

O algoritmo escolhido para a criação dessa malha é conhecido como triangulação de Delaunay [19]. Foram dados como entrada os 71 pontos determinados na etapa anterior, e a partir do algoritmo de triangulação estabelecidas 194 distâncias euclidianas na face. O algoritmo utilizado para esta triangulação busca maximizar o menor ângulo dos triângulos conforme a malha vai sendo construída. No entanto, para este projeto era necessário que as mesmas distâncias fossem estabelecidas para todos os rostos, não sendo possível a mudança de malha conforme a posição dos pontos de interesse de cada rosto. Quando o algoritmo de construção de malha é executado para diferentes faces, diferentes distâncias podem ser estabelecidas para cada uma delas; principalmente na faixa horizontal da imagem, onde encontram-se olhos e sobrancelhas, podem ter formações de triângulos diferentes de um rosto para outro. Por este motivo foi fixada uma mesma malha para todas as faces da base de imagens. Esta malha foi estabelecida a partir de um conjunto de testes feito com 10 rostos, onde se identificou uma malha comum para 6 destes. Esta malha comum, foi fixada para todos os rostos da base de imagens, independentemente dos triângulos que vão ser formados, a fim de garantir que são extraídas e comparadas as mesmas distâncias para todos os rostos. A Figura 3.7 apresenta um rosto com a malha estabelecida.

As distâncias do rosto são normalizadas pela raiz quadrada da área do rosto, procurando tornar as distâncias proporcionais, independentes de escala. A área do rosto é dada por aproximação à área da elipse, cujo eixo maior é definido pela distância entre os pontos de interesse 1 e 9, e o eixo menor pela distância entre os pontos 5 e 13 (veja Figura 3.2).

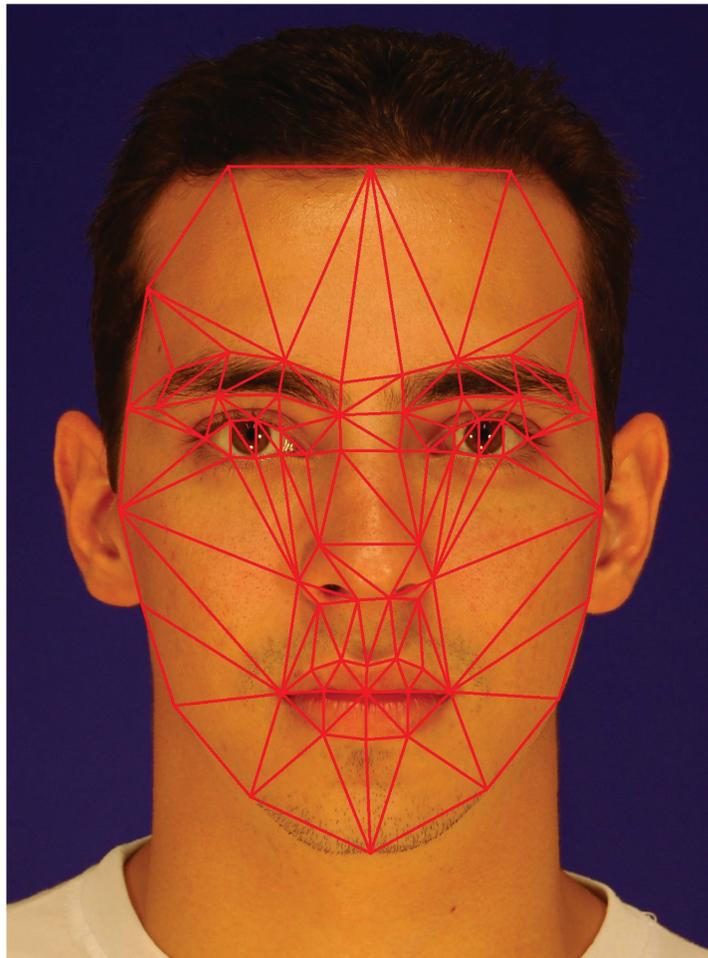


Fig. 3.7: Exemplo de rosto com a malha de distâncias estabelecida.

O grau de atratividade de cada um dos rostos da base de imagens e seu conjunto de distâncias compõem as informações do conjunto de treinamento do processo de melhoria da atratividade baseado na geometria. Tais informações do conjunto de treinamento são utilizadas nos algoritmos de aprendizagem para auxiliar a análise de como as medidas do rosto alvo devem ser alteradas a fim de obter um rosto mais atraente, e ainda próximo do original. Este mecanismo de melhoria da atratividade é descrito na próxima fase “Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Geometria”.

3.2 Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Geometria

A importância do formato do rosto e a distribuição e o tamanho de seus elementos (nariz, boca, olhos, sobrancelhas, etc.) é a base para a identificação de um rosto como sendo humano, além disso,

tais dados embutem informações relacionadas à atratividade da face. O aspecto geométrico é portanto de grande relevância para o caso de estudo deste trabalho, que propõe a alteração da geometria de faces para torná-las mais atrativas. Para tal modificação, foram considerados os conceitos apresentados em [31].

A Figura 3.8 apresenta o fluxo do processo de melhoria da atratividade de rostos em imagens baseado na geometria. Este processo tem como entrada a imagem do rosto alvo a ser melhorada e o conjunto de treinamento criado anteriormente, na fase “Formação do Conjunto de Treinamento”, contendo a base de imagens com seus respectivos graus de atratividade e distâncias de interesse. Devem ser extraídos do rosto alvo seus pontos de interesse, assim como as distâncias relativas a estes pontos. Tais dados devem ser extraídos do rosto alvo de forma análoga a como foi realizado para os rostos do conjunto de treinamento, apresentado nas Seções 3.1.3 e 3.1.4. O núcleo desse mecanismo está baseado em duas técnicas de aprendizado: a KNN (*K-Nearest Neighbor*), e a SVR (*Support Vector Regression*), ambas utilizando o mesmo conjunto de treinamento.

A técnica KNN é utilizada para gerar novos formatos de rostos para um rosto alvo. Estes novos formatos são baseados nos rostos vizinhos mais próximos ao rosto alvo. Além do fator proximidade, também será levado em conta o grau de atratividade de tais rostos a fim de realizar uma ponderação considerando ambos: proximidade e atratividade. O interessante dessa técnica é que, por ponderar os rostos vizinhos mais próximos e atraentes em relação ao rosto alvo, garante que os novos formatos de rostos gerados sejam semelhantes ao rosto alvo. Assim, os novos formatos de faces propostos por tal técnica tendem a se manter mais próximas do rosto original.

Já a técnica SVR é relevante na escolha de um dos novos formatos propostos pelo KNN. Considerando que o KNN irá gerar novos formatos de rostos baseado nos K-vizinhos, como escolher qual destes formatos é o mais atraente? Para realizar essa tarefa, o SVR é treinado com um conjunto de imagens contendo seu formato e seu grau de atratividade associado; e com base nesse treinamento é feita a avaliação dos novos formatos de rostos proposto pelo KNN. O formato de rosto que obtiver a melhor nota, segundo o SVR, será o formato considerado para a modificação do rosto alvo.

A última parte do processo consiste em aplicar as novas distâncias encontradas na imagem alvo, mapeando os pontos de interesse para as suas novas localizações. O novo conjunto de distâncias mais bem avaliado pelo SVR tem suas distâncias convertidas novamente em localização de pontos

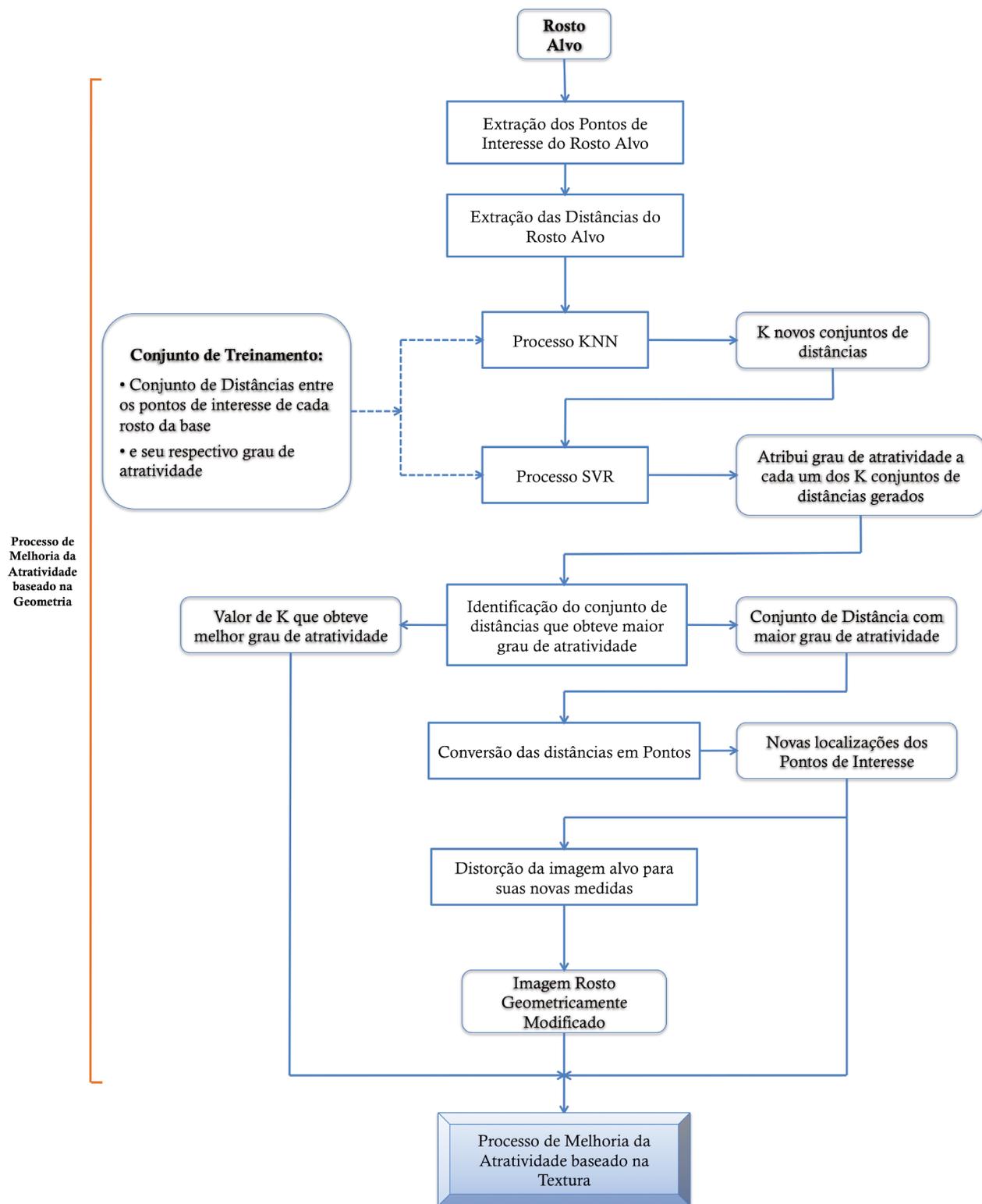


Fig. 3.8: Fluxo do Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Geometria.

de interesse. Possuindo a localização original dos pontos de interesse e a nova localização destes pontos, a alteração da imagem é realizada pela técnica de *warping* utilizando função de base radial. Tal técnica é responsável por distorcer a imagem original, reposicionando os pontos de interesse nas posições que maximizam a nota de atratividade da imagem alvo. Tal técnica permite que as distorções sejam suaves e que as regiões ao redor dos pontos de interesse também sejam influenciadas. Em seguida são apresentadas de maneira mais detalhada as etapas apresentadas no fluxo do processo de melhoria da atratividade baseado na geometria.

3.2.1 KNN

A técnica de aprendizado KNN é utilizada para gerar novos valores para distâncias do rosto alvo. A geração dessas novas medidas para um determinado rosto será feita com base nos K vizinhos mais próximos a esse rosto e que possuem melhor avaliação do grau de atratividade. A busca por estes K vizinhos é feita dentro do conjunto de treinamento. O algoritmo recebe como entrada o conjunto de medidas do rosto alvo (rosto que se deseja tornar mais atraente) e também as informações do conjunto de treinamento, que contém o conjunto de medidas de todos os rostos, assim como seus respectivos graus de atratividade. É importante salientar que o rosto alvo não faz parte do conjunto de treinamento, logo suas informações de medidas e atratividade não entram no processo de aprendizado.

Dadas as entradas, o conjunto de medidas do rosto alvo são comparadas com o conjunto de medidas de todos os rostos do conjunto de treinamento. O objetivo dessa análise é verificar quais rostos possuem medidas mais próximas ao rosto alvo. O conjunto que contém todas as distâncias que definem o rosto alvo é representado pelo vetor v . Os conjuntos de distâncias que representam cada uma das faces contidas no conjunto de treinamento são representadas pelo vetor v_i , sendo v_i o vetor com as distâncias euclidianas do i -ésimo rosto do conjunto de treinamento, com i variando de 1 até o total de imagens pertencentes ao conjunto de treinamento. É calculado o módulo da diferença do vetor de distâncias do rosto alvo com os vetores de todos os rostos do conjunto de treinamento, veja Equação 3.1. Em seguida, são somados os módulos das diferenças calculados para cada um dos rostos comparados; este valor final é que define o quão próximo cada rosto do conjunto de treinamento está do rosto alvo.

$$\begin{aligned}
v &= \{d_1, d_2, \dots, d_{totaldistancias}\} \\
v_i &= \{d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{itotaldistancias}\} \\
|v - v_i| &= \{|d_1 - d_{i1}|, |d_2 - d_{i2}|, \dots, |d_{totaldistancias} - d_{itotaldistancias}|\} \\
s_i &= \sum |v - v_i| = |d_1 - d_{i1}| + |d_2 - d_{i2}| + \dots + |d_{totaldistancias} - d_{itotaldistancias}|
\end{aligned} \tag{3.1}$$

A soma das diferenças entre as medidas dos rostos é responsável por caracterizar a semelhança entre os rostos, já que se esse valor for pequeno significa que as medidas entre os rostos eram próximas e suas diferenças pequenas; e ao contrário, se o valor for alto, significa que existe uma diferença maior entre as medidas dos rostos, estando, portanto, mais afastados.

Considerando os valores que definem o quão próximos os rostos do conjunto de treinamento estão do rosto alvo, o próximo passo é fazer uma ponderação desses rostos, considerando além de sua proximidade ao rosto alvo o seu grau de atratividade. Todos os rostos do conjunto de treinamento recebem um peso w , que é uma medida da relevância desse rosto dentro do conjunto de treinamento em relação ao rosto alvo. Tal critério de relevância é apresentado na Equação 3.2, sendo w_i o peso dado ao i -ésimo rosto do conjunto de treinamento, b_i o seu grau de atratividade, e $|v - v_i|$ o cálculo apresentado na Equação 3.1.

$$w_i = \frac{b_i}{s_i} \tag{3.2}$$

A partir dessa ponderação, os rostos do conjunto de treinamento são ordenados por ordem decrescente de relevância, garantindo que, quanto mais atraente e mais próximo do rosto alvo o rosto do conjunto de treinamento estiver, mais relevante ele será.

Uma vez ordenados os rostos do conjunto de treinamento conforme sua relevância, o próximo passo é calcular o conjunto de novas distâncias conforme os K vizinhos mais próximos.

A Equação 3.3 apresenta o cálculo das novas distâncias do rosto alvo $v_k (k = 1, \dots, K)$.

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^k w_i v_i}{\sum_{i=1}^k w_i} \tag{3.3}$$

Por exemplo, para $k = 1$ considera-se o vizinho que teve maior peso, e que é, portanto, mais

próximo ao rosto alvo e mais atrativo; para $k = 2$ são considerados os dois vizinhos que obtiveram o maior peso, e que são, portanto, os mais próximos ao rosto alvo e mais atrativos; e assim por diante, até k atingir o valor determinado. Neste trabalho, a critério de teste, este valor foi estabelecido como sendo o número total de rostos pertencentes ao conjunto de treinamento. Mas este valor pode ser determinado conforme o limite de processamento e o interesse do projeto. Nos casos em que o conjunto de treinamento é muito extenso, pode-se impor um limite ao valor de K , pois como a atratividade diminui e o distanciamento entre os rostos aumenta, pode não ser interessante para o sistema de atratividade considerar toda a extensão de rostos do conjunto de treinamento. O estudo do impacto do valor de K no ganho de atratividade e no custo computacional deve ser tratado em trabalhos futuros.

No final desta etapa são gerados os K novos conjuntos de distâncias, representados na Figura 3.8 pelo bloco “ K novos conjuntos de distâncias”. É necessário, então, decidir qual desses novos conjuntos é o melhor, o mais adequado para tornar o rosto alvo mais atraente. Para isso é utilizada a técnica de aprendizado SVR. Esta técnica é responsável por atribuir uma nota a todos os novos conjuntos de medidas de rosto gerados pela técnica KNN e representadas aqui por v_k .

3.2.2 SVR e Conversão de distâncias em pontos

Como apresentado no Apêndice A, o SVR é um método de aprendizagem estatística que, baseado numa série de exemplos, torna-se capaz de prever o resultado de novas amostras. Neste trabalho foi utilizada a implementação disponível em [4]. Nesta fase, o SVR é treinado com as informações do conjunto de treinamento, contendo os conjuntos de medidas de todos os rostos (totalizando 194 distâncias) e seus respectivos graus de atratividade. A partir deste conjunto de treinamento, o SVR gera uma função capaz de avaliar as novas amostras de entrada, compostas por todos os $v_k (k = 1, \dots, K)$ gerados anteriormente. Assim, para todos os conjuntos de distâncias $v_k (k = 1, \dots, K)$ são atribuídos um grau de atratividade.

Com todos os $v_k (k = 1, \dots, K)$ avaliados, é possível identificar qual é o valor de k associado à maior nota de atratividade; esta informação é relevante, pois será utilizada na fase de “Melhoria da Atratividade baseada na Textura”.

Finalmente, dentre todos os conjuntos de distâncias gerados, o conjunto de medidas v_k que obtém

a maior nota atribuída pela técnica SVR é o conjunto escolhido para transformação do rosto alvo.

Para este conjunto de distâncias escolhido, é desfeita a normalização segundo a raiz quadrada da estimativa da área do rosto alvo. A normalização dessas medidas foi feita anteriormente, no momento em que as distâncias foram extraídas para serem utilizadas como dados no conjunto de treinamento, apresentado na Seção 3.1.4.

Com o conjunto de medidas melhor avaliado, já desnormalizado, entra-se na fase de “Conversão das distâncias em pontos”, como apresentado na Figura 3.8. Para realizar a mudança da imagem de entrada é necessário transformar essas novas distâncias em localizações de pontos de interesse.

Para isso é resolvida a otimização apresentada na Equação 3.4. Nessa equação, $p_i = (x_i, y_i)$ são as novas posições dos pontos de interesse a serem determinadas e N o total de pontos de interesse. Para encontrar boas soluções para esta equação é necessária uma boa aproximação para os valores iniciais de p , o que de fato o projeto possui, já que a localização original dos pontos de interesse foram extraídas na fase inicial do processo.

A solução da equação 3.4 também utiliza elementos de três matrizes diferentes: a matriz de conectividade C , a matriz de formas A , e a matriz de novas distâncias D . Estas matrizes possuem dimensão $N \times N$, onde N é o número de pontos de interesse.

A matriz de conectividade C , é responsável por estabelecer quais pontos formam arestas entre si (as arestas foram determinadas pela triangulação de Delaunay e podem ser vistas na Figura 3.7. Seu elemento c_{ij} possui valor 1, caso exista uma aresta ligando o ponto i ao ponto j , e valor 0 caso contrário. Se i e j têm o mesmo valor, não existe aresta entre o próprio ponto e o valor de c_{ij} também é zero.

O objetivo da matriz de formas A é manter maior consistência entre os componentes da face: olhos, sobrancelhas, nariz, boca e contorno da face. Seu elemento α_{ij} possui um peso maior caso exista uma aresta entre os pontos i e j , e estes pontos façam parte do mesmo componente do rosto - por exemplo, tanto o ponto i quanto o ponto j estão localizados no contorno da face e possuem uma aresta os conectando - o peso arbitrado para estes casos é $\alpha_{ij} = 10$. Seu peso diminui para valor 1, caso exista a aresta, mas os pontos i e j não pertencem ao mesmo componente do rosto - por exemplo, existe uma aresta entre os pontos i e j , mas o ponto i pertence ao olho e o ponto j ao contorno da face. E seu peso é nulo, caso não exista aresta entre os pontos i e j .

