UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ARTES, CIÊNCIAS E HUMANIDADES
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

BRUNO SANCHEZ DE ARAUJO

Caracterização de etnias, sexos e faixas etárias em imagens faciais

São Paulo

2018

BRUNO SANCHEZ DE ARAUJO

Caracterização de etnias, sexos e faixas etárias em imagens faciais

Dissertação apresentada à Escola de Artes, Ciências e Humanidades da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências pelo Programa de Pós-graduação em Sistemas de Informação.

Área de concentração: Metodologia e Técnicas da Computação

Versão corrigida contendo as alterações solicitadas pela comissão julgadora em 15 de fevereiro de 2018. A versão original encontra-se em acervo reservado na Biblioteca da EACH-USP e na Biblioteca Digital de Teses e Dissertações da USP (BDTD), de acordo com a Resolução CoPGr 6018, de 13 de outubro de 2011.

Orientador: Profa. Dra. Ariane Machado Lima

Coorientador: Profa. Dra. Fátima de Lourdes dos Santos Nunes Marques

São Paulo

2018

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

CATALOGAÇÃO-NA-PUBLICAÇÃO

(Universidade de São Paulo. Escola de Artes, Ciências e Humanidades. Biblioteca)

Araujo, Bruno Sanchez de

Caracterização de etnias, sexos e faixas etárias em imagens faciais / Bruno Sanchez de Araujo ; orientadora, Ariane Machado Lima ; coorient., Fátima de Lourdes dos Santos Nunes Marques. – São Paulo, 2018.

129 p. : il

Dissertação (Mestrado em Ciências) - Programa de Pós-Graduação em Sistemas de Informação, Escola de Artes, Ciências e Humanidades, Universidade de São Paulo.

Versão corrigida

1. Reconhecimento de padrões. 2. Inteligência artificial. 3. Percepção da face. I. Lima, Ariane Machado, orient. II. Marques, Fátima de Lourdes dos Santos Nunes, coorient. II. Título

CDD 22.ed.– 006.4

Dissertação de autoria de Bruno Sanchez de Araujo, sob o título “**Caracterização de etnias, sexos e faixas etárias em imagens faciais**”, apresentada à Escola de Artes, Ciências e Humanidades da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências pelo Programa de Pós-graduação em Sistemas de Informação, na área de concentração Metodologia e Técnicas da Computação, aprovada em 15 de fevereiro de 2018 pela comissão julgadora constituída pelos doutores:

Profa. Dra. Arianne Machado Lima

Universidade de São Paulo

Presidente

Prof. Dr. Rogério Salvini

Universidade Federal de Goiás

Prof. Dr. David Corrêa Martins Junior

Universidade Federal do ABC

Prof. Dr. Ivandré Paraboni

Universidade de São Paulo

Resumo

ARAUJO, Bruno Sanchez de. **Caracterização de etnias, sexos e faixas etárias em imagens faciais**. 2018. 129 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Escola de Artes, Ciências e Humanidades, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

A capacidade de identificação de emoções é imprescindível para uma interação social adequada entre indivíduos. Existem transtornos psiquiátricos, como o Transtorno do Espectro Autista (TEA), que impedem o reconhecimento de emoções e acabam por comprometer a qualidade de vida das pessoas. Faz-se necessária uma forma eficaz de avaliar e treinar os pacientes na identificação de emoções. Este trabalho faz parte de um projeto maior que objetiva fornecer representações de faces humanas com emoções diversas. Já existe um sistema, implementado em nossos grupos de pesquisa LAPIS-BIOINFOMED, que apresenta como saída imagens de faces com a aplicação das emoções: aversão, medo, raiva, satisfação, surpresa e tristeza, mas restrito à faixa etária jovem, sexo masculino e etnia caucasiana. Este sistema será utilizado no futuro como um jogo para auxiliar no tratamento dos pacientes com autismo, apresentando as imagens das caricaturas para que sejam adivinhadas pelo paciente. O objetivo do presente trabalho foi expandir o algoritmo existente de forma a permitir a combinação de diversas faixas etárias, sexos e etnias, permitindo que as imagens geradas sejam mais próximas ou mais distantes do convívio do paciente em tratamento, graduando assim a dificuldade no reconhecimento das emoções aplicadas às imagens. Neste trabalho foi levantado o estado da arte na literatura, para a área de representação de sexos, etnias e faixas etárias em imagens de face. Estes dados levantados foram comparados com características extraídas de tabelas com dados antropométricos, que armazenam as principais medidas e distâncias entre regiões da face humana (olhos, boca, nariz, etc.) para diferentes etnias, faixas etárias e sexos. Após esta análise, foram adicionadas ao algoritmo de geração de imagens as características que melhor diferem as três diversidades estudadas. Também foram adicionadas características que não estavam presentes nos dados antropométricos, como as rugas, tanto de idade quanto de algumas emoções. O produto final deste projeto é a comparação entre as características utilizadas pela literatura e as características extraídas da antropometria, e a expansão do algoritmo atual contemplando as diversidades étnicas, etárias e de sexo, permitindo que o usuário possa escolher uma configuração dessas diversidades para a geração das imagens com as emoções aplicadas.

Palavras-chaves: Expressões faciais. Diversidades étnicas. Diversidades de sexo. Diversidades de faixas etárias. Antropometria. Síntese de caricaturas.

Abstract

ARAÚJO, Bruno Sanchez de. **Characterization of ethnicities, genders and age groups in facial images**. 2018. 129 p. Dissertation (Master of Science) – School of Arts, Sciences and Humanities, University of São Paulo, São Paulo, 2018.

The ability to identify emotions is essential for adequate social interaction between individuals. There are psychiatric disorders, such as Autism Spectrum Disorder (ASD), which prevent recognition of emotions and impair people's quality of life. An effective way to evaluate and train patients to identify emotions is needed. This work is part of a larger project that aims to provide representations of human faces with diverse emotions. There is already a system, implemented in our research group LAPIS-BIOINFOMED, which outputs face images with those emotions applied: aversion, fear, anger, satisfaction, surprise and sadness, but restricted to the young age group, male sex and Caucasian ethnicity. This system will be used in the future to develop serious games to support the treatment of patients with ASD, by presenting facial images with emotional expressions, so that the emotion can be guessed by the patient. The aim of the present study was to expand the existing algorithm to allow the combination of different age groups, genders and ethnicities, allowing the generated images to be closer to or more distant from the patient's life, graduating the difficulty in the recognition of the emotions applied to the images. In this work, the state of the art was presented in the literature for the area of representation of sexes, ethnicities and age groups in face images. These data were compared with characteristics extracted from articles with anthropometric data, which store the main measurements and distances between regions of the human face (eyes, mouth, nose, etc.) for different ethnic groups, age groups and sexes. After this analysis, the characteristics that best differ the three studied diversities were added to the imaging algorithm. Features that were not presented in the anthropometric data were also added, such as wrinkles, both age and some emotions. The final product of this project is the comparison between the characteristics used in the literature and the characteristics extracted from the anthropometry, and the expansion of the current algorithm contemplating the ethnic, age and sex diversities, allowing the user to choose a configuration of these diversities for the generation of the images with the applied emotions.

Keywords: Facial expressions. Ethnical diversities. Sex diversities. Age group diversities. Anthropometry. Caricature synthesis.

Lista de figuras

Figura 1 – Descrição de uma imagem matricial por conjuntos de <i>pixels</i>	17
Figura 2 – Imagem de face mostrando alguns <i>landmarks</i> , como extremidades da testa, olhos, nariz e boca	20
Figura 3 – Exemplo de algumas medidas antropométricas. Os pontos em destaque são alguns dos principais pontos de controle da face humana, como as extremidades internas e externas dos olhos, extremidades externas do nariz e boca, além dos zigomáticos e das maxilas. As linhas tracejadas representam a distância entre dois destes pontos de controle, ou uma medida antropométrica	20
Figura 4 – Medição antropométrica	21
Figura 5 – Imagem de caricatura de face com pontos de controle definidos pela antropometria e curvas <i>Spline</i> traçadas ligando-os, formando os componentes da face	23
Figura 6 – Exemplos de curvas <i>Spline</i> baseadas em funções de interpolação	24
Figura 7 – Exemplos de curvas <i>Spline</i> baseadas em funções de aproximação	24
Figura 8 – Foto destacando algumas unidades de ação utilizadas para caracterizar o padrão da emoção felicidade	25
Figura 9 – Diferentes padrões dos componentes da face para o mesmo sujeito, caracterizando diferentes unidades de ação	26
Figura 10 – Imagens geradas com emoções aplicadas	28
Figura 11 – Quantidade de artigos em cada fase da condução do protocolo	31
Figura 12 – Quantidade de artigos por ano de publicação	32
Figura 13 – Bases de dados utilizadas nos artigos	33
Figura 14 – Técnicas aplicadas na classificação / representação de imagens	34
Figura 15 – Formas de seleção aplicadas nos artigos para classificar idade	34
Figura 16 – Formas de seleção aplicadas nos artigos para classificar sexo	35
Figura 17 – Formas de seleção aplicadas nos artigos para classificar etnia	35
Figura 18 – Quantidade de artigos de cada uma das diversidades	36
Figura 19 – Medições antropométricas utilizadas nos cálculos	55
Figura 20 – Pontos de controle da face - Desenho	56

Figura 21 – Pontos de controle da face - Tabela	57
Figura 22 – Pontos de controle dos olhos - Desenho	57
Figura 23 – Pontos de controle dos olhos - Tabela	58
Figura 24 – Pontos de controle do nariz - Desenho	58
Figura 25 – Pontos de controle do nariz - Tabela	58
Figura 26 – Pontos de controle da boca - Desenho	59
Figura 27 – Pontos de controle da boca - Tabela	59
Figura 28 – Alterações na região do queixo para as imagens do sexo feminino . . .	60
Figura 29 – Olhos da etnia chinesa antes e após as alterações	61
Figura 30 – Rugas de idade para a faixa etária dos adultos	62
Figura 31 – Rugas de idade para a faixa etária dos idosos	62
Figura 32 – Cores selecionadas para as etnias Afrodescendente, Caucasiano e Chinês	63
Figura 33 – Formulários de testes	65
Figura 34 – Análises comparando as etnias afrodescendente, caucasiana e chinesa, para os sexos masculino e feminino - Pesquisa antropométrica de Farkas	67
Figura 35 – Análises comparando as etnias afrodescendente, caucasiana e latina, para o sexo feminino, em 3 faixas etárias - Pesquisa antropométrica de Zhuang	68
Figura 36 – Análises comparando as etnias afrodescendente, caucasiana e latina, para o sexo masculino, em 3 faixas etárias - Pesquisa antropométrica de Zhuang	69
Figura 37 – Análises comparando as idades 6 anos, 12 anos e 18 anos, para os sexos masculino e feminino, nas etnias caucasiana e chinesa - Pesquisa antropométrica de Farkas	70
Figura 38 – Análises comparando as faixas etárias de 18 a 29 anos, 30 a 44 anos e 45 a 66 anos, para o sexo feminino, nas etnias afrodescendente, caucasiana e latina - Pesquisa antropométrica de Zhuang	71
Figura 39 – Análises comparando as faixas etárias de 18 a 29 anos, 30 a 44 anos e 45 a 66 anos, para o sexo masculino, nas etnias afrodescendente, caucasiana e latina - Pesquisa antropométrica de Zhuang	72
Figura 40 – Análises comparando os sexos masculino e feminino, para as etnias afrodescendente, caucasiana e chinesa - Pesquisa antropométrica de Farkas	73

Figura 41 – Análises comparando os sexos masculino e feminino, para as etnias afrodescendente, caucasiana e latina, em 3 faixas etárias - Pesquisa antropométrica de Zhuang	74
Figura 42 – Imagens geradas para a etnia afrodescendente, em ordem, para o sexo feminino nas idades jovem, adulto e idosos, seguidas pelo sexo masculino nas idades jovem, adulto e idosos, primeiramente sem cor e depois seguindo a mesma ordem para as imagens coloridas.	76
Figura 43 – Imagens geradas para a etnia caucasiana, em ordem, para o sexo feminino nas idades jovem, adulto e idosos, seguidas pelo sexo masculino nas idades jovem, adulto e idosos, primeiramente sem cor e depois seguindo a mesma ordem para as imagens coloridas.	76
Figura 44 – Imagens geradas para a etnia chinesa, em ordem, para o sexo feminino nas idades jovem, adulto e idosos, seguidas pelo sexo masculino nas idades jovem, adulto e idosos, primeiramente sem cor e depois seguindo a mesma ordem para as imagens coloridas.	77
Figura 45 – Imagens geradas aplicando a emoção aversão com 100% de intensidade.	78
Figura 46 – Imagens geradas aplicando a emoção medo com 100% de intensidade. .	78
Figura 47 – Imagens geradas aplicando a emoção raiva com 100% de intensidade. .	79
Figura 48 – Imagens geradas aplicando a emoção satisfação com 100% de intensidade.	79
Figura 49 – Imagens geradas aplicando a emoção surpresa com 100% de intensidade.	80
Figura 50 – Imagens geradas aplicando a emoção tristeza com 100% de intensidade.	80
Figura 52 – Porcentagem de acerto nos trios de variáveis	81
Figura 51 – Matriz de confusão - As linhas representam as classes apresentadas e as colunas representam as alternativas optadas pelos respondentes. A diagonal representa quando a classe correta foi optada pelos respondentes.	82
Figura 53 – Acertos nas imagens repetidas nos formulários	85
Figura 54 – Coerência nas respostas das imagens repetidas	85
Figura 55 – Coerência nas respostas das imagens repetidas	86

Lista de tabelas

Tabela 1 – Cores selecionadas utilizando o modelo RGB para ilustrar a pele e a boca das 3 etnias	63
Tabela 2 – Matriz de confusão para as etnias - todas as imagens	83
Tabela 3 – Matriz de confusão para as etnias - imagens sem cor	83
Tabela 4 – Matriz de confusão para as etnias - imagens coloridas	83
Tabela 5 – Matriz de confusão para as faixas etárias - todas as imagens	83
Tabela 6 – Matriz de confusão para as faixas etárias - imagens sem cor	83
Tabela 7 – Matriz de confusão para as faixas etárias - imagens coloridas	83
Tabela 8 – Matriz de confusão para os sexos - todas as imagens	84
Tabela 9 – Matriz de confusão para os sexos - imagens sem cor	84
Tabela 10 – Matriz de confusão para os sexos - imagens coloridas	84
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	98
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	99
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	100
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	101
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	102
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	103
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	104
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	105
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	106
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	107
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	108
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	109
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	110
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	111
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	112
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	113
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	114
Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1	115
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	115