A matriz de novas distâncias D contém as novas distâncias calculadas. Para cada rosto alvo, foram calculados novos conjuntos de distâncias, segundo a Equação 3.3; destes conjuntos, foi escolhido o que obteve melhor grau de atratividade segundo SVR. Os novos valores de distâncias apresentados por este conjunto são utilizados para criar a matriz D . Caso exista uma aresta ligando o ponto i ao ponto j , o elemento d_{ij} da matriz D , recebe o valor da nova distância encontrada para a aresta que conecta o ponto i ao ponto j . Caso os pontos i e j não estejam conectados, ou $i = j$, então $d_{ij} = 0$.

Os pontos de interesse possuem uma determinada numeração para todos os rostos. Por essa numeração é possível saber quais são os pontos que estão interconectados e a qual elemento estes pontos pertencem.

$$E(p_1, \dots, p_N) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ij} \alpha_{ij} (\|p_i - p_j\|^2 - d_{ij}^2)^2 \quad (3.4)$$

Neste trabalho, a Equação 3.4 foi resolvida utilizando a função *lsqnonlin* do programa Matlab, capaz de resolver problemas não-lineares pelo método dos mínimos quadrados. Para isso, foi desenvolvido um programa em Matlab onde foram estabelecidos os parâmetros descritos anteriormente, e utilizada a função *lsqnonlin*, no qual as entradas eram a localização original dos pontos de interesse e a função apresentada na Equação 3.4, e sua saída retornava as novas localizações dos pontos de interesse.

Foram sugeridos valores para os parâmetros descritos nesta equação, no entanto cabe aqui um estudo investigativo futuro para analisar quais os melhores valores para os mesmos.

3.2.3 *Warping*

A última parte do processo consiste na aplicação das modificações encontradas à imagem alvo, mapeando os pontos de interesse para as novas posições encontradas. Esta parte do sistema é baseada na técnica de *warping* utilizando função de base radial, como já discutido no Capítulo 2 e representado na Figura 3.8 pelo bloco “Distorção da imagem alvo para suas novas medidas”. A etapa anterior que determina as novas localizações dos pontos de interesse é fundamental para esta fase, pois as funções de base radial utilizam os pares (original-destino) dos pontos de interesse para realizar a alteração. Assim, para todo ponto de interesse estabelecido na imagem original, deve haver um ponto

correspondente na imagem final. A partir destes pares é realizada a distorção da imagem. A função de base radial considera todos os pontos de interesse no remapeamento dos pixels e garante que o pixels que estão no mesmo raio de distância de um determinado ponto de controle sofram a mesma influência.

Esta técnica permite a utilização de diferentes funções base. Com o objetivo de identificar qual destas funções melhor se adequava à proposta do projeto, foram testadas diferentes funções de base radial: Gaussiana [18], Franke [17], B-Spline [18], Hardy [21] e Ruprecht [39]. As esquações dessas funções foram apresentadas no Capítulo 2, na Seção 2.2. Na sequência são apresentados e discutidos os resultados produzidos por cada uma dessas funções, veja Figura 3.9.

Todas essas funções possuem parâmetros que podem ser controlados e que alteram a influência local/global dos pontos de interesse. A função gaussiana pode ter uma influência mais local ou mais global, dependendo do valor de σ . Quanto menor o valor de σ , maior a influência localizada, e quanto maior seu valor, maior a influência globalizada. No entanto, apesar da função gaussiana permitir este controle, ela não resultou numa boa opção para o presente projeto, conforme pode ser visto na Figura 3.9(b). Avalia-se que o fato dos pontos de interesse não possuírem uma distribuição uniforme no rosto contribua para este resultado insatisfatório, já que existe uma grande concentração de pontos na região olhos/sobrancelhas. Fato semelhante ocorre para função de Franke, veja Figura 3.9(c) que utiliza a mesma função, propondo mudança unicamente no cálculo para o valor de σ .

A função B-Spline não se apresentou como uma solução boa suficiente para o presente trabalho, pois gera distorções não suaves no rosto. A explicação para este acontecimento é semelhante à explicação da gaussiana. Por ser uma função que estimula a baixa influência em regiões mais afastadas dos pontos de interesse, e uma grande influência local desses pontos, ocorre uma distorção excessiva onde os pontos de interesse estão mais esparsos (veja Figura 3.9(d)), sendo uma proposta mais interessante para os casos em que a distribuição dos pontos de controle tendem a ser mais uniforme.

Tanto a função de Hardy quanto a de Ruprecht são funções multiquadráticas, mudando entre elas apenas a maneira de calcular o parâmetro δ . As funções multiquadráticas se diferenciam das funções anteriores pois possuem natureza mais global e diminuem a influência dos pontos de controle conforme o distanciamento do ponto na imagem de forma gradual. Apesar de cada uma delas definir de maneira diferente o cálculo do parâmetro δ (veja Seção 2.2), ambas produzem resultados interes-

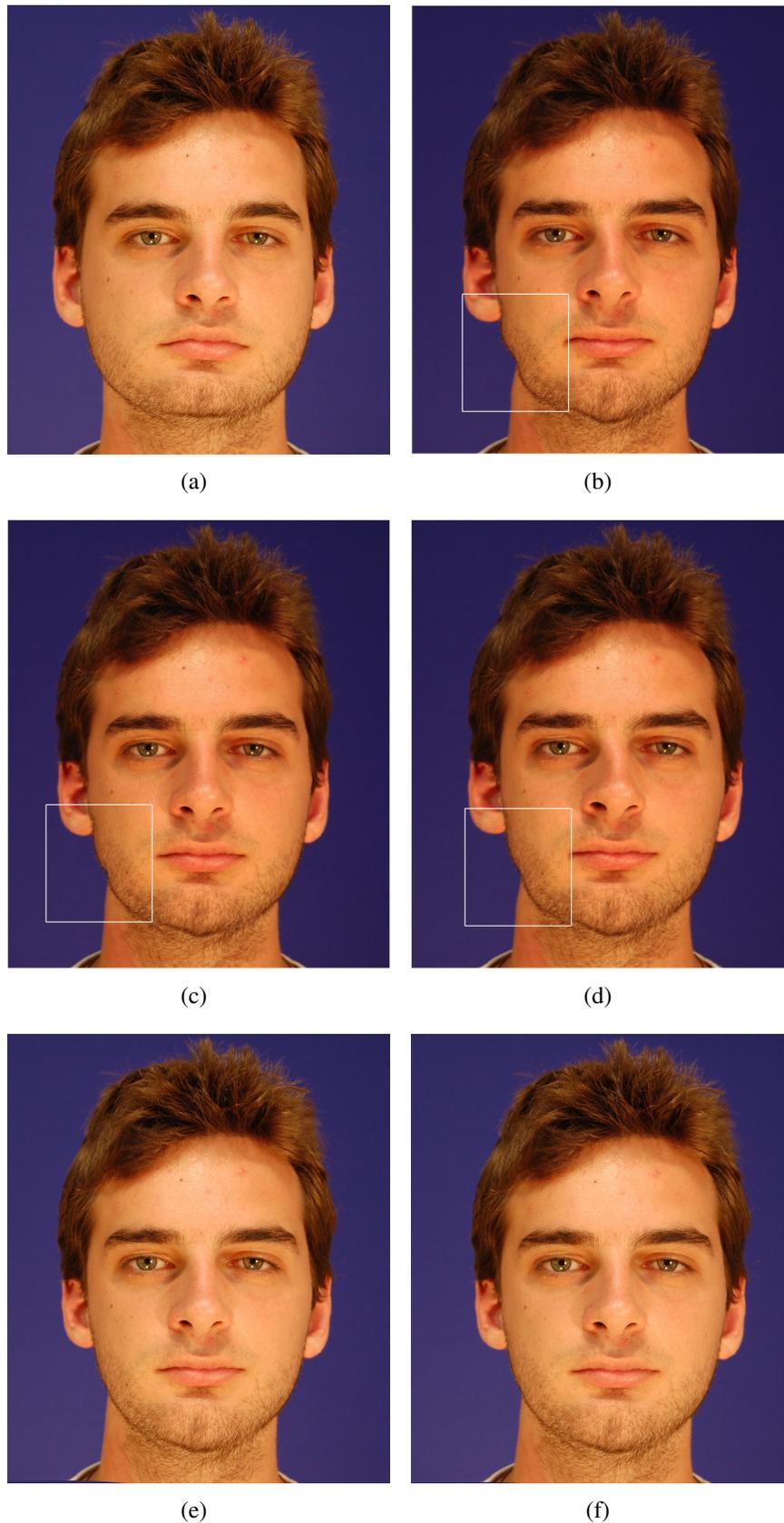


Fig. 3.9: Comparativo dos resultados de *warping* utilizando diferentes funções base radial (a) Original; (b) Gaussiana; (c) Franke; (d) B-Spline; (e) Hardy e (f) Ruprecht.

santes, já que a nova imagem gerada não apresenta anomalia visível que descaracterize o rosto, veja Figuras 3.9(e) e 3.9(f).

As funções de Hardy e Ruprecht foram comparadas realizando distorções drásticas nas imagens. Entende-se por distorções drásticas um grande deslocamento dos pontos de interesse. A geração de deslocamentos foi feita de maneira aleatória, com a finalidade de teste, sendo estes deslocamentos bem maiores do que os que foram observados no processo de melhoria da atratividade geométrica. Estes testes produziram resultados, como o exemplo apresentado na Figura 3.10, nos quais a função de Hardy produz artefatos visuais marcantes, uma espécie de “buraco” na imagem (veja Figura 3.10(a)), enquanto que a função de Ruprecht não produz esse tipo de artefato. Dessa forma, através da comparação visual dos resultados produzidos, optou-se por utilizar neste trabalho a função de Ruprecht.

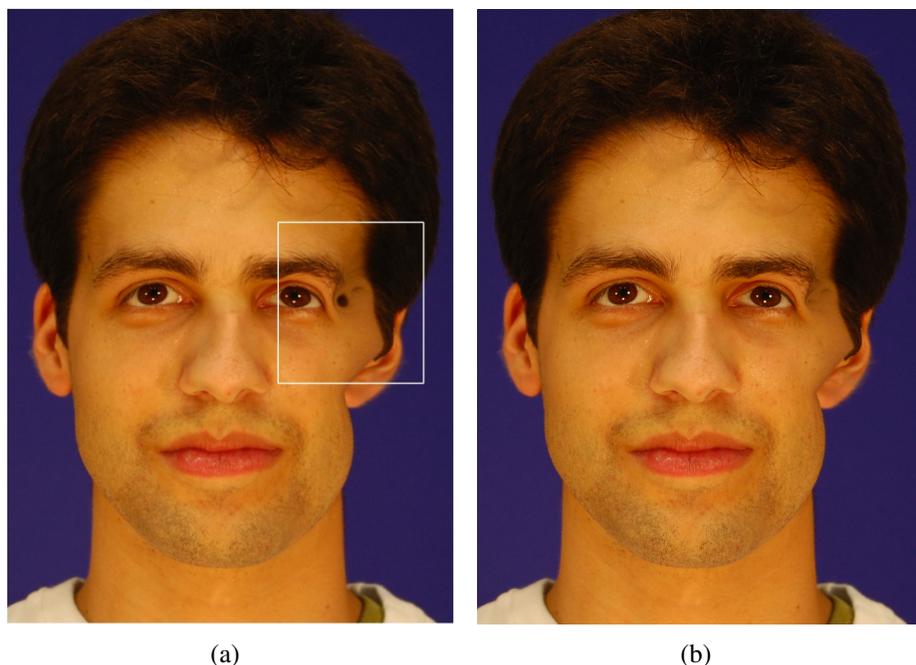


Fig. 3.10: Distorção drástica do rosto (a) Utilizando a função de Hardy (b) Utilizando a função de Ruprecht.

Como o olho é um elemento fundamental na face, e qualquer distorção, por mínima que seja, produz um aspecto de rosto manipulado, com a sensação de que não é uma face real, optou-se por não fazer a distorção geométrica nos pontos dos olhos. Portanto, é importante destacar que os pontos 17 a 32 mantiveram sua localização inicial na fase de *warping*.

3.3 Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Textura

A pele do rosto tem papel importante na atratividade, principalmente sob dois aspectos: o primeiro deles é a coloração, sinônimo de saúde, e o segundo deles é a suavidade da superfície, sinônimo de cuidado e beleza. Considerando estes aspectos, o presente trabalho considera que a alteração do padrão de cores dos pixels na região de pele da face pode contribuir para o aumento de sua atratividade. Dessa forma, é proposta uma abordagem para realizar a alteração do padrão de cores destes pixels a fim de conseguir um ganho de atratividade adicional ao geométrico.

Durante a fase de pré-avaliação dos rostos, o grupo de pessoas que realizaram tal teste, avaliaram os rostos segundo seu grau de atratividade analisando uma imagem colorida. O que significa que ao avaliarem o grau de atratividade de cada rosto levaram em consideração um conjunto de características maior, não se restringindo apenas à análise geométrica. Afinal, uma imagem colorida de um rosto revela mais do que aspectos geométricos, revela também características de cor e textura de pele, cabelo, olhos, que os compõem nas imagens.

A alteração da textura proposta neste trabalho se limita à modificação exclusivamente da textura da pele.

Baseada nas cores dos pixels da pele dos K vizinhos que contribuíram na etapa anterior para a melhora geométrica do rosto alvo, apresentada na Figura 3.8, será realizada a alteração de textura da pele na imagem de rosto geometricamente modificado. Tal escolha se justifica pelo fato de que na etapa anterior os K vizinhos são ponderados segundo dois quesitos: proximidade geométrica do rosto alvo e grau de atratividade associado. Como o grau de atratividade leva em consideração o conjunto geral de características do rosto e não apenas a geometria, optou-se por levar em consideração a textura de pele destes mesmos K vizinhos a fim de alterar a textura de pele do rosto geometricamente modificado.

O processo de alteração da textura pode ser dividido em 3 etapas: “Criação de Máscaras”, “*Warping* das imagens dos rostos dos K vizinhos” e “Composição da imagem final” (veja Figura 3.11).

Na etapa “Criação de Máscaras”, apresentada no fluxograma da Figura 3.11, são geradas diferentes máscaras com a finalidade de produzir uma máscara final que delimita a região de pele do rosto. Para isso, é utilizada a localização dos pontos de interesse para delimitar o contorno dos componentes do rosto, veja Figura 3.12.

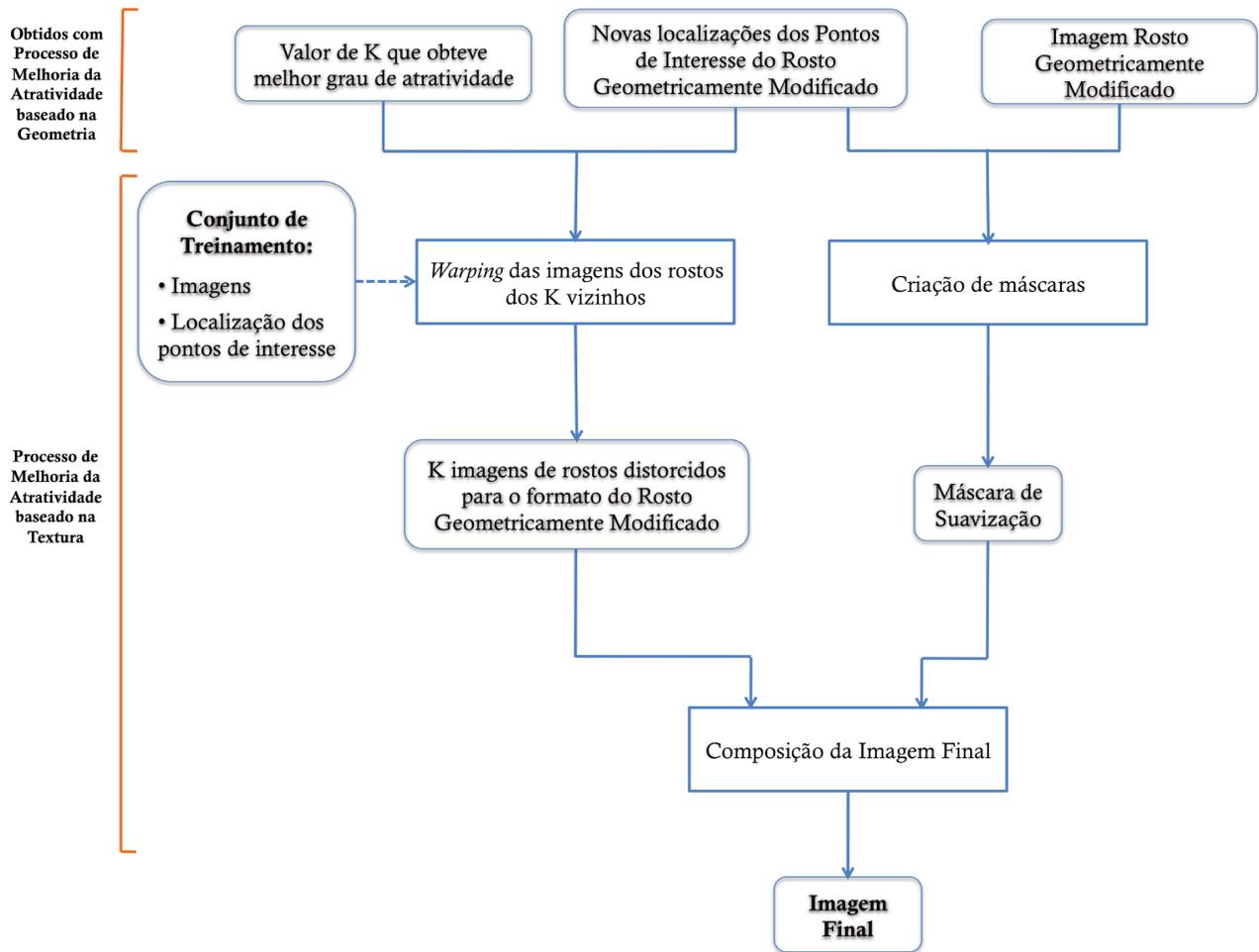


Fig. 3.11: Fluxo do Processo de Melhoria da Atratividade baseado na Textura.

No trabalho apresentado em [45], busca-se melhorar a atratividade dos rostos utilizando o conceito de rosto médio. Para gerar novos rostos, aproximando-os do rosto médio é utilizado o conceito de média dos pixels para fazer ambas as alterações de textura e formato. As imagens resultantes desse trabalho tem os seus contornos borrados, deixando evidente que é uma imagem manipulada. Além disso, esse trabalho utiliza um grande número de pontos de interesse, totalizando 179 pontos. Apesar do presente trabalho emprestar o conceito de média dos pixels apresentado em [45], o objetivo do presente trabalho é manter a imagem gerada o mais próxima possível de uma foto real, mantendo a imagem do rosto consistente, sem bordas borradas, para não transparecer ao observador a certeza de que a foto foi manipulada. Por esta razão, a etapa de criação de máscara tem papel fundamental, pois permite que seja feita alteração exclusivamente nas regiões de interesse que se restringem à pele do

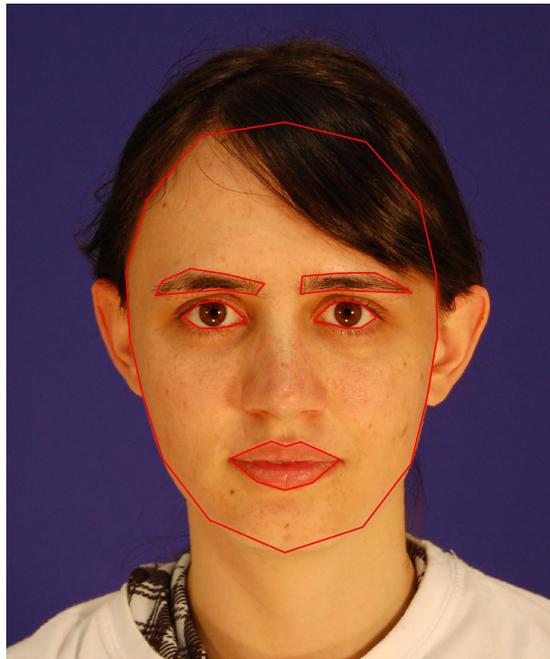


Fig. 3.12: Contorno de todos os Elementos do Rosto.

rosto.

A primeira máscara a ser gerada é a “Máscara de Contorno do Rosto”, veja Figura 3.13. Esta máscara contém o contorno do rosto segundo a localização dos pontos de interesse.