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	116
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	117
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	118
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	119
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	120
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	121
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	122
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	123
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	124
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	125
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	126
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	127
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	128
Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2	129

Sumário

1	Introdução	13
1.1	<i>Objetivo</i>	15
1.2	<i>Justificativa</i>	15
1.3	<i>Organização deste documento</i>	15
2	Fundamentação teórica	17
2.1	<i>Imagens</i>	17
2.2	<i>Antropometria</i>	19
2.3	<i>Representação de imagens faciais</i>	21
2.3.1	Pontos de controle	22
2.3.2	Curvas <i>Spline</i>	23
2.3.3	<i>FACS</i>	25
2.4	<i>Teste t de Welch</i>	26
2.5	<i>Estado anterior do projeto</i>	27
3	Revisão sistemática	29
3.1	<i>Análise quantitativa</i>	32
3.2	<i>Análise qualitativa</i>	36
3.2.1	Diversidades de sexo	36
3.2.2	Diversidades de etnia	40
3.2.3	Diversidades de idade	41
3.3	<i>Discussão</i>	47
3.3.1	Diversidades de sexo	47
3.3.2	Diversidades de etnia	48
3.3.3	Diversidades de idade	50
3.4	<i>Conclusão da revisão sistemática</i>	51
4	Métodos	53
4.1	<i>Análise quantitativa baseada em medidas antropométricas</i>	53
4.2	<i>Geração das imagens</i>	54
4.2.1	Cálculos dos pontos de controle e geração das imagens	54

4.2.2	Desenho dos componentes faciais	59
4.2.3	Desenho de rugas	61
4.2.4	Cor da pele	62
4.3	<i>Avaliação das imagens geradas</i>	63
5	Resultados	66
5.1	<i>Análise estatística com dados antropométricos</i>	66
5.1.1	Diversidade étnica	66
5.1.2	Diversidade etária	69
5.1.3	Diversidade de sexo	72
5.2	<i>Comparativo entre literatura e medidas antropométricas</i>	74
5.3	<i>Imagens sintetizadas</i>	75
5.4	<i>Avaliação das imagens por parte dos voluntários</i>	80
6	Discussão	87
7	Conclusão	90
	Referências¹	92
	Apêndice A – Formulário com as informações extraídas da re- visão sistemática	98

¹ De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023.

1 Introdução

O campo da síntese de imagens é um campo de transformação: transforma as regras da geometria e da física em imagens que significam algo para as pessoas (GLASSNER, 1995). Em particular, diversidades de etnia, sexo e faixas etárias em imagens de faces são exploradas em trabalhos tanto de reconhecimento quanto de representações de faces.

A classificação de etnias é utilizada em sistemas de *soft biometrics* (SETHURAM et al., 2012) para restringir a pesquisa de reconhecimento de indivíduos a uma determinada etnia, resultando em uma identificação mais satisfatória. Também é útil como base para simular os efeitos da idade, que variam de acordo com os padrões de cada etnia. No entanto, a etnia em imagens da face não é o foco da maioria das pesquisas encontradas. Em muitos dos estudos, a única variável estudada como característica da etnia é a tonalidade da pele, classificando pessoas como caucasianos ou afrodescendentes apenas, desconsiderando diversas variações étnicas, como etnias asiáticas, latinas e indígenas (AKHTAR et al., 2013; SETHURAM et al., 2012; TOKOLA; MIKKILINENI; BOEHNEN, 2015).

Ao contrário das etnias, existem diversos artigos que trabalham a questão da diversidade de sexos e de faixas etárias em imagens de face. Reconhecimento de sexos é uma área da pesquisa de reconhecimento de faces que se mostrou útil em diversas frentes, como na interação entre humanos e computadores (ARIGBABU et al., 2014), *soft biometrics* (SETHURAM et al., 2012), e em coletar informações demográficas para uso em ações de publicidade direcionadas para sexos específicos (ARIGBABU et al., 2014). Alguns estudos sobre classificação de sexos por meio de características da face humana apresentam ótimos resultados, acima de 90% em acurácia (JIA, 2015; FAZL-ERSI; PASANDI; LAGANIÈRE, 2014; EL-DIN; MOUSTAFA; MAHDI, 2013; CEOLIN; HANCOCK, 2012; AHMED; KABIR, 2012; ULLAH et al., 2012; WU; SMITH; HANCOCK, 2010), citando que a face humana permite claramente diferenciar entre os sexos, possivelmente por considerarem barba e cabelo na classificação. Existem componentes que nos permitem identificar o sexo pelo formato e tamanho da face, textura, barba, entre outras. A percepção humana sobre a diferença entre os sexos em imagens de faces é próxima de 100% (TAKIMOTO et al., 2006).

Quanto à idade, um mapeamento correto dos fatores que influenciam a idade na face humana ajuda em sistemas de localização de pessoas perdidas e de criminosos

identificados há um certo tempo, que muitas vezes necessitam simular os efeitos da idade para reconhecê-los (HU et al., 2015; DU; WU; ZHAI, 2014; HONG et al., 2013; SANTHI; SEETHALAKSHMI, 2012; LING et al., 2007). Outro exemplo de aplicação é para impedir menores de idade de frequentarem ambientes inadequados (HONG et al., 2013; LI; FU; HUANG, 2010). No entanto, dentre as três diversidades, o reconhecimento e a representação da idade de uma pessoa por meio da face é aparentemente o mais desafiador, já que o efeito da idade varia de indivíduo para indivíduo, tanto no processo de envelhecimento quanto geneticamente (AKHTAR et al., 2013; SANTHI; SEETHALAKSHMI, 2012). A evolução do fator da idade é imprevisível e incontrollável, além de influenciar diversos outros componentes, como o formato e o contorno dos olhos, nariz, testa, de acordo com a geografia das rugas (LIANG et al., 2011). Outro fator dificultador é que o desenvolvimento dos sinais da idade em cada pessoa também pode ser disfarçado com cirurgias plásticas e maquiagem (TAKIMOTO et al., 2007), o que dificulta ainda mais prever o efeito da idade nos indivíduos a partir da face. A condição de saúde, o ambiente que a pessoa vive e inclusive a sua genética são outros fatores que impactam na percepção que se pode ter da idade de uma pessoa a partir da sua face (LIANG et al., 2011).

Este trabalho faz parte de um projeto mais amplo, que engloba o desenvolvimento de um jogo sério em que serão apresentadas caricaturas de faces humanas com emoções variadas, para avaliação da capacidade de reconhecimento de tais emoções por pacientes com transtorno do espectro autista (TEA). Transtornos neurológicos, como o TEA, comprometem a identificação de emoções e expressões faciais, prejudicando o desenvolvimento social dos pacientes diagnosticados (KANNER, 1943; CASTELLI, 2005). Uma forma eficaz de avaliar e treinar os pacientes com esses transtornos neurológicos a identificar emoções é fundamental para desenvolver suas interações sociais. Desta forma, foi proposto um projeto de desenvolvimento de um jogo sério com essa finalidade (TESTA et al., 2014). Uma graduação do nível de dificuldade deste jogo pode ser feita utilizando, dentre outros fatores, imagens de pessoas com maiores e menores semelhanças às pessoas do convívio do paciente. Essas semelhanças podem ser representadas, por exemplo, pela etnia, sexo e faixa etária. Para caracterizar os cuidadores dos pacientes com autismo, que são as pessoas mais próximas do convívio destes pacientes, estamos representando apenas faixas etárias adultas.

A habilidade de identificar emoções de outras pessoas por meio de suas expressões faciais é crucial na comunicação não verbal para uma adequada interação social (ROCCA

et al., 2009). Na literatura existe uma hipótese sobre a universalidade dos comportamentos faciais associados a emoções faciais, independente de características regionais e culturais (EKMAN; FRIESEN, 1971).

Neste trabalho foi levantado o estado da arte na literatura para a representação de sexo, faixas etárias e etnias em imagens faciais, e foram acrescentadas ao algoritmo de geração de imagens formas de representação dessas variabilidades, além da possibilidade de gerar as imagens coloridas. Foram estudadas e comparadas as medidas já disponibilizadas pela Antropometria com as características extraídas da literatura que melhor definem diversidades de sexo, etnia e faixas etárias.

1.1 Objetivo

O objetivo geral deste projeto foi comparar dados obtidos da antropometria com informações da literatura para verificar quais características da face caracterizam objetivamente diversidades étnicas, de idade e sexo, e utilizá-las para evoluir o algoritmo existente de geração de imagens de emoções faciais para incluir a representação destas diversidades.

1.2 Justificativa

A motivação deste projeto vem da necessidade de incrementar o projeto do jogo sério, adicionando variáveis que graduem o nível de dificuldade, permitindo ao avaliador do jogo medir o desempenho dos usuários sob as variáveis étnicas, de sexo e faixas etárias, aplicando tais variações de uma forma que a caricatura seja mais familiar ou não à percepção do usuário.

1.3 Organização deste documento

Este texto está organizado em 7 capítulos. O segundo capítulo contém a fundamentação teórica básica para os conceitos explorados durante este trabalho. No terceiro capítulo foi feita uma revisão sistemática sobre o tema, para que fosse levantado o estado da arte nas áreas de representação de diversidades de etnia, sexo e face em imagens de faces humanas. O quarto capítulo apresenta os métodos utilizados no desenvolvimento do

projeto. No quinto capítulo são apresentados os resultados do presente trabalho, contendo a análise das características importantes para a representação das diversidades assim como as imagens sintetizadas geradas e a avaliação das mesmas por parte de voluntários. O sexto capítulo contém a discussão realizada em cima das análises obtidas com os testes, seguido pelo sétimo capítulo com a conclusão.

2 Fundamentação teórica

2.1 Imagens

Uma imagem é a representação de um objeto captada por algum sensor que identifique a radiação refletida de objetos físicos, de uma forma que possa ser armazenada, analisada e manipulada através de uma matriz finita de pontos, normalmente de formato retangular (BALLARD; BROWN, 1982).

No campo de processamento de imagens, podemos manipular as imagens digitais a partir dos domínios espacial e de frequência. O domínio espacial refere-se ao conjunto de pontos que compõe a imagem e trabalha diretamente com estes pontos. O domínio da frequência parte do teorema da convolução, aplicando as manipulações na transformada de Fourier da imagem (GONZALEZ; WOODS, 2007).

A figura 1 apresenta uma matriz binária descrevendo uma imagem, em que o valor 0 representa o fundo e o valor 1 representa o objeto.

Figura 1 – Descrição de uma imagem matricial por conjuntos de *pixels*

Fonte: AZEVEDO e CONCI (2003)

Cada um dos pontos desta matriz, com seus respectivos valores de níveis de cinza, cores, alturas, opacidades, etc. são conhecidos como elementos da imagem, ou *pixels*. *Pixel* é o termo mais utilizado para descrever os elementos de uma imagem digital no domínio espacial (GONZALEZ; WOODS, 2007).

O processo de aquisição de imagens pode considerar diferentes processos com diferentes tipos de sensores. A quantidade e o tipo do sensor definem a resolução espacial e a resolução de contraste da imagem. A resolução espacial diz respeito à quantidade de pontos digitalizados dentro de uma determinada unidade espacial (por exemplo, quantidade

de pontos por polegada). Quanto maior esta quantidade, menor será o tamanho do *pixel*. Quanto menor o tamanho do *pixel*, maior a resolução espacial da imagem e mais pontos são usados para representar objetos nesta imagem. Portanto, os objetos serão representados com mais detalhes (GONZALEZ; WOODS, 2007).

A quantidade de cores possível de ser representada em cada *pixel* é chamada de resolução de contraste. Quanto maior a quantidade de cores, maior a capacidade de representação fiel da imagem, mas também será maior o espaço necessário para armazenamento. Existem diversos modelos de cores disponíveis com diferentes capacidades, como o RGB (*red-green-blue*), CMYK (*cyan-magenta-yellow-key*) e HSI (*hue-saturation-intensity*) (JENSEN, 2005).

O objetivo de definir matematicamente uma imagem é possibilitar a manipulação do seu conteúdo, de forma que seja possível aplicar transformações nessas imagens, ou extrair informações relevantes dela. Uma imagem pode ser definida como uma função de duas dimensões $f(x,y)$, na qual x e y são coordenadas espaciais, e a amplitude de f em qualquer par de coordenadas (x,y) é chamada de intensidade da imagem naquele ponto. Quando x , y , e o valor da intensidade de f são todos finitos, em quantidades discretas, a imagem é considerada digital (GONZALEZ; WOODS, 2007).

A função $f(x,y)$ pode ser caracterizada por dois componentes: a quantidade de iluminação incidente da fonte na cena sendo vista, sob a função $i(x,y)$, e a quantidade de iluminação refletida pelos objetos na cena, sob a função $r(x,y)$. Essas duas funções se combinam como um produto para formar $f(x,y)$, onde $f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y)$. A função de iluminação incidente $i(x,y)$ está no intervalo entre 0 e infinito, e é um valor discreto. A função de reflexão $r(x,y)$ é determinada pelas características de objetos da imagem, em que 0 significa absorção total e 1 significa reflexão total do ponto (GONZALEZ; WOODS, 2007).

Um *pixel* é a menor unidade sob a qual se pode realizar as operações mais comuns na área de processamento de imagens. Para que isso seja possível, é necessário utilizar conceitos de vizinhança, adjacência, conectividade e distância entre *pixels*.

Existem 3 tipos de vizinhança entre *pixels*. A vizinhança de 4 do *pixel* é composta pelos *pixels* imediatamente acima, abaixo, à direita e à esquerda do *pixel* analisado. A vizinhança diagonal do *pixel* é composta pelos *pixels* posicionados nas diagonais do *pixel* de interesse na matriz. A vizinhança de 8 do *pixel* é composta pelas duas vizinhanças mencionadas anteriormente (GONZALEZ; WOODS, 2007).

Adjacência ocorre quando um par de *pixels* vizinhos compartilha bordas ou vértices, sendo considerado “4-adjacente” quando compartilham uma borda e “8-adjacente” quando compartilham um vértice. Conectividade entre *pixels* acontece quando um par de *pixels* é adjacente e similar, a partir de um conjunto pré-estabelecido de valores de cinza (GONZALEZ; WOODS, 2007).