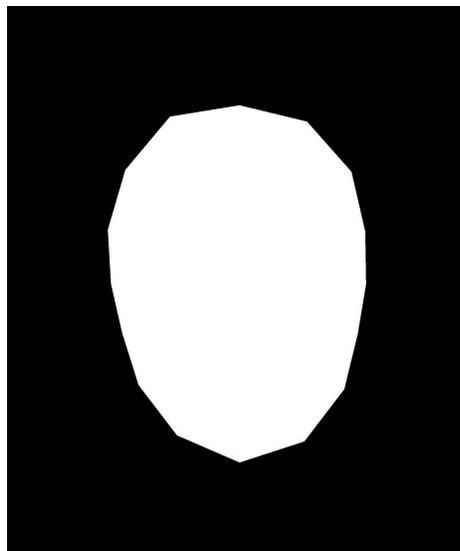


Fig. 3.13: Máscara de Contorno do Rosto.

Além dessa, é criada uma máscara pelo *threshold* da imagem, denominada “Máscara de Th-

reshold”. Como no caso do rosto apresentado na Figura 3.12, a face pode não estar totalmente à mostra. Pode ocorrer, em algumas imagens, do cabelo cobrir parte da região de pele do rosto. Como este fato pode interferir na composição final da imagem, dando um aspecto falso de imagem manipulada, optou-se por criar esta máscara a partir do *threshold* da imagem original. Caso a região da pele esteja parcialmente coberta, esta máscara auxiliará a preservação da cor original dos pixels do cabelo.

O valor de *threshold* varia de acordo com a cor do cabelo apresentado na imagem. Para determinar tal valor, a imagem original é convertida em tons de cinza. Em seguida, obtém-se a média dos tons de cinza dos pixels da região do cabelo. Este valor foi obtido considerando a média dos tons de cinza dos pixels vizinhos ao pixel localizado em $(X_1, Y_1 - 50)$, onde (X_1, Y_1) é a coordenada do ponto de interesse 1, veja Figura 3.1. Foram considerados 10 vizinhos à direita, 10 à esquerda, 10 acima e 10 abaixo desse pixel. O valor da média dos tons de cinza dos pixels destes vizinhos foi utilizada como *threshold*. Todos os valores de pixel menores ou iguais ao valor de *threshold* são coloridos de preto, e todos os maiores são coloridos de branco. Em seguida, é aplicado o filtro de média, com vizinhança 30x30, para suavizar as bordas, a imagem resultante é binarizada com limiar de 50%, além disso são eliminados os elementos internos do rosto. Em particular, neste trabalho, foi utilizada a função *imfill* do programa Matlab, para remover os elementos internos do rosto (veja Figura 3.14).

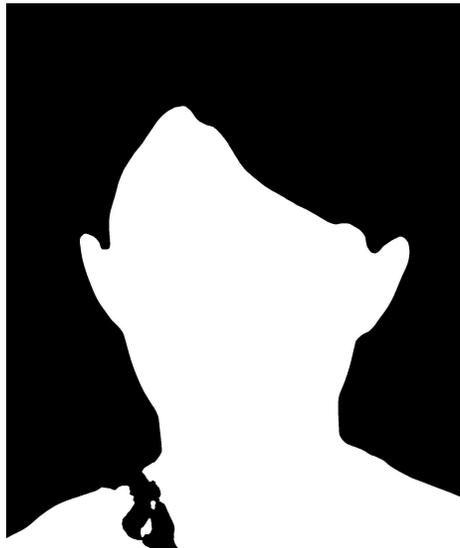


Fig. 3.14: Máscara de Threshold.

Com a intersecção das imagens da “Máscara de Contorno do Rosto” e da “Máscara de Threshold” é gerada uma máscara que determina o contorno da região do rosto que contém pele, denominado

“Máscara de Pele”, veja Figura 3.15.

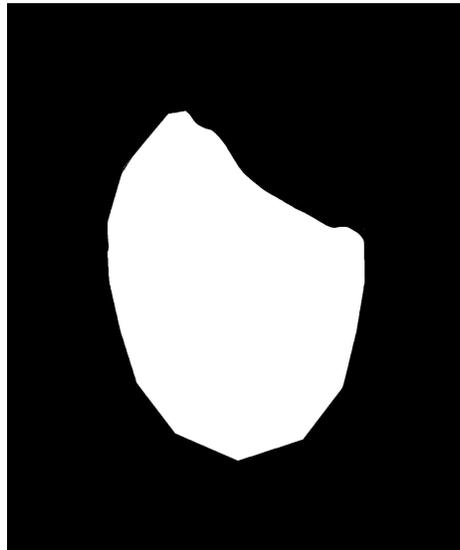


Fig. 3.15: Máscara de Pele.

A fim de extrair o contorno da região do rosto que contém pele, são geradas duas imagens a partir da imagem “Máscara de pele”. Uma delas consiste na dilatação dessa máscara e a outra na erosão dessa máscara - ambas operações consideraram elemento de vizinhança 7X7. A partir da subtração da imagem erodida da imagem dilatada é gerada uma nova imagem contendo o contorno do rosto, veja Figura 3.16.

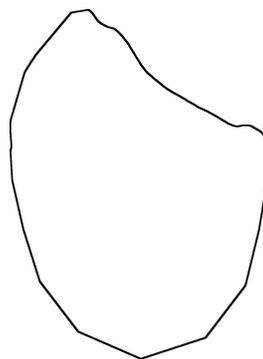


Fig. 3.16: Contorno de Pele.

A esta imagem do contorno do rosto são adicionados os contornos dos elementos internos da face:

sobrancelhas, olhos e bocas, utilizando as localizações estabelecidas pelos pontos de interesse destes elementos, resultando numa imagem contendo todos os contornos, veja Figura 3.17.

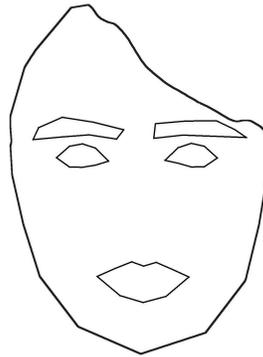


Fig. 3.17: Contorno dos Elementos do Rosto.

A partir dos contornos dos elementos apresentados na Figura 3.17, é gerada uma “Máscara de Suavização”. Esta máscara é criada para garantir que as bordas entre pele e o resto da imagem não fiquem marcadas no contorno. Essa suavização é gerada em todos os contornos de elementos, menos na região dos olhos pois os pontos foram definidos em torno do globo ocular, que difere significativamente da região de pele. Tal situação não ocorre nos contornos das sobrancelhas e boca, onde a região de pele se mistura ao contorno destes elementos.

Para a criação dessa máscara, próximo aos contornos, é gerada uma variação gradual onde quanto mais próximo o pixel está da borda, menor sua probabilidade de ser alterado e, quanto mais próximo o pixel está do centro do elemento, maior sua probabilidade de ser alterado.

Essa gradação é gerada para cada contorno a partir de um ponto determinado para cada um deles, denominado ponto semente. É utilizado um total de 4 pontos sementes: um para determinar o gradiente do contorno do rosto, um para cada sobrancelha, e um para a boca. Estes pontos são estabelecidos próximos ao centro do elemento. Para o contorno do rosto, o ponto semente foi estabelecido na metade da distância entre os pontos de interesse 5 e 13, veja Figura 3.1. Para a sobrancelha esquerda, segundo ponto de vista do fotografado, o ponto semente foi estabelecido na metade da distância entre os pontos de interesse 35 e 39. Analogamente, para a sobrancelha direita, o ponto semente foi estabelecido na metade da distância entre os pontos de interesse 43 e 47. Finalmente,

para a boca foi utilizado como ponto semente o ponto de interesse 70.

Para cada pixel, pertencente ao contorno do elemento, é calculada a distância euclidiana entre este pixel e a semente estabelecida para o elemento, denominada de distância geral. A partir dessa distância foram estabelecidas porcentagens para cada um dos elementos. Estas porcentagens determinam a partir de qual distância ao ponto semente que se deseja iniciar o gradiente; para o contorno do rosto foi estabelecida a porcentagem de 80% da distância geral e para os contornos de sobrancelha e boca, 20%.

Para cada pixel do contorno, é traçada uma reta ligando-o ao ponto semente. A reta é estabelecida pelo algoritmo DDA (*Digital Differential Analyzer*) [13], permitindo que sejam identificados os pixels que formam a reta entre o pixel de contorno e o ponto semente. Além disso, é calculada a distância de cada um dos pixels dessa reta ao ponto semente, denominada de distância local. Caso a divisão da distância local pela distância geral seja menor que a porcentagem estabelecida, o pixel é alterado. Caso contrário é calculada a distância relativa desse pixel em relação ao contorno, segundo a Equação 3.5.

$$dist_{Rel} = \frac{dist_{Local} - porc * dist_{Geral}}{(1 - porc) * dist_{Geral}} \quad (3.5)$$

onde, $dist_{Rel}$ é a distância relativa; $dist_{Local}$, a distância do pixel pertencente a reta ao ponto semente; $porc$ a porcentagem estabelecida para cada elemento e $dist_{Geral}$ a distância do pixel do contorno, que estabeleceu, a reta ao ponto semente.

Além da distância relativa, é gerado um número aleatório entre 0 e 1. Caso este número seja maior que a distância relativa calculada, o pixel é pintado, caso contrário, não. O número aleatório é importante para que o gradiente não apresente faixas de gradação, proporcionando um aspecto mais natural. O uso dessa máscara suaviza o aspecto de borda e cria uma gradação da região de pele para as outras regiões, veja Figura 3.18.

A utilização da máscara de suavização, resultante deste processo, será explicada mais adiante na etapa de composição final da imagem.

A outra etapa necessária antes de se realizar a alteração da textura da pele na imagem desejada, é a etapa definida na Figura 3.11 como “*Warping* das imagens dos rostos dos K vizinhos”. Como já explicado anteriormente, são utilizadas as cores dos pixels da pele dos rostos dos mesmos K vi-



Fig. 3.18: Máscara de Suavização.

zinhos que contribuíram para alteração do rosto alvo durante o processo de melhoria da atratividade geométrica.

Para isto, para cada uma das imagens de rostos dos K vizinhos é gerada uma nova imagem. Estas novas imagens geradas são dos rostos dos K vizinhos modificados para o formato do rosto que terá a textura da pele alterada. Na metodologia proposta, o rosto que terá a textura da pele modificada é o rosto resultante do processo de modificação de geometria. Para realizar a modificação do formato destes K rostos é utilizada a técnica de *warping* apresentada na Seção 2.2 .

Finalizada a etapa de *warping*, já está disponível toda informação necessária para realizar a etapa final, representada na Figura 3.11 por “Composição da imagem final”. Caso o conjunto de treinamento contenha imagens de rostos em que o cabelo cubra parcialmente a região de pele do rosto, deve ser gerada uma máscara de pele para cada uma destas imagens, tal como apresentado na Figura 3.15, para que os pixels que não pertencem a região de pele sejam desconsiderados.

Na composição da imagem final é utilizada a “Máscara de Suavização”, que define a região do rosto que contém pele, com os contornos suavizados. As cores dos pixels pertencentes à região escura (valor igual a zero), dessa máscara, são alteradas por uma média ponderada, onde 50% do peso deve ser dado à média dos pixels dos K vizinhos e os outros 50%, aos pixels do rosto alvo. Podem ser exploradas outras composições de ponderação dos pixels em trabalhos futuros.

3.4 Considerações Finais

Em busca de mecanismos que explorem as características faciais que definem rostos mais atraentes, este trabalho propõe uma metodologia para manipulação e transformação de imagens visando ao aumento da atratividade de rostos apresentados em imagens.

Neste capítulo é apresentada a metodologia proposta para a melhoria da atratividade sob dois aspectos. O primeiro deles é relacionado à geometria da face e o segundo à suavidade da pele do rosto, denominada neste contexto como textura da pele.

Este capítulo apresentou como os pontos de interesse foram identificados nas imagens dos rostos para este trabalho. A localização dos pontos foi estabelecida considerando os elementos faciais presentes em todos os rostos, como olhos, sobrancelhas, nariz, boca e contorno da face. No entanto, novas disposições podem ser adotadas para estabelecer estes pontos na face. Existem estudos antropométricos, bastante utilizados em medicina, e estudos forenses, bastante utilizados em reconhecimento facial que podem ser adotados neste contexto, e utilizados para analisar se existe um ganho em escolher pontos diferentes dos que foram estabelecidos, inclusive em quantidade diferente. Ainda neste tema, pode ser explorada a extração dos pontos de interesse de forma automática, feita neste trabalho manualmente. A automatização do processo é importante para agilizar o processo e ampliar a possibilidade de novas imagens, ou mesmo de uma nova base.

Também foi apresentado como, a partir da identificação desses pontos, foram levantados os valores das distâncias entre eles. Estas distâncias foram estabelecidas neste trabalho a partir de uma configuração de malha obtida com a triangulação de Delaunay. No entanto, aqui, assim como na fase de localização de pontos de interesse, cabe o uso de outros algoritmos de triangulação, ou mesmo uma nova disposição do conjunto de medidas, permitindo que a metodologia seja aperfeiçoada para utilizar um número menor de medidas, e que sejam mais relevantes à melhoria da atratividade.

Considerando os dados de entrada, este capítulo apresenta o processo de melhoria da atratividade baseado na geometria. Este processo tem como entrada a imagem do rosto alvo, a ser melhorada, e o conjunto de treinamento, contendo a base de imagens de rostos com as distâncias entre os pontos de interesse e seus respectivos graus de atratividade.

O núcleo desse mecanismo está baseado em duas técnicas de aprendizado: a KNN e a SVR, ambas utilizando o mesmo conjunto de treinamento. A técnica KNN gera novos conjuntos de distâncias para

o rosto alvo, modificando suas medidas conforme os seus K-vizinhos mais próximos, ponderados de forma proporcional às suas notas de atratividade. A técnica de SVR utiliza o mesmo conjunto de treinamento como forma de aprendizagem para criar uma função capaz de avaliar conjuntos de distâncias fora do conjunto de treinamento. Esta técnica é responsável por avaliar os conjuntos de distâncias gerados pela técnica KNN, e o conjunto escolhido para modificação do rosto alvo é sempre o que obteve melhor avaliação segundo SVR. As distâncias escolhidas são novamente convertidas em pontos de interesse e a imagem alvo é transformada pela técnica de *warping*, mapeando os pontos de interesse para as novas posições encontradas.

Este capítulo apresenta ainda o processo de melhoria da atratividade de rosto em imagens baseado em textura. Este processo recebe como entrada a imagem do rosto geometricamente modificado e o valor de K encontrado no processo anterior (melhoria da atratividade geométrica), utilizando os mesmos K vizinhos para realizar a alteração da textura.

As imagens contendo os rostos desses K vizinhos são distorcidas para o formato do rosto alvo geometricamente alterado. A alteração da textura da pele é dada pela média dos valores dos pixels do rosto alvo geometricamente modificado, com os valores dos pixels dos K vizinhos, na região da pele. A média dos valores dos pixels é feita exclusivamente na região de pele.

Para determinar a região de pele é feita uma máscara que define tal região utilizando a localização dos pontos de interesse estabelecidos para cada rosto e a máscara de *threshold*. Esta última é criada a partir de um valor de *threshold* para nos casos em que os cabelos cobrem parcialmente a região de pele no rosto, não ocorra a alteração de textura sobre a região que possui cabelos. Para obter um efeito suave próximo aos contornos é gerado um gradiente nas regiões de borda, para suavizar as regiões de borda entre as regiões de pele e as outras regiões, denominada máscara de suavização.

A criação das máscaras é estabelecida principalmente com base nos pontos de interesse. Como a descrição destes pontos já foi realizada, isto não é um custo para o presente trabalho. No entanto, pode se tornar uma limitação em casos em que essa descrição não exista. Este processo pode ser automatizado de forma a identificar a região de pele de forma independente aos pontos de interesse, podendo estender a região de pele inclusive para pescoço, não abordado neste trabalho.

A criação da máscara de *threshold* é baseada na cor dos cabelos. No caso de pessoas calvas, esta máscara não é relevante, pois ela é necessária para eliminar a região de pele que contém cabelos, com

a finalidade de não gerar imagens artificiais. No entanto, pode não ser suficiente em casos que os cabelos mudem significativamente de tonalidade ao longo do comprimento.

Após gerar as novas imagens para o rosto alvo, o presente trabalho realiza uma fase de pós-avaliação com as imagens geradas. Os resultados e os detalhes dos testes realizados na pós-avaliação são apresentados no Capítulo 4.

Capítulo 4

Resultados

A metodologia proposta neste trabalho visa aumentar a atratividade de rostos em imagens. É importante, portanto, validar se a metodologia aplicada atinge este objetivo. Não existe uma métrica universal que estabeleça exatamente quais características devem ser alteradas para tornar um rosto mais atraente em uma imagem. Diferentes abordagens para atingir esse objetivo foram discutidas no Capítulo 2. Por estas características estarem muito relacionadas a aspectos subjetivos, sua análise torna-se ainda mais complexa. Considerando esta dificuldade, e ainda a necessidade de validar a metodologia apresentada neste trabalho, foram realizados dois testes de pós-avaliação. Estes testes foram propostos com objetivos diferentes.

O primeiro deles, denominado neste trabalho como “Avaliação de Processos”, objetiva a comparação dos processos utilizados na metodologia deste trabalho. Isto significa que para o processo de melhoria da atratividade baseado em geometria foi gerada uma nova imagem de rosto, para o processo de melhoria da atratividade baseado em textura foi gerada uma outra imagem de rosto e, finalmente, para a metodologia proposta que considerou a união desses dois processos, é gerada uma outra imagem. Tanto a imagem original, quanto as três novas imagens geradas, são apresentadas ao mesmo tempo ao avaliador, e devem ser ordenadas em ordem crescente de atratividade. Esta avaliação permite analisar os resultados obtidos a partir da metodologia para a melhoria da atratividade de rostos em imagens, assim como a relevância de cada processo.

O segundo teste, denominado como “Avaliação de Ganho de Atratividade”, foi realizado para analisar o ganho de atratividade que as imagens tiveram. Semelhante ao formato de pré-avaliação,

algumas fotos tiveram a metodologia aplicada, e foram substituídas no conjunto de fotos originais utilizado na pré-avaliação. O objetivo deste teste é analisar se a média de atratividade dos rostos que tiveram a metodologia aplicada tiveram um ganho, e de quanto foi este ganho.

Este capítulo está organizado da seguinte forma. A Seção 4.1 apresenta os resultados obtidos com a aplicação do processo de modificação da geometria do rosto em imagens. Na Seção 4.2 são apresentados os resultados obtidos com a aplicação do processo de modificação da textura. A Seção 4.3 apresenta os resultados da pós-avaliação realizada, para os dois testes propostos. Finalmente a Seção 4.4 apresenta as considerações finais.

4.1 Resultados Obtidos com o Processo de Modificação da Geometria do Rosto

Na Seção 3.2 foi apresentado o processo para modificar a geometria de um rosto alvo. A descrição da geometria de um rosto é dada por determinadas distâncias estabelecidas entre os pontos de interesse que foram identificados na face. A alteração do rosto alvo é feita baseada nos dados do conjunto de treinamento. Para realizar o processo de modificação de geometria foram construídos dois conjuntos de treinamentos distintos: um contendo exclusivamente rostos masculinos, utilizado quando o rosto em que se deseja alterar é um rosto de homem; o outro conjunto de treinamento contendo exclusivamente rostos femininos, utilizado quando o rosto alvo a ser modificado é o rosto de uma mulher.

O conjunto de treinamento masculino é constituído de 156 imagens de rostos de homens, na faixa etária entre 18 e 30 anos, todos na posição frontal, com semblante neutro e boca fechada. Todas estas imagens de rostos foram avaliadas por um total de 40 pessoas, e receberam como grau de atratividade a média destas 40 avaliações. O conjunto de treinamento feminino é constituído de 111 imagens de rostos de mulheres, também na faixa etária entre 18 e 30 anos, todos na posição frontal, com semblante neutro e boca fechada. Assim como o grupo de imagens masculinas, estas imagens de rostos também foram avaliadas por um total de 40 pessoas, as mesmas que avaliaram o grupo masculino, e receberam como grau de atratividade a média destas 40 avaliações.

As Figuras 4.1(b), 4.2(b), 4.3(b) e 4.4(b) apresentam os resultados para quatro rostos masculinos

e as Figuras 4.5(b), 4.6(b), 4.7(b) e 4.8(b) apresentam os resultados para quatro rostos femininos; do lado esquerdo superior é possível observar o rosto original e do lado direito superior, o rosto com geometria modificada.

4.2 Resultados Obtidos com o Processo de Modificação da Textura do Rosto

Na Seção 3.3 foi apresentado o processo para modificar a textura de pele de um rosto em imagem. A alteração da textura de um rosto é feita baseada nos rostos dos K vizinhos responsáveis pela alteração geométrica. Nesse caso, estes K rostos contribuem com a cor dos pixels presentes na região de pele do rosto. Como os conjuntos de treinamento foram separados por gênero, rostos masculinos são alterados pela cor dos pixels de rostos de homens, e rostos femininos pela cor dos pixels de rostos de mulheres. A composição da média da textura dos rostos dos K vizinhos com os pixels do rosto alvo, resultam na imagem com textura de pele alterada.

A aplicação do processo de modificação de textura de pele foi realizada tanto nas imagens contendo rosto original, veja os exemplos apresentados nas Figuras 4.1(c), 4.2(c), 4.3(c), 4.4(c), 4.5(c), 4.6(c), 4.7(c) e 4.8(c), quanto nas imagens contendo rosto geometricamente modificado; veja os exemplos apresentados nas Figuras 4.1(d), 4.2(d), 4.3(d), 4.4(d), 4.5(d), 4.6(d), 4.7(d) e 4.8(d).

A aplicação deste processo no rosto original fez uso dos mesmos K vizinhos, utilizados no rosto geometricamente modificado, e foi realizada com a finalidade de avaliar a contribuição de cada processo para a melhoria da atratividade. As imagens do rosto original com textura modificada foram utilizadas na “Avaliação de Processos” e as imagens contendo o rosto modificado em geometria e textura foram utilizadas tanto na “Avaliação de Processos” quanto na “Avaliação de Ganho de Atratividade”.

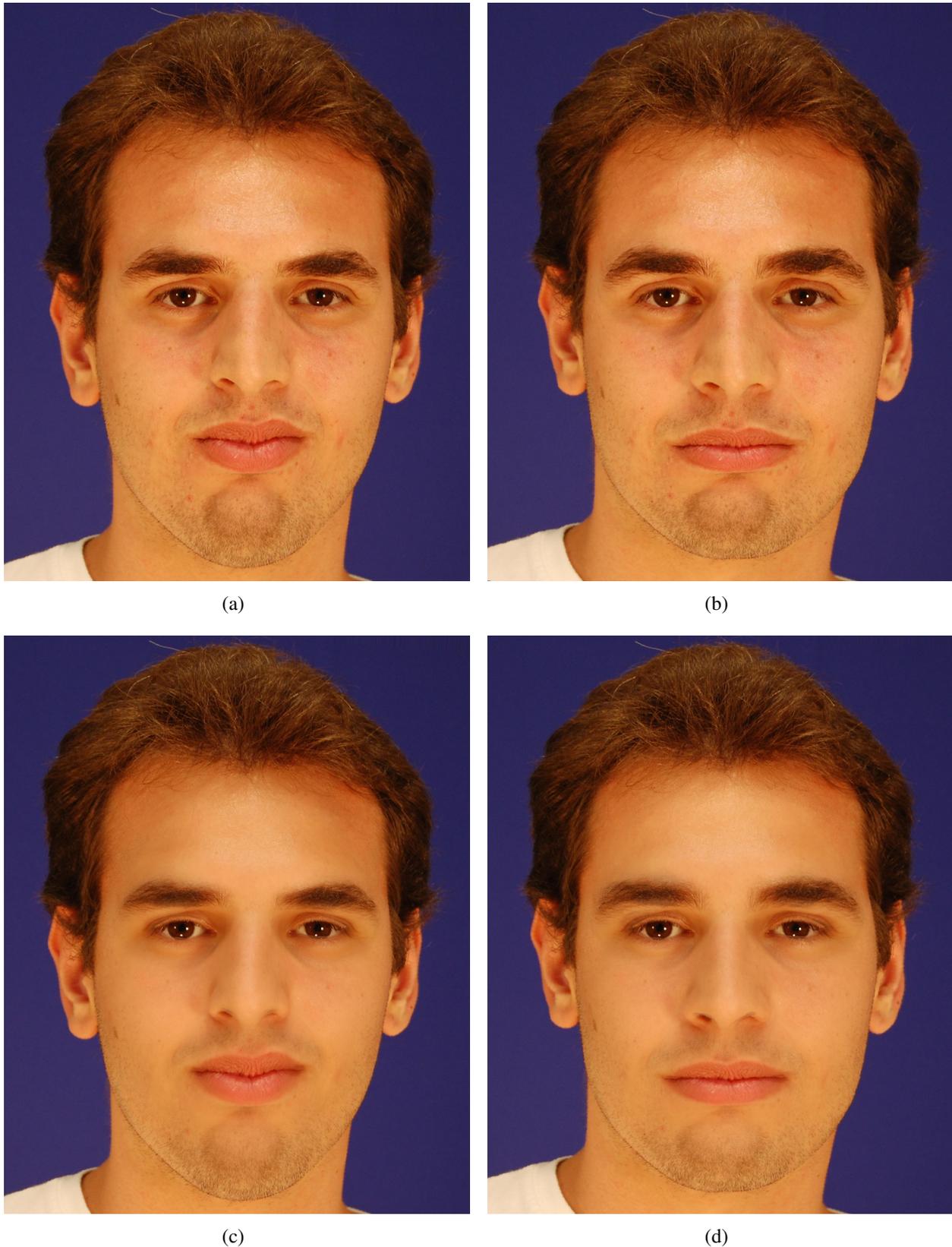


Fig. 4.1: Exemplo Rosto Masculino 1. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados

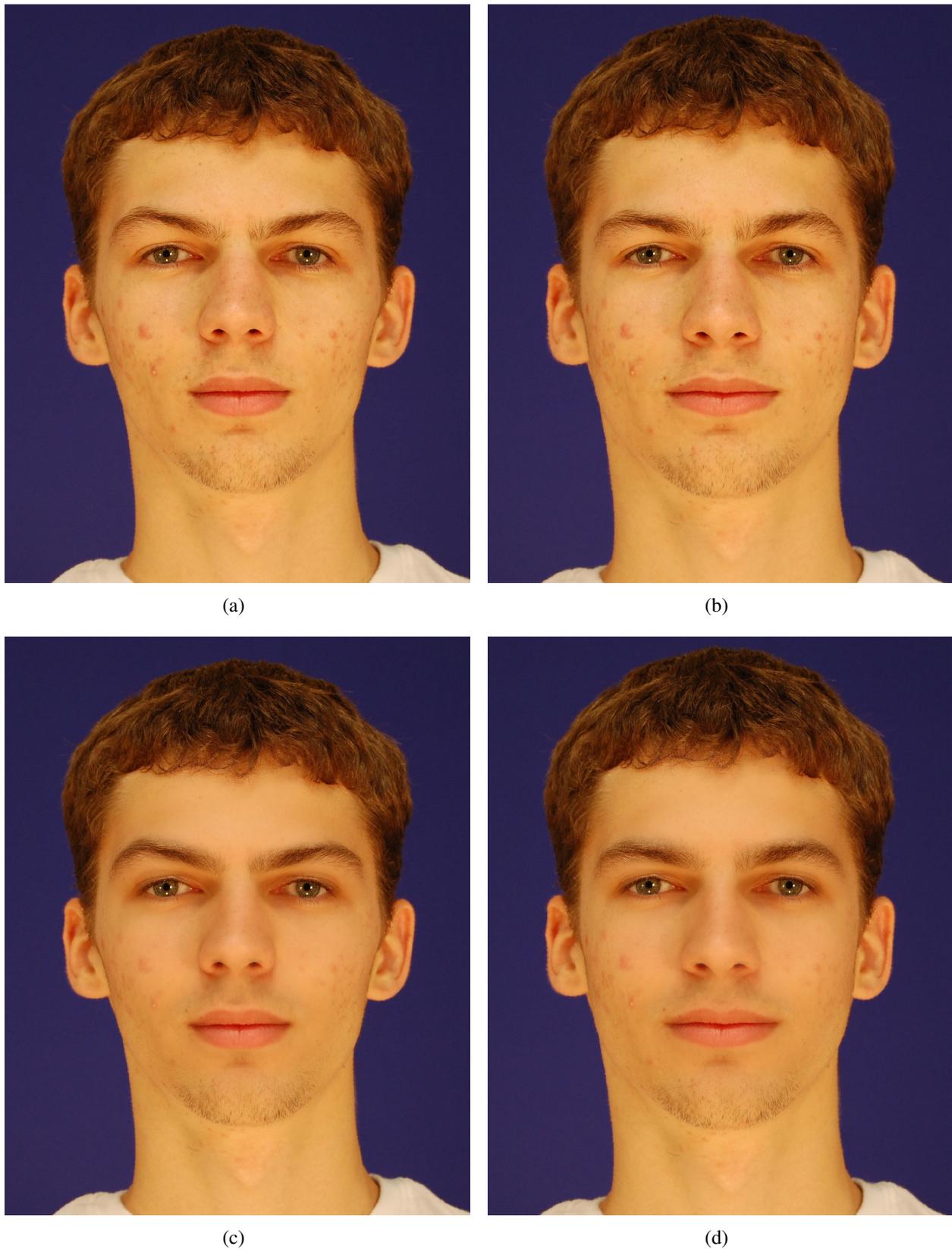


Fig. 4.2: Exemplo Rosto Masculino 2. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados

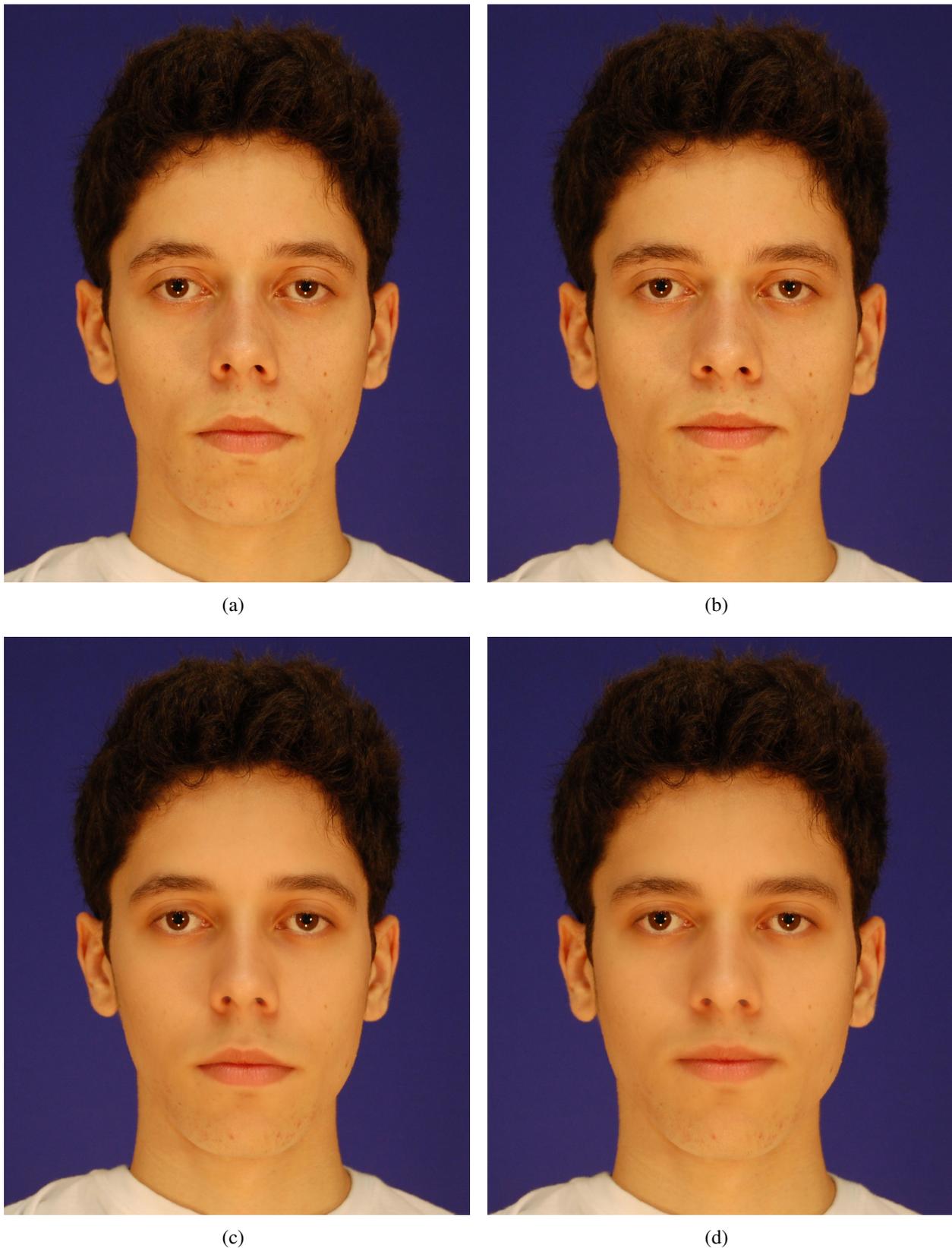


Fig. 4.3: Exemplo Rosto Masculino 3. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados

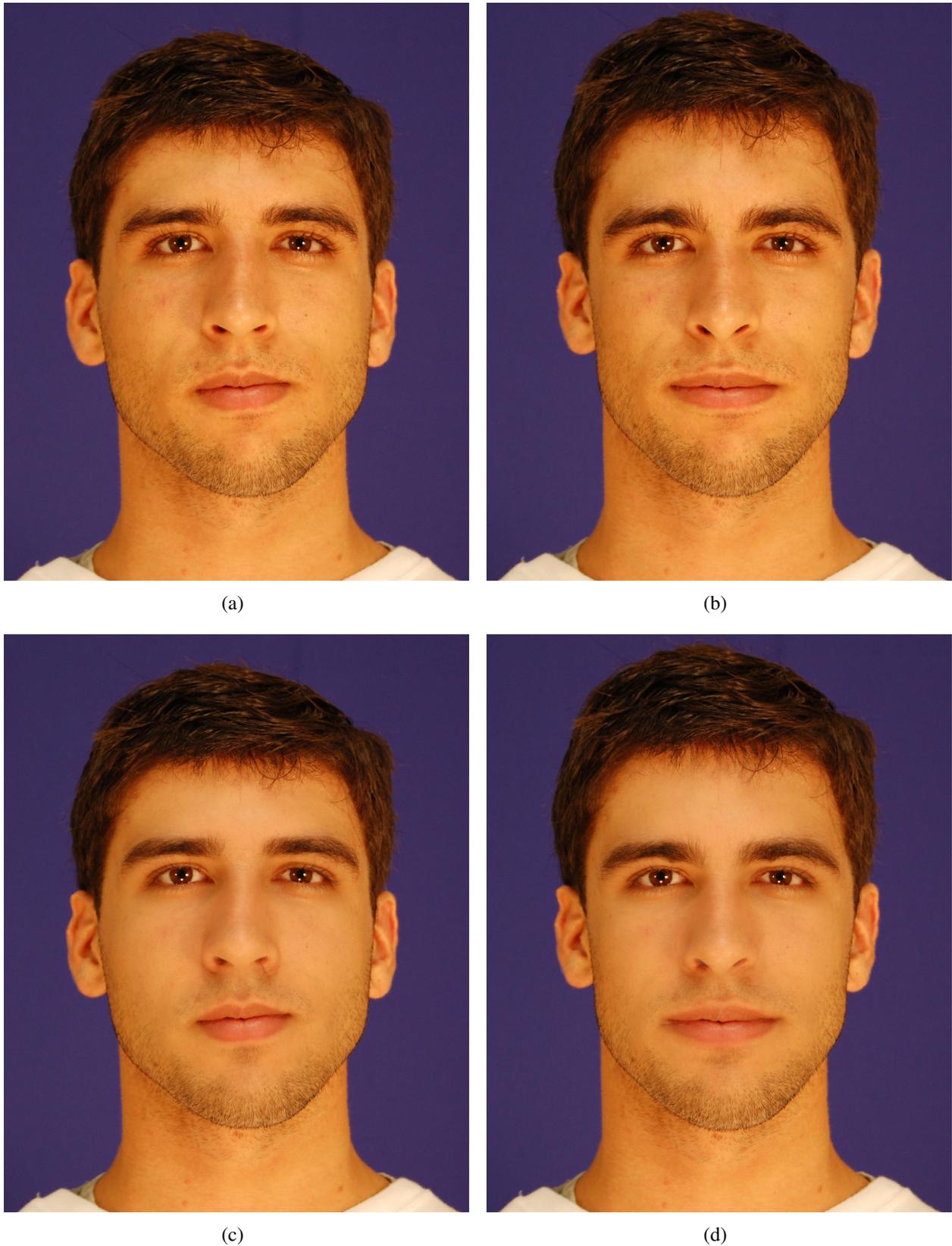


Fig. 4.4: Exemplo Rosto Masculino 4. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados

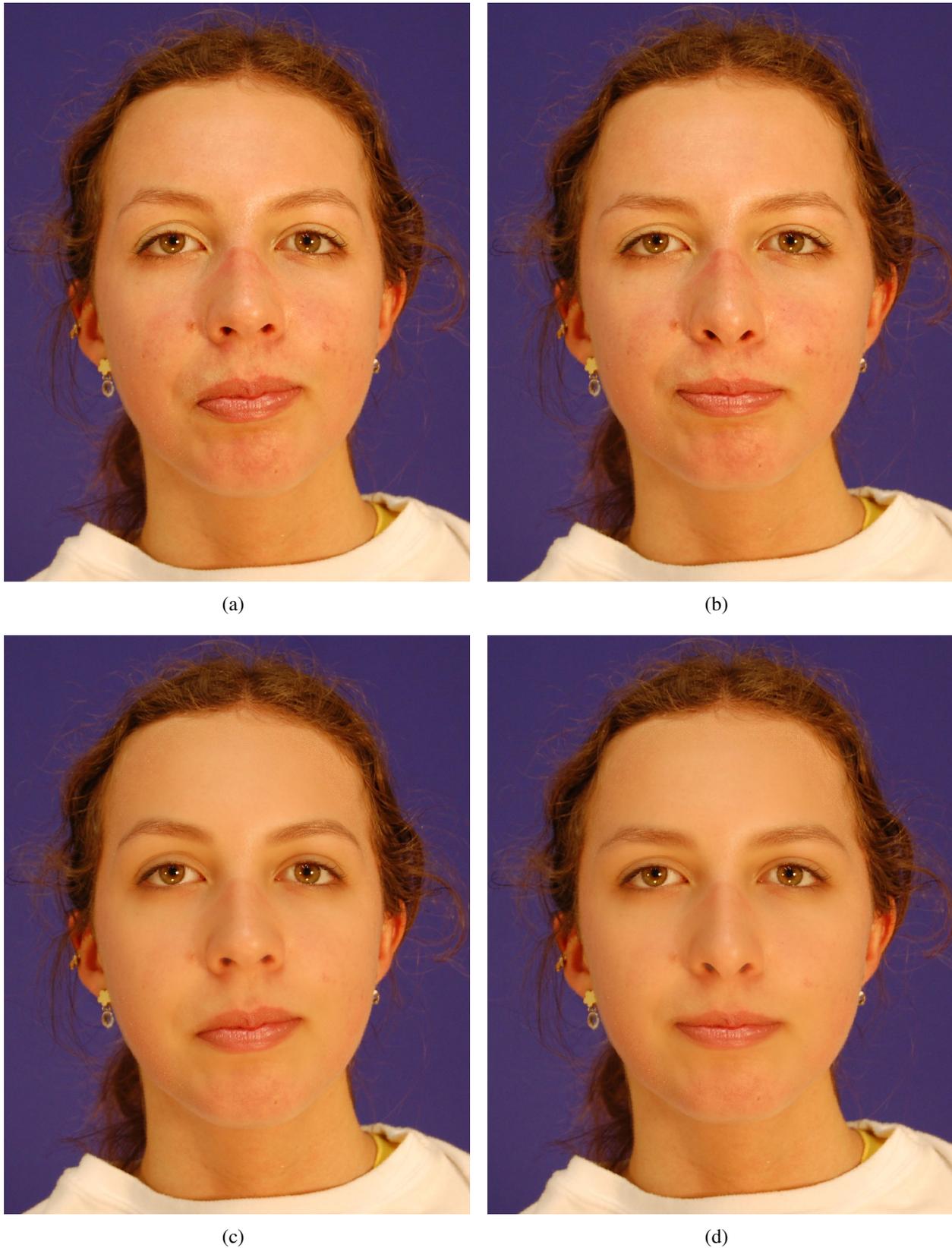


Fig. 4.5: Exemplo Rosto Feminino 1. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados



Fig. 4.6: Exemplo Rosto Feminino 2. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados



Fig. 4.7: Exemplo Rosto Feminino 3. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados



Fig. 4.8: Exemplo Rosto Feminino 4. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto Original com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados

4.3 Pós-Avaliação

A fase de “Pós-Avaliação” busca validar a contribuição da metodologia proposta para melhoria da atratividade de rostos em imagens. Para isso foram realizados dois testes diferentes. O primeiro deles, denominado Avaliação de Processos, possibilita avaliar não apenas a metodologia, como também a contribuição de cada processo (modificação de geometria e textura) para a melhoria da atratividade. O segundo, denominado Avaliação de Ganho de Atratividade, possibilita analisar o ganho de atratividade ao aplicar a metodologia a um rosto em imagem, de maneira quantitativa. Detalhes de ambos os testes são apresentados na sequência.