A distância entre os *pixels* pode ser medida, e é muito útil para algoritmos de manipulação de imagem. Existem diversas fórmulas para se definir a distância entre *pixels*, considerando dois *pixels* $p(x,y)$ e $q(x,y)$:

- **Distância euclidiana:**

$$d(p, q) = \sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2} \quad (1)$$

- **Distância de *Manhattan*:**

$$d(p, q) = |x_p - x_q| + |y_p - y_q| \quad (2)$$

- **Distância *chessboard*:**

$$d(p, q) = \max \{|x_p - x_q|, |y_p - y_q|\} \quad (3)$$

2.2 Antropometria

O termo Antropometria tem origem no grego *anthropos* (homem) e *metron* (medida), e trata-se da ciência que estuda as medidas, tamanho, proporção, distância e relação entre componentes do corpo humano (FARKAS, 1994).

O produto gerado pelas medições antropométricas é uma tabela com as médias e desvios padrão das distâncias entre os pontos de controle, também conhecidos como *landmarks*, que são extraídos a partir de posições definidas previamente. A distância e a relação entre estes pontos estabelecidos é definida como uma medida antropométrica. Na figura 2 estão destacados os principais pontos de controle da face.

Figura 2 – Imagem de face mostrando alguns *landmarks*, como extremidades da testa, olhos, nariz e boca

Fonte: ZHUANG et al. (2010)

Dados obtidos da Antropometria são utilizados em análises de saúde do bebê em exames neo-natais (YAJNIK et al., 2003), planejamento de cirurgias plásticas (FERNANDES, 2008), estudos na prevenção de câncer de mama (BARBASH, 1993) e próstata (SCHUURMAN et al., 2000), além de estudos na predição dos efeitos da idade em imagens de face (RAMANATHAN; CHELLAPA; BISWAS, 2009). A figura 3 apresenta alguns exemplos de medidas antropométricas em componentes faciais.

Figura 3 – Exemplo de algumas medidas antropométricas. Os pontos em destaque são alguns dos principais pontos de controle da face humana, como as extremidades internas e externas dos olhos, extremidades externas do nariz e boca, além dos zigomáticos e das maxilas. As linhas tracejadas representam a distância entre dois destes pontos de controle, ou uma medida antropométrica

Fonte: FARKAS (1994)

Devido às diversidades de formato e posição no corpo humano, são utilizados diversos instrumentos para colher as medidas antropométricas, como antropômetros, fitas métricas, goniômetros, etc. Utilizando a face como exemplo, são colhidas as distâncias entre pontos principais das regiões da face, como as extremidades da boca, do nariz, a distância entre o centro dos olhos, como na figura 4 a seguir:

Figura 4 – Medição antropométrica

Fonte: ZHUANG e BRADTMILLER (2005)

2.3 Representação de imagens faciais

Existem diversas técnicas para representar e identificar componentes de faces humanas, conforme será abordado no capítulo 3 de revisão da literatura. Algumas destas técnicas aplicam métodos de reconhecimento de padrões para criar um modelo, e classificar imagens de faces extraíndo diversas características, como idade, sexo, etnia, luminosidade, ângulo, emoções, etc.

Algumas variáveis devem ser consideradas, modeladas e desenhadas para representar uma face humana, como medidas antropométricas, graduação da iluminação e de ponto de vista, expressões da face, e diversidades de idade, sexo e etnia.

Para representar imagens de faces humanas, neste trabalho foram empregados conceitos de pontos de controle de imagens de face (*Landmarks*) e de curvas *Spline* para traçar os desenhos das retas que formam as regiões das faces nas caricaturas desenhadas. Estes dois temas serão detalhados agora. Também será abordado sobre *FACS*, que é um sistema que estabelece relações entre movimentações entre partes da face e as emoções executadas pelo indivíduo. Essas relações foram utilizadas no desenvolvimento do algoritmo do jogo para caracterizar as emoções.

2.3.1 Pontos de controle

Na área de representação de imagens de face, pontos de controle ou *landmarks* são pontos chave na face que são comuns à maioria das pessoas, e que servem como base para que um algoritmo seja capaz de encontrar a posição dos componentes faciais presentes nas imagens, como olhos, nariz, boca, etc, sendo imprescindíveis em qualquer sistema de reconhecimento e representação de faces humanas. Muitos estudos se especializam em localizar, identificar e analisar os pontos de controle em imagens de face (ZHU; RAMANAN, 2012).

Partes da face usualmente utilizadas como pontos de controle são as extremidades (verticais e horizontais) ou posição central dos olhos, da boca e do nariz. Estes componentes são comuns a todas as imagens de face, e permitem identificar a face mesmo que o sujeito não esteja posicionado de frente para a imagem (WU; TURAGA; CHELAPPA, 2012).

A partir da localização dos pontos de controle estabelecidos, todas as características que interessem da face são extraídas, e entregues para o algoritmo responsável por realizar a tarefa pretendida, seja ela de classificação ou representação de imagens, como no exemplos da figura 5, que ilustra os pontos de controle para se desenhar os principais componentes de uma face humana. Pontos de controle também servem de base para algoritmos de estimação de idades, sexos e etnias em imagens.

Figura 5 – Imagem de caricatura de face com pontos de controle definidos pela antropometria e curvas *Spline* traçadas ligando-os, formando os componentes da face

Fonte: TESTA et al. (2014)

2.3.2 Curvas *Spline*

Em diversas aplicações, especialmente na área de computação gráfica, existe a necessidade de se construir funções de suavização, ou curvas paramétricas, interpolando ou aproximando um conjunto de pontos, de uma forma que seja possível reproduzir o seu formato geométrico da forma mais fiel desejada. Métodos clássicos baseados em polinômios por partes nem sempre são capazes de atingir a interpolação ou aproximação requerida (CRAVERO; MANNI; M.L., 2008). No presente trabalho, foram utilizadas curvas *Spline* para desenhar as curvas que formam os componentes da face, a partir dos pontos de controle levantados na Antropometria.

As Curvas *Spline* são funções matemáticas polinomiais baseadas em pontos de controle, que possuem uma alta capacidade de suavização nas partes em que o polinômio se conecta (BINDIGANAVLE, 2010). Elas foram utilizadas primariamente como ferramenta para desenho de projetos nas indústrias naval e de aviação, de onde vem a origem do nome (*Ships and Planes LINE*). Era utilizada uma tira elástica fixada em determinados pontos de controle, de forma que o desenho do projeto pudesse tomar forma a partir das deformações dessa tira.

Existem funções de suavização para curvas *Spline* para interpolação e aproximação. Uma função de interpolação garante que a curva passará por todos os pontos de controle, não importando a localização destes pontos. A função de aproximação não garante que a curva passará por todos os pontos, o que pode tornar a curva mais suave (MATUSIK, 2012). As figuras 6 e 7 exemplificam curvas *Spline* baseadas em funções de interpolação e de aproximação, respectivamente.

Figura 6 – Exemplos de curvas *Spline* baseadas em funções de interpolação

Fonte: MATUSIK (2012)

Figura 7 – Exemplos de curvas *Spline* baseadas em funções de aproximação

Fonte: MATUSIK (2012)

2.3.3 FACS

Facial Action Coding System é um sistema desenvolvido para estudar conexões entre expressões faciais e seus significados. Foi publicado na década de 70 por Paul Ekman e Wallace Friesen e é utilizado de diversas formas, para entender comportamentos humanos, emoções, interação social e inclusive em áreas da psicologia, para verificar sinais de *stress*, raiva e mentiras nos pacientes (FASEL; LUETTIN, 2003).

Inicialmente foram mapeadas as emoções expressas por meio da face que poderiam ser melhor distinguidas entre si, para que fosse possível entender os movimentos da face na sua construção. Esse grupo de emoções básicas consideradas universais são a alegria, tristeza, medo, nojo, surpresa e raiva (EKMAN; FRIESEN, 1971).

As expressões faciais podem ser medidas a partir de análises dos movimentos e contrações nos músculos da face, resultando em alterações ou deformidades temporárias em componentes como olhos, nariz, boca e pele, além de rugas, no momento em que a expressão facial estiver sendo executada (FASEL; LUETTIN, 2003). São analisados os padrões das movimentações nestes músculos e características da face para que seja definida uma emoção.

Cada atividade de movimentação ou contração da face de um ou vários músculos é considerada uma unidade de ação, que produz uma característica única de distorção ou enrugamento na face. Quando várias unidades de ação seguem o mesmo padrão, é classificada uma emoção (DONATO et al., 1999). A figura 8 apresenta algumas unidades de ação, que juntas caracterizam a emoção felicidade.

Figura 8 – Foto destacando algumas unidades de ação utilizadas para caracterizar o padrão da emoção felicidade

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Para que as unidades de ação de uma imagem de face sejam identificadas, é necessário primeiro extrair os componentes principais dessas imagens, que fiquem em pontos definidos primariamente, e que sejam comuns para todos os sexos, idades e etnias. Com esses componentes encontrados, é possível analisar as movimentações e deformidades das partes da face. A figura 9 mostra um exemplo de extração de componentes para um mesmo sujeito com diferentes emoções. A posição dos lábios foi encontrada e delimitada, assim como o formato dos olhos e sobrancelhas. As deformações nos formatos destes componentes servem como base para a caracterização da emoção. Cada enrugamento ou movimento da boca, sobrancelha e olhos é uma unidade de ação.

Figura 9 – Diferentes padrões dos componentes da face para o mesmo sujeito, caracterizando diferentes unidades de ação

Fonte: TIAN, KANADE e COHN (2001)

Aplicações utilizando conceitos definidos pelo *FACS* são utilizadas em diversos campos atualmente, desde identificação de pessoas utilizando conceitos de *soft biometrics* (KASHYAP; TULYAKOV; GOVINDARAJU, 2012), interação humano-computador (KAISER; WEHRLE, 1992), em diversas áreas do entretenimento e jogos digitais (LANGDALE, 2010), e na representação de pessoas através de imagens (THORISSON, 1996).

2.4 Teste *t* de Welch

O teste *t* de Welch teve sua origem em 1938 quando o pesquisador Welch propôs uma alternativa com melhores resultados para o teste *t* de *Student* ao analisar amostras de significâncias e variâncias diferentes (WELCH, 1938).

Trata-se de um teste de hipótese estatístico utilizado para avaliar se duas amostras independentes possuem médias equivalentes. Difere do teste t de *Student* por conseguir realizar as análises em amostras com variâncias desiguais, e por este motivo este foi o teste estatístico mais adequado para analisar as divergências entre etnias, idades e sexos durante o desenvolvimento deste projeto.

Este teste estatístico apresenta como resultado um p-valor, denominado nível descritivo, que é a probabilidade de que a estatística do teste tenha um valor extremo discrepante entre as duas amostras.

O teste t de Welch pode ser descrito a partir da equação a seguir, em que X representa a média de cada uma das amostras, s representa a variância e N representa o tamanho das amostras:

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{N_1} + \frac{s_2^2}{N_2}}} \quad (4)$$

2.5 Estado anterior do projeto

Conforme dito anteriormente, este trabalho faz parte de um projeto amplo em andamento, que foi iniciado com um algoritmo de geração de caricaturas de faces humanas com emoções aplicadas, utilizando conceitos de *FACS* (*Facial Action Coding System*), que estabelecem uma conexão entre expressões faciais e determinadas movimentações em regiões do rosto. Também foram utilizados conceitos de curvas *Spline*, para desenhar as características faciais partindo dos pontos de controle obtidos na antropometria. A versão do programa anterior a esse trabalho de mestrado era capaz de gerar imagens para 6 tipos de emoções (raiva, nojo, medo, alegria, tristeza e surpresa) em diferentes níveis de intensidade (0 a 100%), além da face com emoção neutra, isto é, apenas com os pontos de controle, sem nenhum tipo de movimentação que caracterize uma emoção (TESTA et al., 2014). A figura 10 apresenta algumas imagens geradas pelo programa. No entanto, essa versão do programa apenas gerava imagens do sexo masculino, faixa etária jovem e etnia caucasiana. Além disso, percebia-se que certas rugas de expressão poderiam auxiliar a caracterização de certas emoções, como por exemplo o enrugamento na parte superior da testa para a emoção surpresa.

Figura 10 – Imagens geradas com emoções aplicadas

Fonte: TESTA (2014)

3 Revisão sistemática

O objetivo proposto para esta revisão sistemática foi encontrar trabalhos (artigos de periódicos e anais de conferências) que caracterizem formas de representar ou modelar diversidades de idade, sexo ou etnia em imagens de face humana. Apesar de o foco desta pesquisa ser em representação de imagens, não será restringido à esta área, pois muitas outras áreas, como reconhecimento de faces, se utilizam destes conhecimentos para identificar uma pessoa.

Levantou-se o estado da arte na literatura nas áreas de identificação e representação de características que permitem identificar diferenças objetivas entre sexo, etnia e faixas etárias em imagens de face.

Esta pesquisa foi estruturada, conduzida e baseada no modelo proposto por Kitchenham, dividido em fases de planejamento, execução, extração e análise dos dados (KITCHENHAM, 2007).

Para que fosse possível encontrar os trabalhos primários relacionados ao tema da pesquisa, foram formuladas as seguintes questões de pesquisa:

1. Como diversidades de idade, etnia e sexo são representadas / modeladas em imagens de faces humanas?
2. Como estas diversidades impactam nas características da face?
3. Quais técnicas são aplicadas para caracterizar estas diversidades?
4. Quais são as limitações para modelar estas diversidades?

A pesquisa foi realizada no portal Scopus Digital Library (<http://www.scopus.com/home.url>), limitada à língua inglesa, às áreas de computação e engenharia e aos tipos de documento “artigo de conferência”, “artigo” e “capítulo de livro”, pelo motivo de alguns anais de conferências estarem classificados desta forma.

A *string* de busca utilizada foi:

TITLE-ABS-KEY(image AND face AND (age OR gender OR ethnic*) AND (representation OR generation OR design)) AND (LIMIT-TO(SUBJAREA,"COMP") OR LIMIT-TO(SUBJAREA,"ENGI")) AND (LIMIT-TO(DOCTYPE,"cp") OR LIMIT-TO(DOCTYPE,"ar") OR LIMIT-TO(DOCTYPE,"ch")) AND (LIMIT-TO(LANGUAGE,"English"))

A pesquisa retornou 217 artigos. Sobre estes artigos foram aplicados os critérios de inclusão e exclusão, sendo exigido que, para o artigo ser aceito para análise, deveria satisfazer o critério de inclusão CI1, pelo menos um dos outros critérios de inclusão e nenhum dos critérios de exclusão propostos.

Os critérios de inclusão utilizados foram:

- CI1 – Trata imagens, tanto no reconhecimento, processamento e representação.
- CI2 - Apresentar características que abordem a diferença da idade em imagens de faces.
- CI3 - Apresentar características que abordem a diferença entre sexos em imagens de faces.
- CI4 - Apresentar características que abordem a diferença de etnias em imagens de faces.