4.3.1 Avaliação de Processos

O objetivo da avaliação de processos é analisar se a metodologia proposta é de fato efetiva no processo de melhoria da atratividade de faces em imagens, e a contribuição de cada processo para tal melhoria. Para isso, são apresentados ao avaliador quatro imagens da mesma pessoa: a imagem do rosto original (alvo), a imagem do rosto geometricamente modificado, a imagem do rosto alvo com a textura modificada, e a imagem do rosto que teve geometria e textura modificadas. A ordem em que estas imagens são dispostas ao avaliador é feita de maneira aleatória. Dadas estas quatro imagens, o avaliador tem que observá-las e ordená-las segundo a atratividade desses rostos. Cada avaliador irá ponderar o que considera mais relevante para atratividade de cada conjunto de imagens e realizar a ordenação. O avaliador deve ordenar o conjunto de imagens de pessoas tanto do sexo feminino quanto do sexo masculino. A ordem em que estes conjuntos de imagens são apresentados ao avaliador também é feita aleatoriamente. A aleatoriedade, tanto da disposição das imagens na tela, quanto da ordem em que elas são apresentadas ao avaliador, garante que os resultados não estão viciados por uma ordem de apresentação, proporcionando maior confiabilidade aos resultados.

O grupo de pessoas escolhidas para realizar o teste encontra-se na faixa etária entre 18 e 30 anos. Foi mantida a mesma faixa etária do grupo fotografado com o objetivo de minimizar a interferência de outros fatores nas avaliações. Já que não foi unanimemente provado que o conceito de beleza é universal e que não existe interferência, ainda que pequena, da idade ao analisar este conceito, afinal uma criança ou um idoso pode ter opiniões divergentes a esta faixa, dado que não existe nenhum

interesse/busca por possíveis parceiros na faixa estaria proposta. Portanto, foi imposta a restrição de idade com o objetivo de limitar estas possíveis interferências. O teste contou com quantidade semelhante de homens e mulheres como avaliadores. Foram, no total 50 avaliadores, sendo 23 mulheres e 27 homens.

Não foi permitido que os voluntários participassem de mais de um teste. Assim, o grupo de voluntários que tiraram fotos, não realizaram nenhuma avaliação. Da mesma forma, o voluntário que participou de uma avaliação, não pôde participar de nenhuma das outras duas, garantindo grupos de voluntários diferentes em todos os testes em que eles se faziam necessários.

Da base de 267 imagens foram escolhidas 42 imagens, 21 de homens e 21 de mulheres para aplicar as metodologias propostas e realizar a pós-avaliação. A escolha destas imagens foi feita baseada em dois critérios: grau de atratividade médio do rosto e seu desvio padrão, ambos obtidos da fase de pré-avaliação. As notas foram separadas em três faixas, Faixa 1 com grau de atratividade variando de 1 a 2,5, Faixa 2 com grau de atratividade variando de 2,6 a 4 e Faixa 3 com nota variando de 4,1 a 7. No Apêndice C, é apresentada nas Figuras C.4 e C.5 a distribuição dos rostos segundo a média de atratividade obtida com a pré-avaliação.

Dentro de cada faixa foram escolhidos 7 rostos. Dentro dessas faixas, os rostos escolhidos foram os que possuíam menor desvio padrão. Este critério foi adotado pois o baixo valor do desvio padrão foi considerado fator indicativo da concordância da maioria das pessoas quanto ao valor do grau de atratividade dos rostos. Esta concordância é relevante para o teste de pós-avaliação, pois indica que existe grande chance dos avaliadores considerarem os rostos neste mesmo nível de atratividade e fazerem a ordenação de maneira coerente com a opinião da maioria. Além disso, os rostos foram escolhidos em diferentes faixas de grau de atratividade para avaliar se a metodologia é efetiva tanto para rostos que foram considerados pouco atrativos, quanto para rostos mais atrativos.

Protocolo de Teste

Para realizar a pós-avaliação das imagens, foi desenvolvido um programa responsável por apresentar as imagens e registrar a decisão dos avaliadores. Este programa foi desenvolvido em C#, executado em plataforma Windows7, em um notebook MacBookPro, com processador Intel Core I3 (2,8 GHz) de 15,4 polegadas. A Figura 4.9 apresenta o formato de tela apresentada ao avaliador.

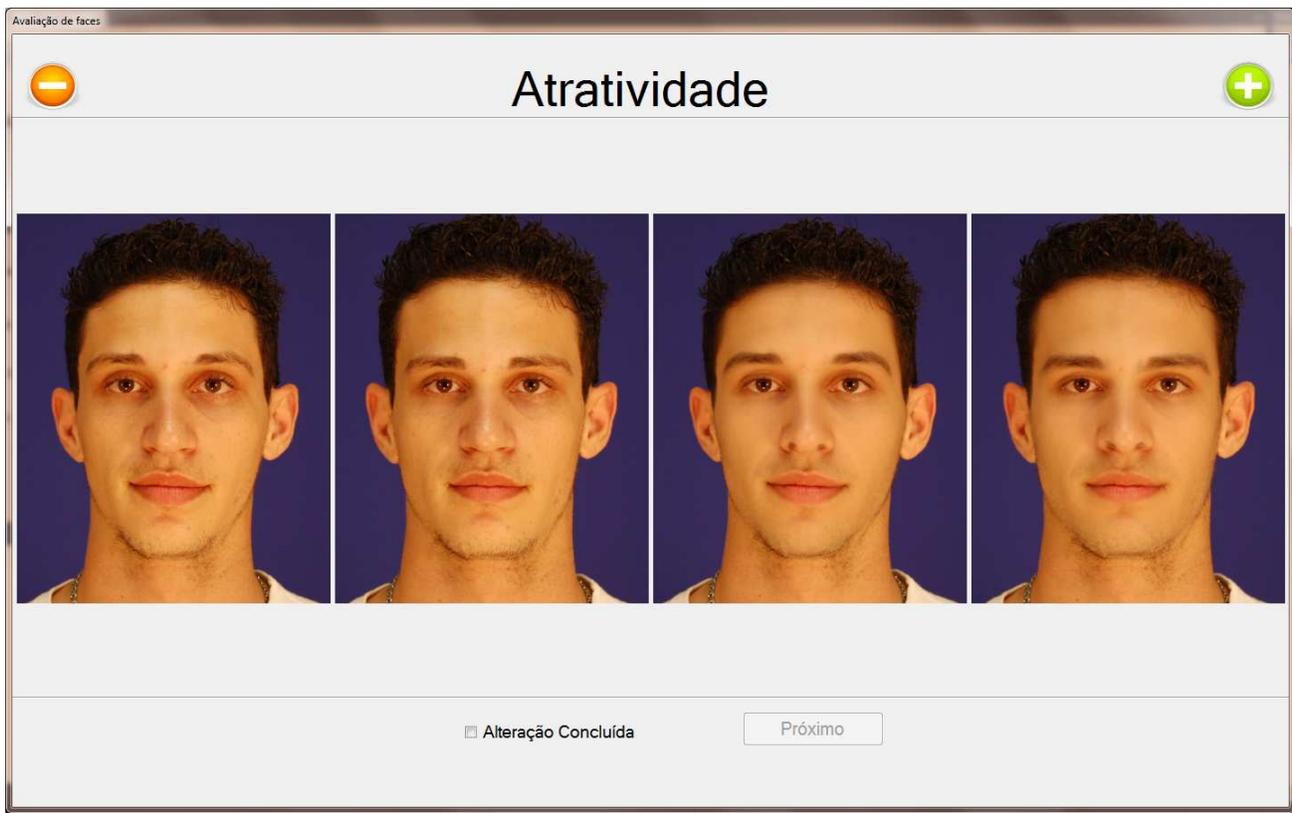


Fig. 4.9: Tela do software de Pós-Avaliação.

O teste foi realizado em salas silenciosas, garantindo um ambiente tranquilo e sem interferência de outras pessoas ou distrações. O avaliador era orientado antes de realizar o teste, a observar bem as imagens e ordená-las segundo seu grau de atratividade. Esta ordenação deveria ser crescente, da esquerda para direita (indicado na tela, na parte superior, com o sinal de “-” (à esquerda), para menos atrativo, e “+” (à direita), para mais atrativo, veja Figura 4.9).

Existem, portanto, quatro posições apresentadas na tela e, em cada uma dessas posições, existe uma imagem. O avaliador foi instruído a arrastar as imagens na tela para a posição que considerava que cada imagem deveria ocupar, segundo sua atratividade. A primeira posição, mais à esquerda, deveria conter a imagem do rosto considerado menos atrativo, as posições intermediárias deveriam conter imagens de rosto de tal forma que o grau de atratividade fosse crescendo até que a quarta posição, mais à direita, deveria conter a imagem do rosto considerado mais atrativo, dentre os quatro mostrados.

Após ordenar as imagens e certificar-se de que a ordem apresentada na tela era a ordem esco-

lhida, o avaliador precisava clicar na caixa “Alteração Concluída” como apresentado na Figura 4.9, e só então clicar em “Próximo”, para conseguir visualizar e ordenar um novo conjunto de imagens. Não foi permitido que o avaliador voltasse aos conjuntos já avaliados para reavaliar a ordenação das fotos novamente, buscando como resultado a primeira impressão que os avaliadores tinham de cada conjunto de imagens exibidas.

Cada avaliador deveria analisar o conjunto de quatro imagens (original, geometria modificada, textura modificada e geometria e textura modificadas) de 42 pessoas. Não existia nenhum indicativo nas fotos como numeração, rótulos, etc. O avaliador não tinha nenhuma informação de que algumas fotos tinham sido alteradas.

O tempo médio para realização do teste foi de 25 minutos.

Resultados

A ordenação das imagens realizada pelos avaliadores teve suas posições na tela correlacionadas a níveis de atratividade. O nível de atratividade cresce conforme o posicionamento da foto na tela se aproxima da direita. Assim, se a foto que ocupa a primeira posição (da esquerda para direita) significa que ela foi classificada com a menor atratividade dentre as quatro fotos apresentadas, equivalente ao Nível 1 de atratividade. A seguir, a foto que ocupa a segunda posição, corresponde ao Nível 2 de atratividade. Da mesma forma, a foto que ocupa a terceira posição corresponde ao Nível 3 de atratividade. E, finalmente, a foto considerada mais atrativa ocupa a quarta posição, equivalente ao Nível 4 de atratividade.

Os gráficos apresentados na Figura 4.10 apresentam os resultados obtidos com a média dos 50 testes de pós-avaliação.

O primeiro gráfico, apresentado em 4.10(a), mostra a classificação média de atratividade obtida para as imagens contendo o rosto original. A maioria das avaliações considerou que os rostos originais possuíam classificação de atratividade de Nível 1, ou seja, estes rostos foram considerados os menos atraentes, e colocados na posição mais à esquerda na ordenação em 66% dos casos. Uma porcentagem bem menor, mas ainda significativa, representando 27% dos casos, considera que a alteração da geometria do rosto os tornaram menos atraentes, e classificaram os rostos originais com atratividade de Nível 2. Os casos em que rostos originais foram classificados com atratividade de

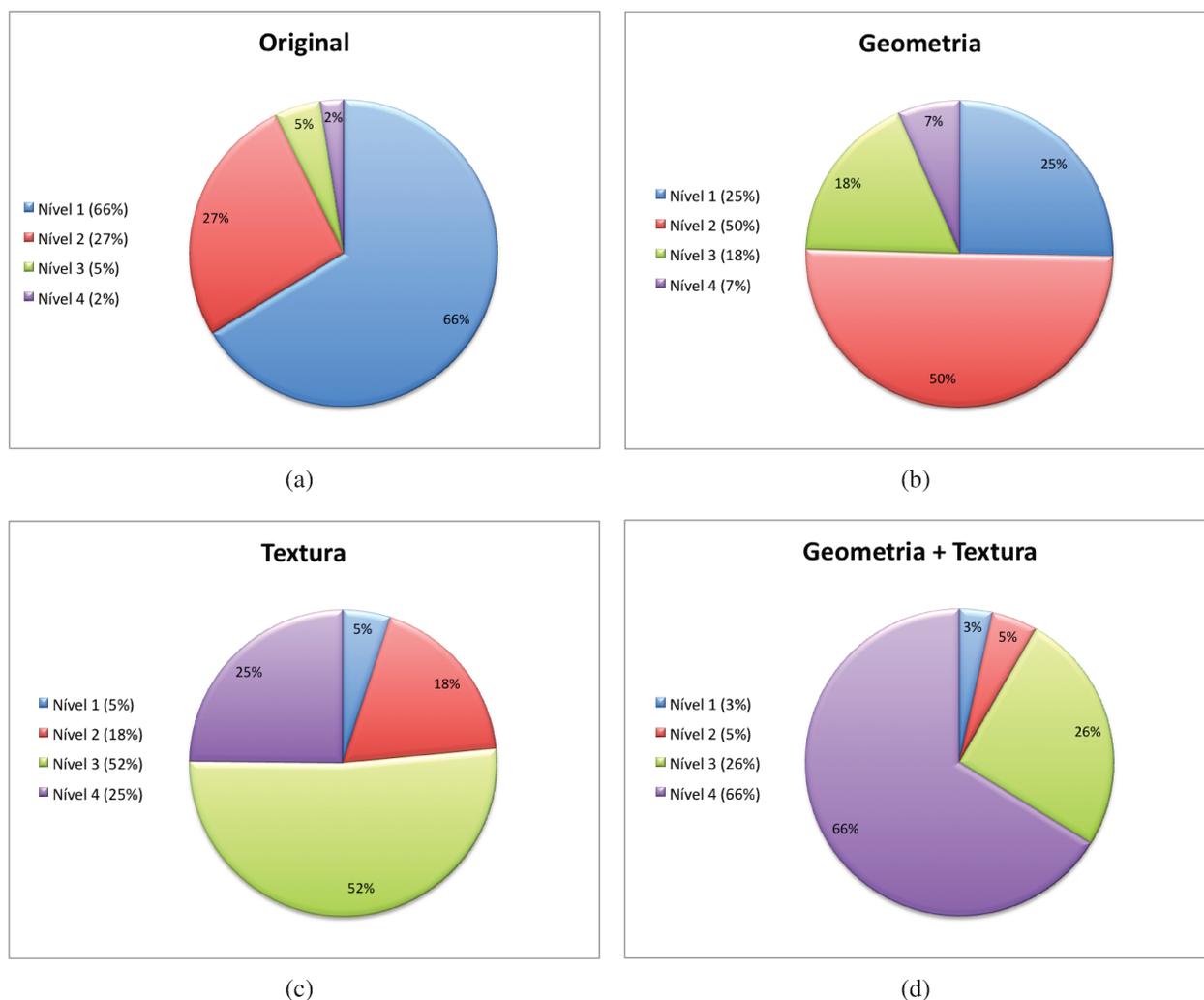


Fig. 4.10: Resultado Médio do Nível de Atratividade obtido com a Pós-Avaliação. (a) Imagem Rosto Original (Alvo); (b) Imagem Rosto Geometricamente Modificado; (c) Imagem Rosto com Textura Modificada (d) Imagem Rosto com Geometria e Textura Modificados

Nível 3 e 4, somam juntos uma pequena porcentagem de 7%.

O segundo gráfico, apresentado em 4.10(b), mostra o resultado obtido para as imagens contendo o rosto geometricamente modificado. Este gráfico mostra que metade das avaliações, 50%, consideraram este rosto com atratividade de Nível 2. Existe um grupo significativo neste gráfico, em que 25% dos avaliadores consideraram que rostos que tiveram a geometria alterada são os menos atraentes, e foram classificados com atratividade de Nível 1. Um grupo menor de 18% considerou que a alteração da geometria proporcionou rostos bastante atraentes, classificando-os com Nível 3. E, finalmente, apenas 7% classificou os rostos geometricamente modificados como atratividade de Nível 4.

O gráfico visto em 4.10(c), apresenta as classificações de atratividade obtidas para as imagens que tiveram apenas a textura de pele alterada. Neste caso, 52% classificaram a alteração proposta com atratividade de Nível 3. A segunda maior porcentagem, de 25% classificaram este rosto com atratividade de Nível 4. Como no segundo gráfico, existe um grupo de 18% que considerou que essa alteração torna o rosto menos atraente e consideraram os rostos com atratividade de Nível 2. E apenas uma pequena porcentagem de 5% classificou os rostos com este tipo de alteração com atratividade de Nível 1.

Finalmente, o quarto gráfico, apresentado em 4.10(d), mostra qual a classificação média obtida para as imagens de rostos que tiveram geometria e textura alterados. A grande maioria classificou estas imagens com atratividade de Nível 4, ou seja, 66% consideraram estas imagens como os rostos mais atraentes dentre as quatro imagens. Em 26%, estes rostos foram classificados como atratividade de Nível 3. E a soma de 8% classificou estes rostos com Nível de atratividade 1 e 2.

Os gráficos indicam, portanto, que existe uma forte tendência a considerar a textura da pele da face fator mais importante para atratividade do que a alteração geométrica. Se compararmos por nível de atratividade, os maiores Níveis, 3 e 4, nos casos em que a textura da pele é alterada, somam 92% no gráfico 4.10(d) e 77% no gráfico 4.10(c), enquanto que para os casos de imagens que não tiveram a textura de pele alterada essa porcentagem cai para 25% no gráfico 4.10(b) e 7% no gráfico 4.10(a). No entanto, o último gráfico, 4.10(d) apresenta claramente que a união das mudanças de geometria e textura rende uma melhora de atratividade significativa quando comparadas ao uso exclusivo de cada técnica. Isso significa que, apesar de haver um ganho de atratividade ao utilizar os processos separadamente, obtém-se um rosto efetivamente mais atrativo ao uní-las.

Outra análise interessante feita com base nos dados obtidos foi que o grupo de avaliadores que considerou que os rostos originais possuem atratividade de Nível 2, representados por 27% no gráfico 4.10(a), é formado, em grande maioria (84%) pelos mesmos avaliadores que consideraram que os rostos geometricamente alterados tinham atratividade de Nível 1, no gráfico 4.10(b), indicando que, para algumas pessoas, a alteração de geometria da face teve uma perda de atratividade.

Fato semelhante acontece nos gráficos 4.10(c) e 4.10(d), em que 25% consideram que a alteração exclusiva de textura possui atratividade de Nível 4 (4.10(c)) e 26% classificam a atratividade dos rostos que tiveram geometria e textura alterados como Nível 3 (4.10(d)). Também neste caso, a

grande maioria (78%) do grupo que considera que a alteração de textura obteve atratividade Nível 4, considera que a alteração de geometria e textura possui atratividade de Nível 3.

No entanto, o grupo de avaliações que consideraram que a mudança da geometria do rosto tem atratividade menor do que o rosto original para o caso dos gráficos 4.10(a) e 4.10(b) são apenas 40% das mesmas avaliações que consideraram o mesmo no caso dos gráficos 4.10(c) e 4.10(d), correspondendo a 10% do total de avaliações. Tal fato indica que 60% das avaliações que consideraram que a alteração geométrica diminuiu a atratividade, apresentado nos gráficos 4.10(a) e 4.10(b), não consideraram que a alteração geométrica diminuiu a atratividade para os casos em que a textura foi modificada, apresentado nos gráficos 4.10(c) e 4.10(d). Acredita-se que não houve uma convergência das avaliações nesses casos pois a modificação da textura tem um impacto significativo na modificação do rosto, contribuindo para evidenciar características diferentes da geometria do rosto, quando aplicado.