Os critérios de exclusão utilizados foram:

- CE1 - O artigo não está disponível totalmente em inglês.
- CE2 - O artigo não tem relação primariamente com os campos de processamento de imagens e Reconhecimento de faces em Sistemas de Informação.
- CE3 - O artigo trata apenas de representar ou reconhecer faces, sem discutir o problema das diversidades que são o foco deste estudo.
- CE4 – Não ser um artigo científico revisado por pares da comunidade científica.
- CE5 – O artigo não apresenta componentes faciais que permitam diferenciar idade, sexo ou etnia em imagens de faces de uma forma clara.
- CE6 – O artigo não está acessível para a comunidade acadêmica.
- CE7 – O artigo não trata primariamente sobre imagens de faces humanas.
- CE8 – Artigo duplicado.

Após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão, 40 artigos foram aceitos e analisados. A figura 11 apresenta um resumo da fase de condução.

Figura 11 – Quantidade de artigos em cada fase da condução do protocolo

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

O restante deste capítulo é dedicado aos resultados da revisão. O apêndice A apresenta uma tabela contendo todas as informações extraídas, a saber:

- Ano do artigo.
- Editora do artigo.
- Como o artigo diferencia a idade nas imagens de face humana?
- Como o artigo diferencia o sexo nas imagens de face humana?
- Como o artigo diferencia a etnia nas imagens de face humana?
- Qual a técnica aplicada para representar / classificar essas diversidades?
- Qual foi a base de dados utilizada nos experimentos?
- Qual a acurácia atingida no método?
- Qual a finalidade primária do artigo?
- Qual foi a forma de avaliação aplicada no artigo?
- Resultados (comentários).

3.1 Análise quantitativa

Foram feitas algumas análises quantitativas, agrupando os dados obtidos nos estudos primários, para os 40 estudos. A figura 12 apresenta a quantidade de artigos selecionados por ano de publicação.

Figura 12 – Quantidade de artigos por ano de publicação

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Cerca de 70% (28 artigos) dos estudos foram publicados em conferências e 30% dos artigos foram publicados em periódicos. A maioria foi publicada entre 2010 e 2013 (55%), o que pode indicar o ápice de interesse das formas de caracterizar diversidades em imagens de face nesta época.

A figura 13 apresenta as bases de dados mais utilizadas para a execução dos experimentos conduzidos nos artigos. As três bases mais utilizadas foram a FERET, MORPH e FG-NET (55% dos artigos), todas públicas para pesquisas e experimentos.

Figura 13 – Bases de dados utilizadas nos artigos

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

A base de dados Feret (*Face Recognition Technology*) é um programa público do governo dos Estados Unidos, e sua base de dados é largamente utilizada para testes com algoritmos de reconhecimento de faces desde sua publicação, em 1995. Contém 8525 imagens, de 884 indivíduos (PHILLIPS et al., 1997).

A base de dados MORPH é a maior base de dados disponível atualmente. Possui dois álbuns. O álbum um contém 1724 imagens de 515 indivíduos, extraídas de 1962 até 1998, e possui dados de um mesmo indivíduo com no máximo 29 anos de diferença entre a primeira e a sua última foto. O álbum dois contém 55.134 imagens de 13.000 indivíduos, e continua sendo atualizado até os dias atuais. A base de dados é mantida pela Universidade da Carolina do Norte (RICANEK; TESAFAYE, 2006).

A base de dados FGNET é mantida pelo *Face and Gesture Recognition Working Group*. Foi publicada em 2004. Contém 1002 imagens de 82 indivíduos em diferentes idades.

A figura 14 sintetiza as técnicas utilizadas para classificar / representar as diversidades estudadas nas imagens. Os classificadores mais utilizados foram o *Support Vector Machine* (SVM) e Rede Neural, utilizados em quase 50% dos artigos estudados.

Figura 14 – Técnicas aplicadas na classificação / representação de imagens

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

As figuras 15, 16 e 17 mostram as formas de seleção de características mais utilizadas para classificar / identificar diversidades de idade, sexo e etnia respectivamente, em imagens de faces. Em geral, houve um equilíbrio nas técnicas de seleção de características. Não houve um método que obteve um maior destaque.

Figura 15 – Formas de seleção aplicadas nos artigos para classificar idade

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 16 – Formas de seleção aplicadas nos artigos para classificar sexo

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 17 – Formas de seleção aplicadas nos artigos para classificar etnia

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

A figura 18 apresenta a quantidade de estudos para cada uma das diversidades estudadas. Alguns destes trabalhos analisavam mais de uma das diversidades. É possível notar claramente a defasagem em trabalhos tratando sobre a diversidade étnica, face ao equilíbrio entre as outras diversidades.

Figura 18 – Quantidade de artigos de cada uma das diversidades

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

3.2 Análise qualitativa

Nesta seção foram analisados os artigos selecionados para o estudo de diversidades de idade, sexo e etnia em imagens de faces humanas. O alvo desta análise é determinar objetivamente quais características da face permitem diferenciar um indivíduo nas 3 diversidades pesquisadas.

3.2.1 Diversidades de sexo

Os artigos que apresentaram pesquisas na área de reconhecimento de faces focando na diversidade de sexos foram maioria dentre os trabalhos da área de representação de diversidades em faces. Em alguns desses trabalhos, foram utilizadas formas de seleção e fusão de características, o que não permite identificar objetivamente quais características da face influenciam na escolha do sexo pelo classificador. Outros estudos não evidenciaram quais características da face possibilitaram distinguir entre os sexos, apenas citaram quais métodos foram utilizados para extrair as características para o classificador. Os mais utilizados foram *Local Binary Pattern* (LBP), *Scale Invariant feature transform* (SIFT) e *Gabor Wavelet*.

Os trabalhos de AHMED e KABIR (2012), JIA (2015) e FAZL-ERSI, PASANDI e LAGANIÈRE (2014) atingiram uma acurácia acima de 90% na classificação do sexo utilizando o classificador SVM. AHMED e KABIR (2012) utilizaram *Directional Ternary Pattern* (DTP) para representar as características da textura da face, obtendo uma acurácia de 93% no classificador. JIA (2015) aplicou um pré-processamento, igualando as imagens em quantidades de *pixels*, extraíndo os *landmarks* da face com o OpenCV e LBP. O classificador obteve 96,86% de acertos na classificação. FAZL-ERSI, PASANDI e LAGANIÈRE (2014) separaram as imagens em classes demográficas baseando-se nas regiões da face que melhor as identificaram, sem especificar as selecionadas, alcançando 91,59% de acurácia.

SUN et al. (2002) utilizaram seleção de características por meio de um algoritmo genético, utilizando 15% das características que apresentam as informações mais importantes na caracterização do sexo. A classificação foi realizada com Rede Neural, que obteve um desempenho superior ao classificador Bayesiano que também foi testado. Não foram apresentados dados de acurácia.

BUCHALA et al. (2005) também aplicaram fusão de características com PCA, acompanhado de *Canonical Correlation Analysis* (CCA) e *Self-Organization Map* (SOM) para efeitos de comparação entre as técnicas. Optou-se por utilizar o classificador SVM. A acurácia atingida foi de 86,5% (PCA), 85,5% (CCA) e 83,25% (SOM). Foi apontado que ao adicionar o cabelo nas imagens das faces, há uma melhora de 15% na acurácia da classificação de sexos.