Existe ainda um terceiro grupo de caso relevante, representando 18% dos gráficos 4.10(b) e 4.10(c). Neste grupo, os casos apresentados no gráfico 4.10(c) correspondem a 77% dos casos desse mesmo grupo no gráfico 4.10(b). Esta análise indica que, na opinião de grande parte deste grupo de 18%, a alteração da geometria do rosto contribui mais para a atratividade do que apenas a alteração da textura de pele.

4.3.2 Avaliação de Ganho de Atratividade

O objetivo da avaliação de ganho de atratividade é quantificar a melhoria atingida quando aplicada à metodologia em uma imagem de rosto. Para isso, foi realizada uma avaliação exatamente como foi realizada a pré-avaliação, apresentada no Apêndice C. A diferença deste teste, é que as 42 imagens (21 rostos de mulheres e 21 rostos de homens) que tiveram a metodologia aplicada, foram substituídas no lugar das originais. Assim, o avaliador deveria atribuir um grau de atratividade entre 1 e 7 a cada rosto apresentado, exatamente como na pré-avaliação, mas 42 dessas imagens eram manipuladas e as outras eram originais. Não foi informado ao avaliador que existiam imagens manipuladas. O teste foi realizado exatamente da mesma forma como foi realizado na pré-avaliação. A aplicação do mesmo teste, trocando apenas algumas imagens que tiveram a metodologia aplicada é verificar se houve um ganho de atratividade nestes rostos e de quanto foi este ganho.

Esta avaliação contou com a participação de 40 avaliadores, 20 homens e 20 mulheres. Estes voluntários participaram exclusivamente dessa avaliação.

Protocolo de Teste

Foi adotado exatamente o mesmo protocolo de teste aplicado na pré-avaliação e apresentado no Apêndice C. A única diferença entre este teste e o teste de pré-avaliação é que, para 42 rostos, ao invés de serem apresentadas as imagens originais, foram apresentadas as imagens que tiveram a metodologia proposta neste trabalho aplicada.

Resultados

Com esta avaliação, todos os rostos que tiveram a metodologia aplicada tiveram aumento na sua média de atratividade. A média dos rostos que não foram alterados, manteve-se próxima da média original, dentro do erro do intervalo de confiança calculado na pré-avaliação. Considerando os rostos modificados, 40 deles obtiveram ganhos na média de atratividade que variaram de 0,8 a 3,2; e apenas dois deles obtiveram ganhos na média abaixo do erro do intervalo de confiança. Foi calculado o intervalo de confiança de 95% para as avaliações de todos os rostos e obtida uma margem de erro média de 0,31 e erro máximo de 0,45. O gráfico apresentado na Figura 4.11 mostra a média de atratividade obtida para o rosto original, durante a fase de pré-avaliação, e a nova média de atratividade obtida após a imagem do rosto ser modificada com a metodologia proposta, durante a fase de pós-avaliação. É possível notar que, conforme a média de atratividade aumenta, o ganho de atratividade tende a diminuir.

O gráfico apresentado na Figura 4.12 mostra a média de atratividade original e o ganho de atratividade obtido; sendo que o ganho de atratividade é dado pelo módulo da diferença da média obtida para a imagem do rosto original e a média obtida para a imagem do rosto modificado. Pela reta de tendência fica claro que o ganho de atratividade tende a cair conforme a média de atratividade cresce.

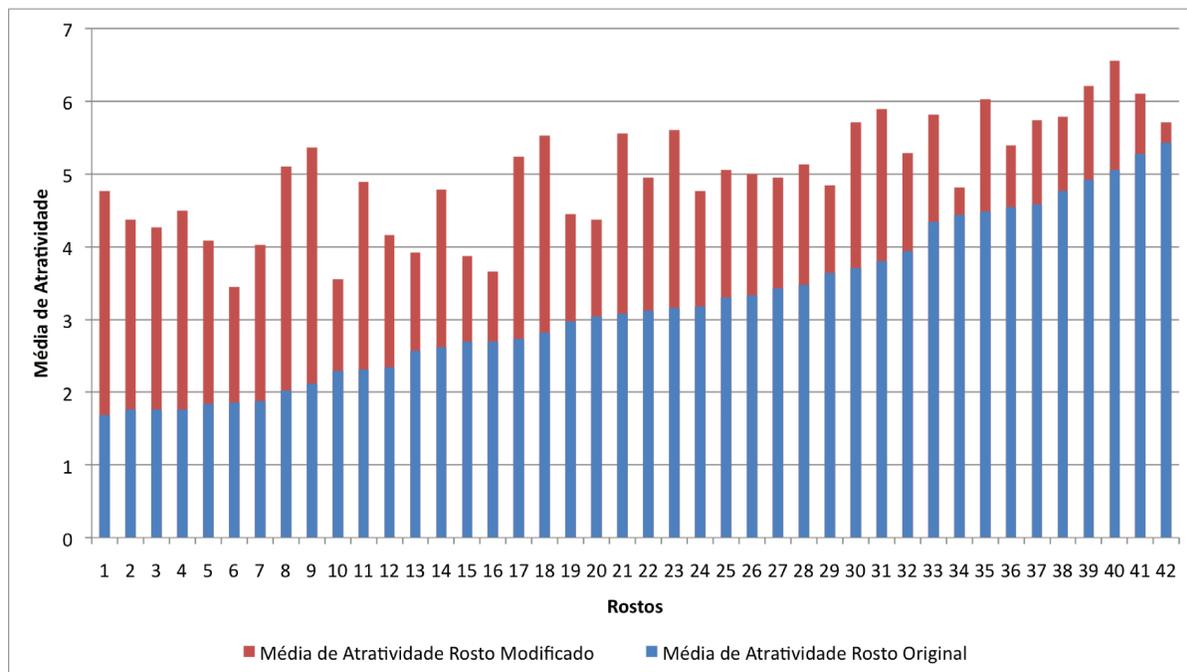


Fig. 4.11: Média de Atratividade obtida para o Rosto Original e Modificado.

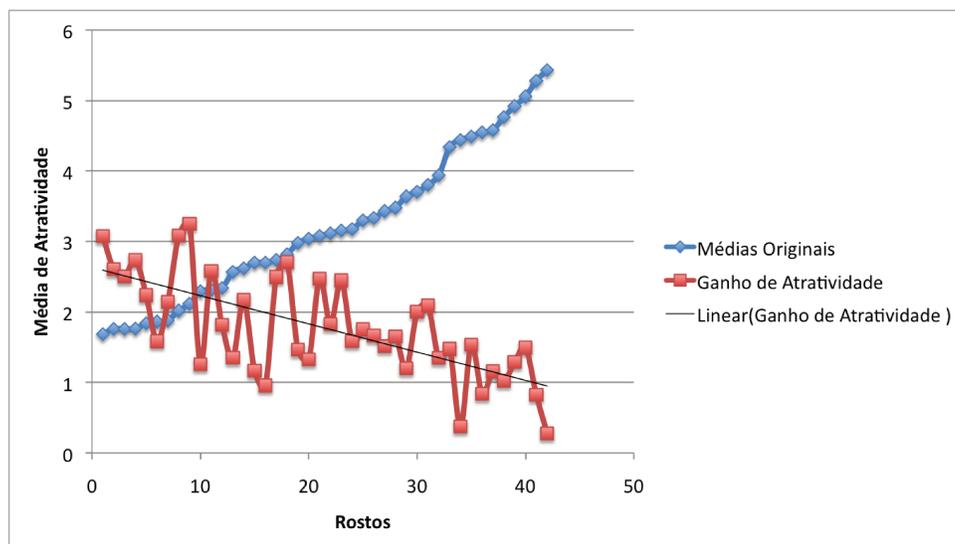


Fig. 4.12: Tendência do ganho de atratividade comparado a média original de atratividade.

4.4 Considerações Finais

Neste Capítulo foram apresentados exemplos de imagens de rostos que tiveram a metodologia apresentada no Capítulo 3 aplicada, assim como os resultados obtidos com dois testes de pós-avaliação das imagens.

Considerando os resultados obtidos com a Avaliação de Processos, é possível afirmar que a metodologia proposta contribui para o aumento da atratividade de rostos em imagens, evidenciando que a modificação da geometria em conjunto com a modificação de textura resulta no aumento de atratividade mais significativo do que a modificação de apenas um dos aspectos. Além disso, a modificação da textura da pele mostrou-se mais significativa para a melhoria da atratividade do que a modificação da geometria.

Também neste capítulo foram apresentados os resultados obtidos com a avaliação de ganho de atratividade. Os resultados deste teste mostraram que houve ganho de atratividade para todas as imagens de rostos em que a metodologia proposta foi aplicada. Também evidenciou que existe uma tendência desse ganho diminuir com o aumento da média de atratividade original; assim, um rosto que possui uma baixa média de atratividade na imagem original, tende a ter um ganho de atratividade maior comparado a um rosto que possui uma alta média de atratividade. Estes resultados indicam que é importante um conjunto de treinamento que contenha um grande número de rostos que se destacam pela beleza/atratividade, para atingir um resultado ótimo.

Capítulo 5

Conclusões e Trabalhos Futuros

O trabalho envolve o estudo da melhoria de atratividade de rostos, um tema que vem despertando o interesse das pessoas e se tornou ainda mais evidente atualmente. A aparência, a empatia do rosto e sua atratividade são aspectos importantes tanto na vida social como na profissional. O uso da metodologia proposta neste trabalho pode ser estendido para diferentes contextos que utilizam animação de imagens para gerar videos, por exemplo; funcionando como recurso para criar um interlocutor que trabalhe como facilitador, e desperte o interesse do grupo aplicado. Muitas pesquisas seguem a linha de busca pela atratividade facial, pela beleza e seus padrões, como apresentado no Capítulo 2, mas ainda há muita contribuição a ser dada na área, já que envolve não apenas conhecimento técnico, mas também outros aspectos, como culturais, psicológicos, temporais, etc.

O objetivo deste trabalho foi desenvolver uma metodologia para melhoria da atratividade de rostos em imagens, apresentada no Capítulo 3. Tal metodologia foi dividida em dois processos: o de modificação da geometria e o da modificação da textura da pele. Para isso, foi construída uma base de imagens de faces. Foram identificados os pontos de interesse nestas imagens, e elas também foram avaliadas segundo sua atratividade. Tais informações foram utilizadas no processo de melhoria baseado na geometria, utilizando-se de algoritmos de aprendizado apresentados detalhadamente no Apendice A. Nesta fase foram geradas novas medidas para o rosto de entrada (alvo). Utilizando a técnica de *warping*, a imagem do rosto alvo é modificada para as novas medidas encontradas. A imagem resultante deste processo serve como imagem de entrada para o processo de melhoria baseado em textura. Nesta fase é gerada uma nova imagem com a cor dos pixels da região de pele do rosto

alterada. Ao final, foram realizados dois testes de pós-avaliação, com a finalidade de avaliar o uso da metodologia empregada; os resultados dessa fase foram apresentados no Capítulo 4.

Os resultados obtidos na fase de pós-avaliação mostraram que todas as imagens modificadas resultaram em um ganho de atratividade, indicando que a metodologia aplicada é de fato efetiva. Além disso, com a Avaliação de Processos, foi possível verificar que a modificação da textura da pele teve papel mais significativo na melhoria da atratividade do que a modificação da geometria. Já o teste de avaliação de ganho de atratividade mostrou que, quanto maior a média de atratividade do rosto original, menor é o ganho de atratividade quando a metodologia é aplicada à imagem.

A principal contribuição deste trabalho consiste em unir o processo de modificação geométrica do rosto à modificação de textura da pele. Esta união resultou em um ganho de atratividade maior do que se estas técnicas fossem utilizadas separadamente, como foi apresentado no Capítulo 4. Além disso, este trabalho faz uma análise sobre diferentes funções de base radial utilizadas para realizar a distorção das imagens (*warping*), apresentado na Seção 3.2.3. As funções que obtiveram os melhores resultados foram as multiquadráticas, considerando que o caso aplicado utiliza uma grande quantidade de pontos de interesse na imagem distribuídos de forma não uniforme. Ainda neste trabalho, foi criada uma base de imagens padronizada. Esta base também contém informações como a idade de cada rosto e os pontos de interesse, estabelecidos neste trabalho, identificados. Essa contribuição é significativa para dar andamento a esta linha de estudo.

Este trabalho limita-se a realizar a melhoria da atratividade de rostos em imagens, na posição frontal com semblante neutro. Sob o aspecto de modificação de textura, restringe-se à área de pele do rosto, não sendo modificada a textura de outras regiões.

5.1 Trabalhos Futuros

O presente trabalho possui uma estrutura bastante extensa, passando por diferentes áreas de estudo. Essa extensão permite novas abordagens nessas áreas com finalidade de estudo, de melhoria, ou até mesmo a ampliação do uso da metodologia proposta.

Uma das sugestões de trabalho futuro é relacionada à base de imagens. A base é composta por rostos de pessoas, na faixa etária entre 18 e 30 anos, posicionados frontalmente com semblante neutro.

No entanto, esta base de imagens pode ser ampliada ou até mesmo reconstruída para contemplar novas características. É sugerido que estas imagens considerem, por exemplo, outros posicionamentos para os rostos, além do frontal. Também poderiam ser consideradas imagens de rostos expressando emoções, como alegria, tristeza, raiva, etc., focado em verificar se existe um ganho de atratividade mesmo com o rosto expressando diferentes emoções e ainda se estas contribuem para um rosto mais atrativo. Além disso, seria interessante um estudo que realizasse a ampliação da base para outras faixas etárias, e realizasse a análise das características comuns e das características específicas a cada faixa. Assim como ampliar o número de imagens para diferentes raças.

Existem também sugestões de trabalhos futuros relacionados aos pontos de interesse. Neste trabalho foram estabelecidos 71 pontos de interesse, no contorno dos elementos da face: olhos, sobrancelhas, nariz, boca e contorno da face. No entanto, a quantidade de pontos de interesse pode ser ampliada não só para definir de maneira mais precisa os elementos que já foram contemplados, como também para considerar outros elementos. É possível, por exemplo, incluir o contorno das orelhas, o formato do cabelo, formatos de barbas/bigodes diferentes (específico para rostos masculinos). Além disso, a automatização do processo de localização dos pontos de interesse é fundamental para automatização da metodologia.

As fases da metodologia que utilizam algoritmos de aprendizagem também possibilitam abertura para realizar trabalhos futuros. Uma sugestão seria incluir no processo de aprendizagem algum fator ou fatores descritivos do aspecto de textura da pele. Outra sugestão seria a substituição dos algoritmos de aprendizado por outros, como os algoritmos de redes neurais ou algoritmos genéticos. Tal substituição poderia ser feita com o objetivo de estudo para análise da relevância do uso desses algoritmos, assim como os resultados obtidos, proporcionando um comparativo entre as técnicas.

Ainda em relação à modificação da textura, e sendo ela é um fator importante na melhoria da atratividade, é proposto como trabalho futuro a ampliação da modificação das cores dos pixels não apenas na região de pele do rosto, mas em toda a região de pele, incluindo o pescoço, não considerado neste trabalho.

Como trabalho futuro pode ser considerada também a alteração das cores dos pixels para a cor dos cabelos e dos olhos.

Também como trabalho futuro poderiam ser realizados estudos para identificar o melhor valor de

K a ser considerado; assim como analisar outros valores para os parâmetros das equações apresentadas neste trabalho, a fim de melhorar o resultado proporcionado pelo uso da metodologia.

Além disso, o trabalho limitou-se à melhoria de atratividade no plano 2D. Como trabalho futuro poderia ser feita a expansão da metodologia proposta para abranger malhas de rostos 3D.

Finalmente, a metodologia abordada neste trabalho poderia ser estendida para ser utilizada em vídeos.

Referências Bibliográficas

- [1] Face Symmetry. <http://www.buzzfeed.com/jonah/face-symmetry>. [Online; accessed 5-March-2012].
- [2] FaceResearch: Make an Average Face. <http://www.faceresearch.org/demos/average>. [Online; accessed 5-March-2012].
- [3] Marquardt Beauty Analysis. http://www.beautyanalysis.com/index2_mba.htm. [Online; accessed 5-March-2012].
- [4] Support Vector Machine. <http://svmlight.joachims.org/>. [Online; accessed 5-March-2012].
- [5] Wikipedia, The Free Encyclopedia - K-nearest neighbor algorithm. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Knearest_neighbor_algorithm&oldid=479875183. [Online; accessed 5-March-2012].
- [6] Wikipedia, The Free Encyclopedia - Support vector machine. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Support_vector_machine&oldid=479301135. [Online; accessed 5-March-2012].
- [7] N. Arad, N. Dyn, D. Reisfeld, and Y. Yeshurun. Image Warping by Radial Basis Functions: Application to Facial Expressions. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 56(2):161–172, March 1994.
- [8] Arpad E. Elo. *The Rating of Chessplayers, past and Present*. Arco Pub, 1978.

- [9] Michael J. Baker and Gilbert A. Churchill Jr. The impact of physically attractive models on advertising evaluations. *Journal of Marketing Research*, 14(4):538 – 555, 1977.
- [10] Thaddeus Beier and Shawn Neely. Feature-based image metamorphosis. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 26(2):35–42, 1992.
- [11] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, and J. Graham. Active Shape Models-Their Training and Application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1):38–59, January 1995.
- [12] Cássia T. Lopes de Alcantara Gil. *Proporção Áurea Cranofacial*. Ed. Santos, 2001.
- [13] David F. Rogers. *Procedural Elements for Computer Graphics*. Mc Graw Hill, 1985.
- [14] T. G. Dietterich. Machine learning research: Four current directions. *AI Magazine*, 18(4):97–136, 1997.
- [15] Harris Drucker, Christopher J. C. Burges, Linda Kaufman, Alexander J. Smola, and Vladimir N. Vapnik. Support vector regression machines. *Advances in Neural Information Processing Systems 9*, MIT Press, pages 155–161, 1997.
- [16] Yael Eisenath, Gideon Dror, and Eytan Ruppín. Facial Attractiveness: Beauty and the Machine. *Neural Computation*, 18(1):119–142, January 2006.
- [17] Franke R. A Critical Comparison of Some Methods for Interpolation of Scattered Data. Tech report nps-53-79-003, Naval Postgraduate School, 1979.
- [18] George Wolberg. *Digital image warping*. IEEE Computer Society Press, 1990.
- [19] Leonidas J. Guibas, Donald E. Knuth, and Micha Sharir. Randomized incremental construction of delaunay and voronoi diagrams. In *Proceedings of the seventeenth international colloquium on Automata, languages and programming*, pages 414–431, New York, NY, USA, 1990. Springer-Verlag New York, Inc.
- [20] Rolland L. Hardy. Multiquadric Equations of Topography and Other Irregular Surfaces. *Journal of Geophysical Research*, 76(8):1905–1915, 1971.

- [21] Rolland L. Hardy. Research results in the application of multiquadric equations to surveying and mapping problems. *Surveying and Mapping*, 35:321–332, 1975.
- [22] Victor S. Johnston, Christopher J. Solomon, Stuart J. Gibson, and Alvaro Pallares-Bejarano. Human facial beauty: current theories and methodologies. *Archives of facial plastic surgery: official publication for the American Academy of Facial Plastic and Reconstructive Surgery, Inc. and the International Federation of Facial Plastic Surgery Societies*, 5(5):371–7, 2003.
- [23] D.J. Kriegman and N. Ahuja. Detecting faces in images: a survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(1):34–58, 2002.
- [24] Judith H. Langlois, Jean M. Ritter, Lori A. Roggman, and Lesley S. Vaughn. Facial diversity and infant preferences for attractive faces. *Developmental Psychology*, 27(1):79–84, 1991.
- [25] Judith H. Langlois and Lori A. Roggman. Attractive Faces Are Only Average. *Psychological Science*, 1(2):115–121, March 1990.
- [26] Judith H. Langlois, Lori A. Roggman, Rita J. Casey, and Jean M. Ritter. Infant preferences for attractive faces: Rudiments of a stereotype? *Developmental Psychology*, 23(3):363–369, 1987.
- [27] Judith H. Langlois, Lori A. Roggman, and Lisa Musselman. What Is Average and What Is Not Average About Attractive Faces? *Psychological Science*, 5(4):214–220, July 1994.
- [28] Seung-Yong Lee, Kyung-Yong Chwa, James Hahn, and Sung Yong Shin. Image morphing using deformation techniques. *The Journal of Visualization and Computer Animation*, 7(1):3–23, 1996.
- [29] Seung-Yong Lee, Kyung-Yong Chwa, and Sung Yong Shin. Image metamorphosis using snakes and free-form deformations. In *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques - SIGGRAPH '95*, pages 439–448. ACM Press, 1995.
- [30] Leslie G. Farkas. *Anthropometry of the Head and Face*. Lippincott-Raven, 1994.
- [31] Tommer Leyvand, Daniel Cohen-Or, Gideon Dror, and Dani Lischinski. Data-driven enhancement of facial attractiveness. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3):1, August 2008.

- [32] Stephen R. Marquardt and Eugene L. Gottlieb. Dr. Stephen R. Marquardt on the Golden Decagon and Human Facial Beauty. *JCO Interviews*, 36(6):339–347, 2002.
- [33] Stefano Melacci, Lorenzo Sarti, Marco Maggini, and Marco Gori. A template-based approach to automatic face enhancement. *Pattern Anal. Appl.*, 13:289–300, August 2010.
- [34] A. P. Moller. Female swallow preference for symmetrical male sexual ornaments. *Nature*, 357(6375):238–40, May 1992.
- [35] A. P. Moller and R. Thornhill. Bilateral symmetry and sexual selection: a meta-analysis. *The American naturalist*, 151(2):174–92, February 1998.
- [36] D. I. Perrett, D. Michael Burt, Ian S. Penton-Voak, Kieran J. Lee, Duncan A. Rowland, and Rachel Edwards. Symmetry and Human Facial Attractiveness. *Evolution and Human Behavior*, 20(5):295–307, September 1999.
- [37] D. I. Perrett, K. A. May, and S. Yoshikawa. Facial shape and judgements of female attractiveness. *Nature*, 368(6468):239–42, March 1994.
- [38] R. Plamondon and S.N. Srihari. Online and off-line handwriting recognition: a comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1):63–84, 2000.
- [39] D. Ruprecht and H. Muller. Image warping with scattered data interpolation. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 15(2):37–43, March 1995.
- [40] Alan Slater, Gavin Bremner, Scott P. Johnson, Penny Sherwood, Rachel Hayes, and Elizabeth Brown. Newborn Infants’ Preference for Attractive Faces: The Role of Internal and External Facial Features. *Infancy*, 1(2):265–274, April 2000.
- [41] D.B. Smythe. A two-pass mesh warping algorithm for object transformation and image interpolation. Technical report 1030, ILM Computer Graphics Department, Lucasfilm, San Rafael, 1990.
- [42] Stephen R. Marquardt. Method and apparatus for analyzing facial configurations and components. United States Patent, 19 de Agosto 1997. Número da Patente: 5.659.625.

- [43] J. P. Swaddle and I. C. Cuthill. Asymmetry and human facial attractiveness: symmetry may not always be beautiful. *Proceedings. Biological sciences / The Royal Society*, 261(1360):111–6, July 1995.
- [44] John P. Swaddle and Innes C. Cuthill. Preference for symmetric males by female zebra finches. *Nature*, 367(6459):165–166, January 1994.
- [45] B. Tiddeman, M. Burt, and D. Perrett. Prototyping and transforming facial textures for perception research. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 21(4):42–50, 2001.
- [46] Tom Mitchell. *Machine Learning*. McGraw Hill, 1997.
- [47] J. L. Tomkins and L. W. Simmons. Female choice and manipulations of forceps size and symmetry in the earwig forficula auricularia l. *Animal behaviour*, 56(2):347–356, August 1998.
- [48] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld. Face recognition: A literature survey. *ACM Computing Surveys*, 35(4):399–458, 2003.
- [49] Walter Weiszflog. *Michaelis Moderno Dicionário Da Língua Portuguesa*. Melhoramentos, 1998.
- [50] Piotr Winkielman, Jamin Halberstadt, Tedra Fazendeiro, and Steve Catty. Prototypes are attractive because they are easy on the mind. *Psychological science*, 17(9):799–806, September 2006.
- [51] George Wolberg. Image morphing: a survey. *The Visual Computer*, 14(8-9):360–372, December 1998.
- [52] Dong Yu, Balakrishnan Varadarajan, Li Deng, and Alex Acero. Active learning and semi-supervised learning for speech recognition: A unified framework using the global entropy reduction maximization criterion. *Computer Speech & Language*, 24(3):433–444, July 2010.
- [53] D. W. Zaidel and J. A. Cohen. The face, beauty, and symmetry: perceiving asymmetry in beautiful faces. *The International journal of neuroscience*, 115(8):1165–73, August 2005.

- [54] David Zhang, Qijun Zhao, and Fangmei Chen. Quantitative analysis of human facial beauty using geometric features. *Pattern Recognition*, 44(4):940–950, April 2011.
- [55] Yi Zhou, Lie Gu, and Hong-Jiang Zhang. Bayesian tangent shape model: estimating shape and pose parameters via Bayesian inference. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003 Proceedings*, pages I–109–I–116, 2003.

Apêndice A

Aprendizado Supervisionado

O aprendizado de máquina é baseado na construção de um modelo computacional capaz de aprender por meio da experiência [14]. Seu objetivo é analisar o comportamento entre as entradas e saídas de um sistema, fornecidos como dados de treinamento e a partir destes construir um modelo capaz de avaliar novos casos.

O aprendizado supervisionado utiliza dados de treinamento conhecidos. Isso significa que os dados são constituídos por um par de valores entrada/saída, ou seja, para cada valor de entrada existe um valor de saída específico. A partir destes dados de treinamento o algoritmo de aprendizado supervisionado gera uma função (h), capaz de prever valores de saída (y) para novos casos de entrada (x). Isto significa que o algoritmo é capaz de gerar resultados aceitáveis a partir de um conjunto de dados de treinamento. A função gerada e responsável pela análise de novas entradas pode ser de dois tipos: função de classificação nos casos em que as saídas são representadas por valores discretos, e função de regressão nos casos em que as saídas são representadas por valores contínuos. O modelo descrito pode ser visualizado na Figura A.1.

Este tipo de aprendizado pode ser útil nos estudos em que é possível determinar os valores de saída para cada entrada amostrada. A saída gerada pelo algoritmo será baseada no conjunto de treinamento fornecido, portanto pode não ser um bom resultado, ou o melhor resultado. Entretanto sua classificação/regressão pode melhorar dependendo do tipo e do número de amostras apresentadas ao algoritmo. Aplicações como reconhecimento de voz [52] e de escrita [38] fazem uso desse tipo de técnica afim de melhorar sua capacidade de reconhecimento. Sua aplicação pode se estender a outros

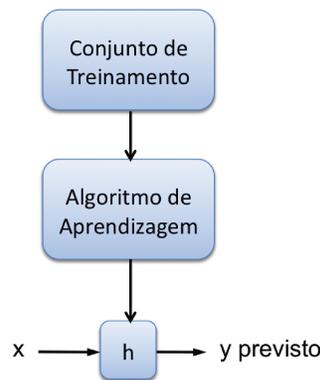


Fig. A.1: Processo de aprendizado supervisionado.

campos de pesquisa.

Existem diversas propostas de algoritmos para a realização de aprendizado supervisionado. Este trabalho fez uso de duas delas: *K Nearest Neighbors* (KNN) e *Support Vector Regression* (SVR).

A.1 KNN

O aprendizado do algoritmo KNN é baseado no número de vizinhos e de suas respectivas distâncias em relação a amostra analisada. Para ser realizado é necessário estabelecer como será medida a distância entre a amostra e os elementos do conjunto de treinamento, pode-se utilizar, por exemplo, a distância euclidiana. Assim, para cada nova amostra, são medidas as distâncias entre ela e todos os elementos do conjunto de treinamento. Com essas distâncias, é possível ordenar tais elementos segundo sua proximidade com a amostra e saber quais são os elementos do conjunto de treinamento que estão mais próximos da amostra. Para $K=1$, significa que está sendo considerado apenas o elemento mais próximo da amostra para análise, no caso de $K = 2$, significa que estão sendo considerados os dois elementos mais próximo da amostra, e assim por diante. Dessa forma, é possível estabelecer qual valor de K corresponde ao melhor valor para a amostra.

Esta técnica pode ser usada para realizar tanto classificação de amostras quanto regressão. No caso de classificação de amostras, a amostra é classificada conforme a maioria de seus vizinhos. Veja Figura A.2 como exemplo. Deve ser classificada a amostra, representada por uma circunferência com uma interrogação acima, entre triângulo ou quadrado. Para os valores de $K=1, 2$ e 3 a amostra é classificada como triângulo, já que se considerarmos seus três vizinhos mais próximos a maioria

é triângulo para os três Ks. Mas se o valor de K for igual a cinco, a amostra é classificada como quadrado, já que a maioria de seus vizinhos serão quadrados. O problema dessa classificação ocorre quando existe uma desproporção no número de elementos pertencentes a uma determinada classe, tornando o conjunto de treinamento desbalanceado e podendo induzir a maior chance de erro. Uma forma de se contornar este problema é ponderar a classificação, dando um maior peso aos elementos mais próximos.

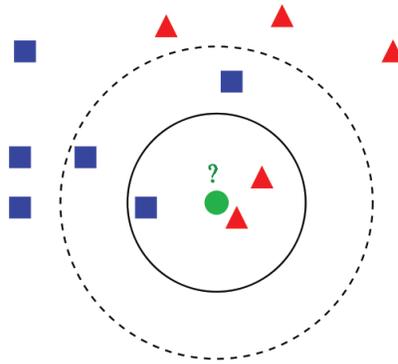


Fig. A.2: Exemplo KNN [5].

No caso de regressão, o valor retornado pela técnica será dado pelo valor médio dos valores dos K vizinhos mais próximos. Nesse caso a ponderação também pode ser utilizada, assim os vizinhos mais próximos podem ter um peso maior e contribuir mais para o valor procurado, do que os vizinhos mais afastados da amostra analisada.

A.2 SVM

Assim como o KNN, o SVM (*Support Vector Machine*) também é uma técnica de aprendizado supervisionado, mas que tem sua base na teoria de aprendizado estatístico. Tal teoria busca maximizar a capacidade de generalização afim de que essa capacidade seja suficientemente robusta para prever de maneira correta os resultado para novas amostras [46] .

Tendo como base um conjunto de exemplos com seus respectivo valores de entrada e saída o SVM formula uma função capaz de prever novos valores dentro do domínio do conjunto de treinamento. Então esta técnica realiza duas etapas diferentes: a primeira delas é o aprendizado e a segunda a previsão. A fase de aprendizado consiste no treinamento do modelo com os exemplos fornecidos ao

sistema, este treinamento gera uma função capaz de prever novos valores. A fase de previsão utiliza a função gerada na etapa anterior para garantir uma boa predição para novas amostras.

Esta técnica pode ser utilizada para classificação, determinando a classe a qual a nova amostra pertence. Essa classificação pode ser binária, ou seja, só conter duas classes para decisão, ou multi-classe, quando existem várias classes possíveis.

O SVM foi estendido [15] para contemplar o método de regressão também. Este método é conhecido como SVR (*Support Vector Regression*) e, analogamente como acontece na classificação, passa por uma fase de treinamento, com exemplos de entrada e saída, e a partir deles gera uma função capaz de prever valores para novas amostras.

O SVM conta com duas formulações: uma linear, e outra não linear (extensão da linear). O SVM linear é utilizado quando o conjunto de treinamento permite que os exemplos fornecidos sejam separados por um hiperplano; dividindo os exemplos em duas regiões distintas, conforme suas classes, veja Figura A.3. Vários hiperplanos poderiam dividir essa região, mas a técnica opta por utilizar o hiperplano que maximiza a separação, onde o distanciamento entre os exemplos de diferentes classes é o maior possível.

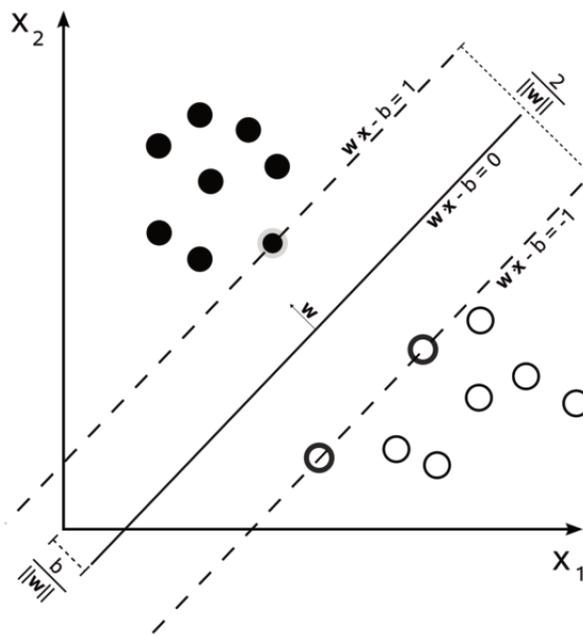


Fig. A.3: Exemplo de separação linear por um hiperplano (imagem extraída de [6]).

A extensão dessa formulação para problemas não lineares ocorreu devido ao fato de que nem

todas as amostras conseguem ser separadas de maneira linear. Veja Figura A.4, que precisaria de uma curva para ter suas classes divididas corretamente.

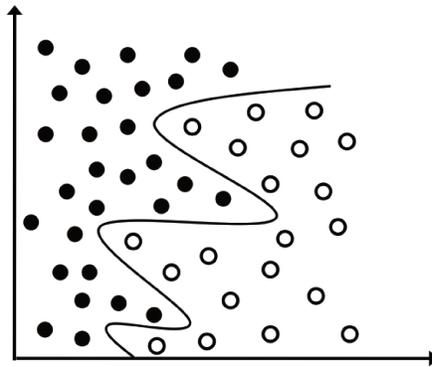


Fig. A.4: Exemplo de separação não linear.

No caso de problemas não lineares, o SVM não utiliza o espaço original do conjunto de treinamento. O SVM não linear mapeia o conjunto de treinamento para um espaço de maior dimensão, também conhecido como espaço de características. Ao aumentar a dimensionalidade, maior são as chances desses dados serem linearmente separáveis por um hiperplano. São as funções Kernel que permitem aumentar a dimensão e ainda obter bons resultados, pois tornam possível a construção de hiperplanos em espaços de maior dimensão de maneira eficaz computacionalmente. Existem diversas propostas de Kernels, como polinomial, gaussiana, RBF, etc. Conforme o Kernel escolhido, existem certos parâmetros a serem estabelecidos. A escolha dos valores destes parâmetros pode determinar a obtenção de uma boa ou ruim predição.

A utilização do SVM pode ser tanto para classificação, quanto para regressão (SVR), como já foi dito anteriormente. No entanto os casos de regressão exigem que a saída prevista seja um número real, tornando a predição mais difícil, já que existem infinitas possibilidades. Apesar disso, o objetivo principal se mantém o mesmo tanto para classificação quanto para regressão: obter o(s) hiperplano(s) que maximize(m) a separação das classes, minimizar o erro e tolerar parte dele.

A.3 Considerações Finais

Neste trabalho os algoritmos de aprendizado KNN e SVR foram ambos utilizados no processo de melhoria de atratividade baseado na geometria. O algoritmo KNN realiza a geração de novos conjuntos de medidas para o rosto alvo, enquanto o SVR é responsável por atribuir um grau de atratividade a cada um destes conjuntos gerados pelo KNN. Com isso é possível identificar qual conjunto de medidas obteve maior grau de atratividade, e considerar este conjunto para a modificação geométrica do rosto alvo.

Apêndice B

Construção da Base de Imagens

Para o desenvolvimento deste trabalho foi criada uma base de imagens. Não foi encontrada nenhuma base de imagens disponível na comunidade científica que disponibilizasse fotos de rostos restringindo a faixa etária procurada, que tivessem a mesma padronização de ambiente e postural dos fotografados e ainda que as imagens possuísem a mesma qualidade. Todas estas características são importantes pois a base de imagens criada deve ser avaliada por pessoas, e a restrição de fatores como roupas, acessórios, iluminação do ambiente, distância de câmera e qualidade da imagem, podem interferir na avaliação de maneira a favorecer ou desfavorecer certos rostos em imagens devido a mudanças nestes aspectos.

Considerando tais fatores, foi cedida pela Faculdade de Engenharia Elétrica uma sala que foi utilizada como estúdio fotográfico, veja Figura B.1. A composição da sala consistiu de uma cadeira, um tripé, uma câmera fotográfica, um pano de fundo e 5 refletores, cujas disposições podem ser vistas na Figura B.2. Os refletores de luz foram necessários pois não é utilizado o *flash* da máquina em nenhuma foto, para garantir as mesmas condições de iluminação. O mesmo pano de fundo foi utilizado em todas as fotos tiradas e todos os fotografados vestiram uma camiseta branca, garantindo assim, a padronização dessas imagens. Essa estrutura esteve disponível ao longo de todo processo de captura das fotos.

O trabalho restringiu a faixa etária dos participantes entre 18 e 30 anos. Os rostos foram fotografados na posição frontal, com semblante neutro e boca fechada, conforme pode ser visto em um exemplo apresentado na Figura B.3. Foram fotografadas 312 pessoas no total, mas destas, 267 são



Fig. B.1: Foto da sala onde as fotos foram obtidas.

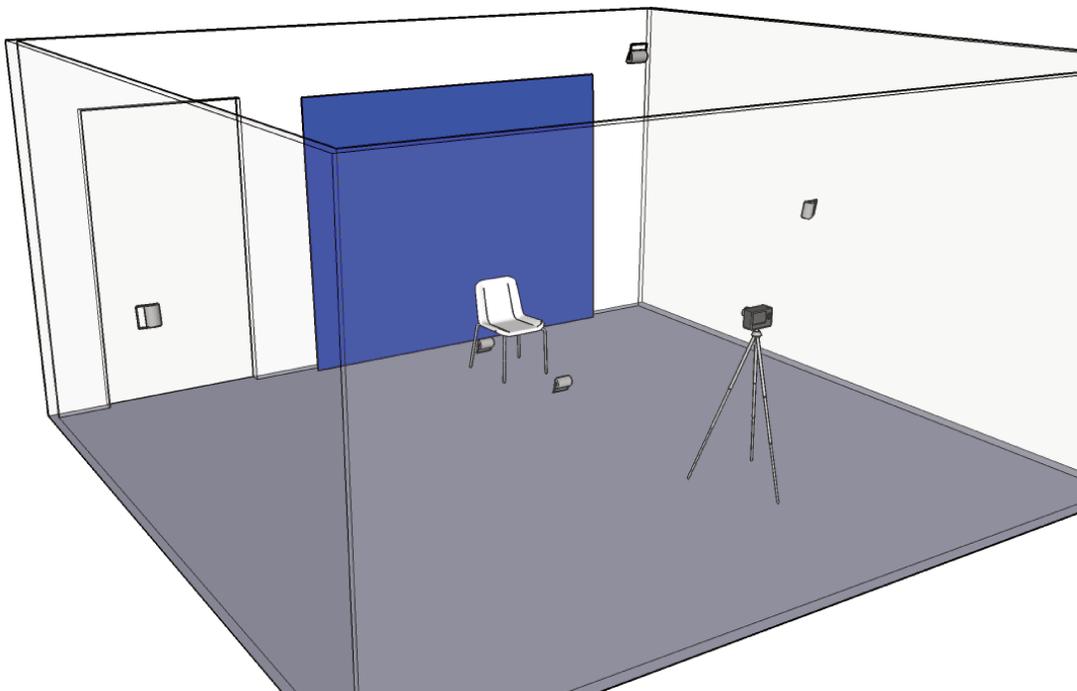


Fig. B.2: Modelo da sala apresentando o posicionamento dos componentes.

utilizadas no projeto. Nem todas as fotos foram utilizadas pois foram estabelecidos certos critérios para manter a padronização, necessária para não haver interferência no momento da avaliação.



Fig. B.3: Exemplo de Foto do Rosto na Posição Frontal.

É possível ver a quebra destas restrições em alguns exemplos apresentados na Figura B.4. O uso de acessórios como óculos, brincos grandes e *piercings* fizeram com que as fotos fossem desconsideradas, veja os exemplos apresentados em B.4(c), B.4(d) e B.4(e). No caso das mulheres houve a restrição do uso de maquiagens, se o rosto estivesse maquiado a foto era desconsiderada, veja exemplo da Figura B.4(f). No caso dos homens a restrição foi quanto a barba, pois uma barba excessiva ou com modelos de corte diferentes podem interferir na avaliação. Nestes casos foram considerados apenas rostos que possuíam barbas ralas; todos os rostos que possuíam barbas excessivas ou aparadas em diferentes formatos foram desconsideradas, veja Figuras B.4(a) e B.4(b)

A base final utilizada contém rostos tanto femininos quanto masculinos, sendo 111 mulheres e 156 homens. Todos os voluntários fotografados assinaram um termo de autorização de uso da imagem.

B.1 Considerações Finais

Neste apêndice foram apresentados detalhes de implementação realizados para construção da base de imagens utilizada neste trabalho.

Essa base de imagens contém fotos de rostos tanto masculinos quanto femininos com idade entre

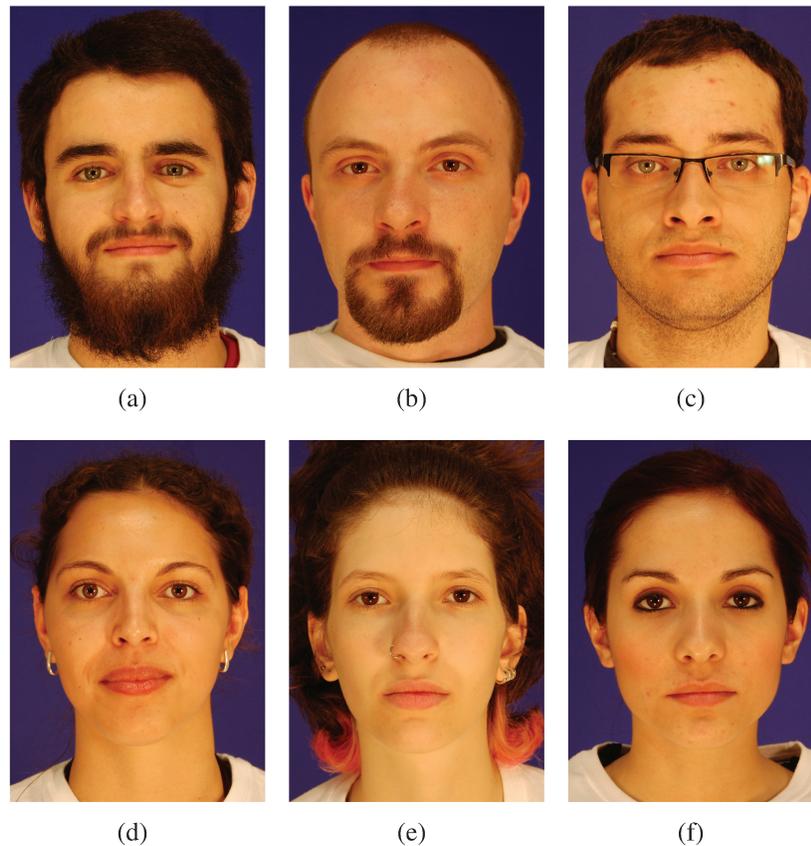


Fig. B.4: Exemplo de fotos desconsideradas neste trabalho.

18 e 30 anos. As fotos dos rostos foram tiradas na posição frontal, com semblante neutro. Esta base pode ser ampliada ou direcionada para contemplar outras características. A primeira delas seria a ampliação da base de imagens abrangendo tanto rostos de crianças, quanto rostos de idosos, e neste último caso, é interessante averiguar se a técnica de *warping* permite a geração de rostos realistas apesar das rugas e marcas de expressão facial, e ainda se a aplicação de textura não torna tais rostos artificiais. Outra possibilidade seria ampliar a base para diferentes expressões faciais, com imagens de rostos mostrando alegria, tristeza, descontentamento, e analisar se existe um ganho de atratividade mesmo com diferentes expressões, e se estas expressões contribuem para um rosto ser considerado mais atrativo ou não. Além disso, a base também pode ser ampliada para considerar diferentes posicionamentos de face, incluindo perfil e novos ângulos.

Apêndice C

Sistema de Pré-Avaliação

A pré-avalição consiste na avaliação de todos os rostos da base de imagens segundo sua atratividade. Esta avaliação tem grande importância, pois faz parte do conjunto de treinamento, e está diretamente associado com o conjunto de medidas de cada rosto. Para realizar esta avaliação foi criado um *software* de apoio.

C.1 Protocolo de Teste

Para realizar a pré-avalição das imagens, foi desenvolvido um programa responsável por apresentar as imagens e registrar a decisão dos avaliadores. Este programa foi desenvolvido em Java, executado em plataforma MacOS, em um notebook MacBookPro, com processador Intel Core I3 (2,8 GHz) de 15,4 polegadas.

O teste foi realizado em salas silenciosas, garantindo um ambiente tranquilo e sem interferência de outras pessoas ou distrações. A avaliação dos rostos femininos e masculinos foram separados. Havia uma avaliação contendo apenas imagens de rostos de mulheres e outra contendo apenas imagens de rostos de homens. A ordem em que o voluntário realizava estas avaliações era aleatória.

O processo de avaliação foi dividido em três etapas: análise do grupo, avaliação e reavaliação. A primeira etapa, a análise do grupo, é a etapa responsável por apresentar, em tamanho reduzido, quais rostos serão avaliados durante o teste. Os avaliadores foram instruídos a olhar atentamente para todas as imagens com o objetivo de obter, neste processo inicial, uma referência para a próxima etapa que

é a avaliação de fato. Esta referência é importante para que o avaliador estabeleça as características que considera relevante para atratividade facial, ajustando sua expectativa em relação aos rostos mais atrativos e menos atrativos apresentados. A Figura C.1 apresenta o formato de tela “análise do grupo” mostrada ao avaliador. Como o número fotos que deveriam ser apresentadas previamente ao avaliador era muito grande, houve a necessidade de dividir essa apresentação em várias páginas. O voluntário poderia ir para qualquer página e voltar pelo tempo que desejasse. A ordem em que as fotos são apresentadas é aleatória e muda a cada avaliação. Quando o avaliador considerasse o tempo de observação suficiente, clicava no botão “Iniciar Avaliação”, então era direcionado à segunda etapa.

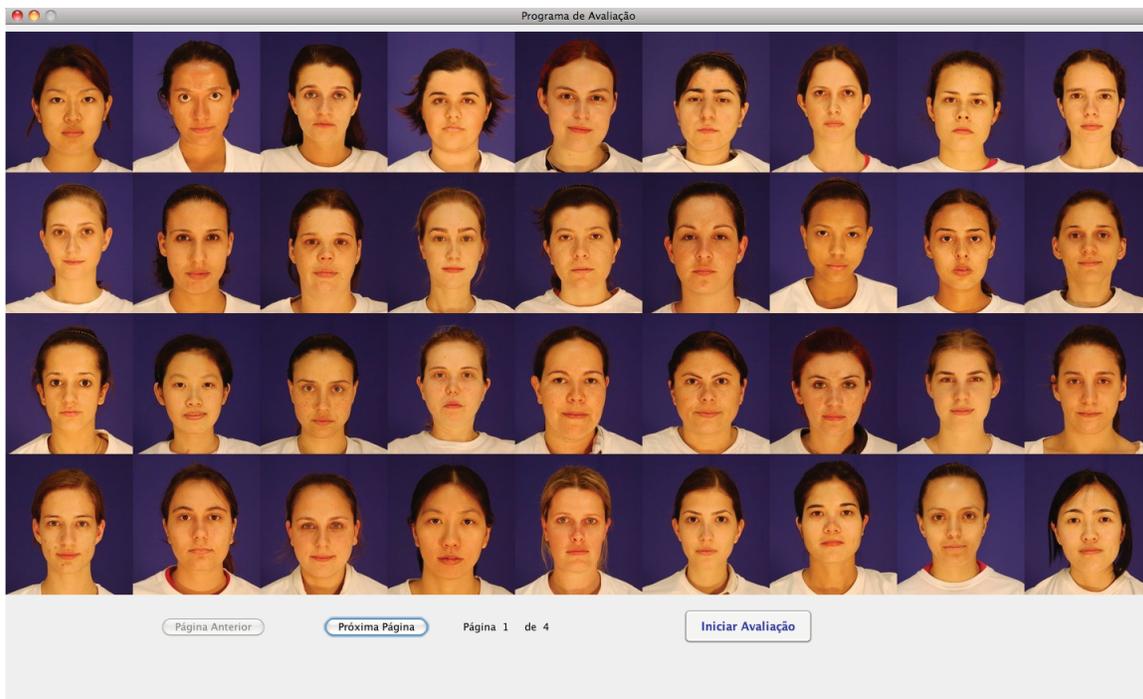


Fig. C.1: Tela de Observação do *software* de Pré-Avaliação.

A segunda etapa é a avaliação de cada rosto individualmente. As notas de atratividade variavam de números inteiros de 1 a 7, sendo 7 dado a um rosto bastante atrativo e 1 a um rosto nada atrativo. No início do teste, os avaliadores foram instruídos que o grupo de pessoas avaliadas deveriam ser distribuídos entre as notas 1 e 7, ou seja, cada nota deveria conter pelo menos um rosto da base. Isso significa que a análise foi restrita ao grupo avaliado, não considerando referências fora dessa população de imagens. Nesta fase as fotos também foram apresentadas aleatoriamente e o avaliador poderia levar o tempo que desejasse para realizar essa etapa. O *software* só permitia o avanço para

a avaliação da próxima foto depois que o avaliador escolhesse uma nota para o rosto apresentado, mas era possível voltar aos rostos avaliados anteriormente. A Figura C.2 apresenta o formato de tela de “avaliação” apresentada ao avaliador. Para visualizar a próxima foto foi disponibilizado o botão “Próximo”, para visualizar a foto anterior, o botão “Anterior”. Quando essa etapa chegava ao final, ao apresentar a última foto a ser avaliada, o botão “Finalizar Pesquisa” era habilitado e o avaliador seguia para a etapa de reavaliação.

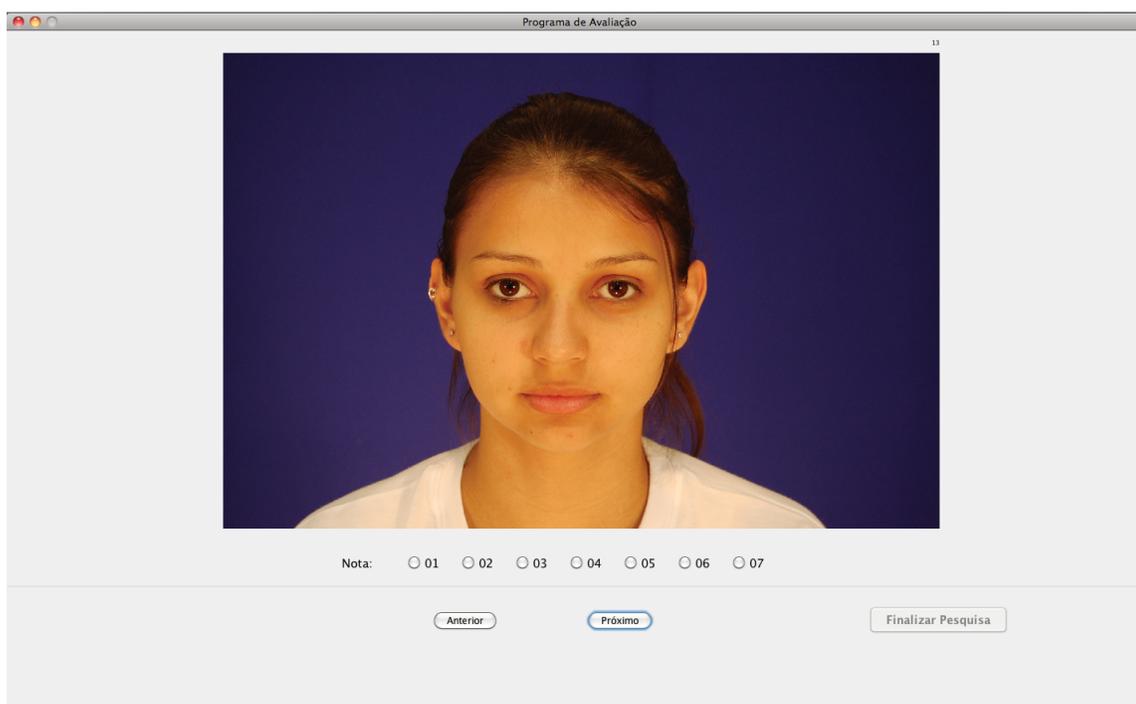


Fig. C.2: Tela de Avaliação do *software* de Pré-Avaliação.

A terceira etapa consiste na reavaliação dos rostos. Nela os rostos são apresentados em tamanho reduzido por grupo de notas. É uma página única contendo os 7 grupos, mostrando o conjunto de todos os rostos que tiveram nota 1, depois todos que tiveram nota 2 e assim por diante. Esta fase é interessante pois permite que o avaliador visualize as fotos por grupos de notas, e consiga ver quais rostos destoam do grupo e reavaliá-los. Para mudar um rosto de grupo, basta clicar no rosto, alterar sua nota e prosseguir na reavaliação. Nesta fase, as fotos em cada grupo também são apresentadas de maneira aleatória e o avaliador pode demorar quanto tempo desejar para finalizar a reavaliação. A Figura C.3 apresenta o formato de tela de “reavaliação” apresentada ao avaliador.

Cada avaliador foi responsável por pontuar separadamente 111 rostos femininos e 156 rostos

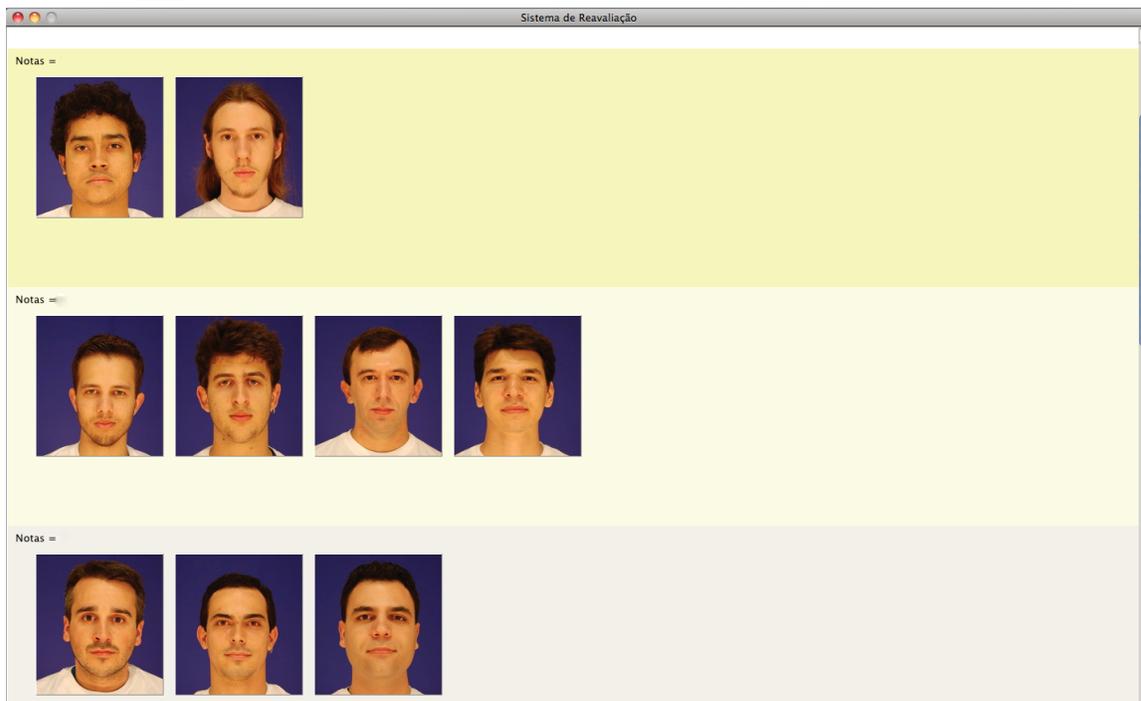


Fig. C.3: Tela de Reavaliação do *software* de Pré-Avaliação.

masculinos. O grau de atratividade ao final foi dado pela média das avaliações de cada rosto.

O tempo médio para realização do teste foi de 45 minutos.

C.2 Resultados

A pré-avaliação contou com a participação de 40 avaliadores, 20 homens e 20 mulheres. Foi calculado o intervalo de confiança de 95% para as avaliações de todos os rostos e obtida uma margem de erro média de 0,32 e erro máximo de 0,45.

A distribuição dos rostos segundo a média de atratividade obtida para os rostos masculinos é apresentado na Figura C.4, e para os rostos femininos é apresentado na Figura C.5.

C.3 Considerações Finais

Neste apêndice foi descrita a implementação e aplicação do teste de pré-avaliação dos rostos da base e apresentado o *software* desenvolvido para este fim.

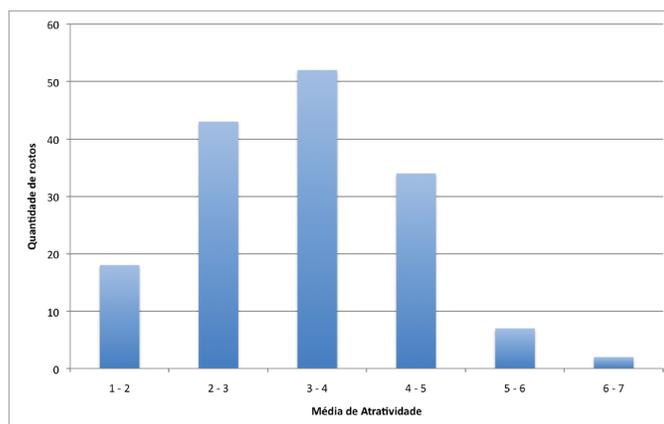


Fig. C.4: Distribuição dos rostos masculinos segundo as médias de atratividade.

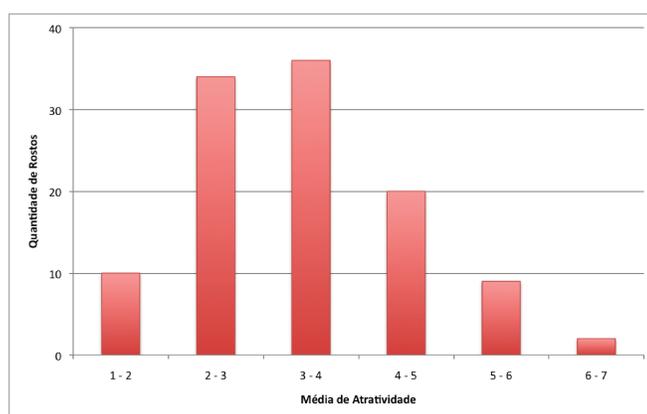


Fig. C.5: Distribuição dos rostos femininos segundo as médias de atratividade.

Na fase de pré-avaliação os rostos da base de imagens foram avaliados por um grupo de pessoas. Esta avaliação consistiu em classificar o grau de atratividade desses rostos, ou seja, para cada rosto foi atribuída uma nota conforme esse grau. Concluída a avaliação do grupo, os rostos receberam como grau de atratividade a média das notas recebidas. Cada avaliador avaliou todas as imagens da base, no total 267 imagens. O crescimento dessa base inviabiliza tal avaliação, pois o teste torna-se excessivamente cansativo. Por este motivo, podem ser propostas novas abordagens de teste. Um exemplo que pode ser adotado futuramente seria utilizar o algoritmo *Elo rating*, utilizado para ranquear jogadores de xadrez [8]. Utilizando esta técnica, todas imagens iniciariam com uma mesma nota, e elas seriam apresentadas comparativamente duas a duas, sendo dado ao avaliador a responsabilidade de escolher qual delas é mais atrativa. A foto considerada mais atrativa é comparada ao jogador ganhador e a foto considerada menos atrativa é comparada ao jogador perdedor. Suas notas no ranking final sobem e

descem conforme ganham uma das outras. Este algoritmo é interessante pois permite a criação de uma lógica para ranquear as imagens segundo sua atratividade, sem a necessidade de cada pessoa avaliar um número excessivo de rostos.

Ainda em relação a pré-avaliação, o grupo de avaliadores foi restrito a mesma faixa etária dos rostos fotografados. No entanto, este grupo pode ser ampliado a crianças e idosos, com a finalidade de analisar se existe uma diferença de opinião entre estes grupos.

Existe também a possibilidade de estender a avaliação para ser feita pela internet. No entanto, não foi utilizado este tipo de avaliação neste trabalho, pois queria-se garantir que todos os avaliadores iriam possuir as mesmas condições no momento da avaliação. Foi garantido dessa forma um ambiente tranquilo, sem influência de outras pessoas, utilizando o mesmo monitor, com mesmo brilho, tamanho e resolução.