SETHURAM et al. (2012) compararam o desempenho de três algoritmos "estado da arte" na representação dos *landmarks* extraídos da face (AAM, CLM e STASM). Os algoritmos deveriam mapear corretamente pontos da face como as extremidades horizontais e verticais dos olhos e a ponta do nariz, baseados na distância do centro dos olhos. Foi utilizado o classificador SVM, que obteve 83% de acurácia na identificação de sexos no algoritmo AAM, 85,8% no STASM e 85,9% no CLM.

WANG et al. (2010a) extraíram as características das faces utilizando SIFT. O método responsável por identificar as características que mais influenciaram no sexo e classificar as imagens foi o AdaBoost. O objetivo do artigo era comparar o desempenho a partir da seleção de características do SIFT com o método de *shape context*.

WU, SMITH e HANCOCK (2010) parametrizaram *needle maps* de imagens, reduzindo a dimensão das características resultantes com *Principal Geodesic Analysis* (PGA), e

aplicando um método de aprendizado semi-supervisionado no dados rotulados, baseado em um *weighted graph* para escolher o melhor grupo de características para definir o sexo. O experimento obteve uma acurácia de 90% em média para os três bancos de dados aplicados na pesquisa.

QIU, LIU e LAI (2010) objetivavam comparar o desempenho de métodos de seleção de características da face. Os autores propõem um algoritmo (*LPC-Tensor Analysis*) e o compararam com PCA, *Linear Discriminant Analysis* (LDA), *Locality Preserving Projection* (LPP) e *Tensor Analysis* convencional. Foi aplicado o classificador *Nearest Neighbor* em todos estes métodos. O desempenho do algoritmo proposto foi superior, atingindo cerca de 90% de acurácia nos 2 bancos de dados testados (FERET e Yale B).

CEOLIN e HANCOCK (2012) também optaram por classificar através do *Nearest Neighbor*. O formato da face foi representado através de *Needle Maps* (2.5D). Foi construído um modelo estatístico a partir das características fundidas com PGA. Obtiveram uma acurácia de 97% na classificação dos sexos.

AHMAD, AHMED e NAJAM (2013) identificaram os sexos através do *Nearest Neighbor*. O objetivo do artigo era identificar os sexos em tempo real em vídeos para uso em *soft biometrics*. Utilizou PCA para gerar um conjunto de características únicas, com dados dos olhos, boca, nariz e as distâncias entre eles. Foi possível alcançar 85% de acurácia utilizando vídeos da internet como dados.

MAHALINGAM e KAMBHAMETTU (2011) extraíram as características das imagens utilizando *Local Gabor Binnary Pattern* (LGBP), classificando os sexos através de *Random Forests*. Foram analisados os resultados do classificador utilizando *Leave One Person Out* (LOPO) e validação cruzada. A acurácia foi superior utilizando validação cruzada, tanto na base de dados FGNET (85,29% para o LOPO e 77,3% para a validação cruzada), quanto no *dataset* próprio dos autores (79,6% para o LOPO e 77,1% para a validação cruzada). A classificação de sexos alcançou resultados melhores para as faixas etárias de adultos (a partir de 19 anos).

ARIGBABU et al. (2014) investigaram principalmente reconhecimento dos sexos em imagens desalinhadas, que são imagens com distorções geométricas, como por exemplo variações de pose, comparando técnicas que procuram alinhar a imagem antes de extrair as suas características com o método proposto, que classifica o sexo sem alinhar a imagem. É aplicado um filtro (*Smooth*) na imagem e são detectadas as bordas com o *Laplace Edge*

Detection. Foi utilizada uma Rede Neural para classificar os sexos, atingindo um resultado de 89,3%.

ULLAH et al. (2012) extraíram as características da face com o método *Dyadic Wavelet Transform*, dividindo a imagem em sub-bandas para facilitar a classificação. Também foi utilizado o *Spatial Local Binary Pattern* (SLBP) que dividiu a imagem em 9 regiões por sub-banda. A partir de um histograma concatenando estas regiões, foi aplicado um classificador de *Minimum Distance*, que classificou corretamente 99,25% das imagens testadas do banco de dados FERET.

MOALLEM e MOUSAVI (2013) compararam o desempenho do SVM, Rede Neural e Adaboost com um método que se baseia na inferência das características da base de treinamento, o *Fuzzy Inference System* (FIS). Na base de dados FERET, o método proposto superou os outros apresentados, atingindo uma acurácia de 85,05% na definição do sexo, contra 82,60% do Adaboost, 83,38% do SVM e 83,30% da rede neural.

EL-DIN, MOUSTAFA e MAHDI (2013) propõem extrair o SIFT (*Scale Invariant feature transform*) de 76 *landmarks* específicas da face (contorno, boca, nariz e olhos), com informações de formato e textura destas regiões selecionadas. Após esta extração, efetuaram uma fusão do SIFT com LBP e classificaram com SVM utilizando a distância gaussiana. Obtiveram uma acurácia de 97% no banco de dados FERET, 95% no *Labeled Faces in the Wild* (LFW) e 94% no banco de dados Kinface.

MAKINEN e RAISAMO (2008) também utilizaram o classificador SVM, em um comparativo com a Rede Neural. A detecção da face na imagem foi feita com OpenCV. Foram testados para detecção das características o AAM, *Profile Alignment*, LBP e *Haar Like Features*. Os bancos de dados foram o IMM e o FERET. Os resultados obtidos na classificação de sexo foram: SVM - 83,88% - Neural Network - 83,81% LBP + SVM - 79,26%.

TAKIMOTO et al. (2006) extraíram as características da face com o método *Advanced Retinal Sampling Method* (ARSM). Os seis pontos chave da face facilmente encontrados pelo ARSM são as extremidades horizontais dos olhos e da boca, o que pode ser um indício que essas características são úteis para caracterizar os sexos. O experimento foi conduzido com Rede Neural como classificador. Foram apresentados resultados da classificação de sexos uma comparação entre a percepção humana e o método proposto. O classificador identificou 98,4% corretamente para o sexo masculino e 98,2% para o sexo feminino, quase no mesmo nível da percepção humana (98,6% e 98,7% respectivamente).

TOKOLA, MIKKILINENI e BOEHNEN (2015) extraíram os pontos (*landmarks*) da face a partir de uma face neutra de referência com estes pontos mapeados. Este experimento utilizou bases de dados com imagens tridimensionais (3D) (Weinberg e Spritz Dataset). Obtiveram um resultado de 88,8% de acurácia na classificação de sexos, a partir do classificador SVM.

Na área de Representação de faces focada em diversidades de sexos, foram encontrados dois artigos. FUJIWARA e KOSHIMIZU (2003) propuseram um algoritmo (Picasso) para representação de características de idade e sexo. A partir de uma imagem de entrada, são produzidas caricaturas através da comparação do input com uma face genérica (*Mean Face*). Para a geração desta caricatura é utilizada uma medida com idades e sexos para estimação destas diversidades na imagem que será gerada. A base de dados utilizada para validar a predição das características foi a HOIP, com 150 imagens do sexo masculino e 150 imagens do sexo feminino. Os resultados de acurácia apresentados foram apenas para faixas etárias. (WANG et al., 2010b) estudaram duas formas de representação de características de sexos em imagens de face, que foram o SIFT e Gabor Wavelet. As características foram fundidas, sendo aplicado o Adaboost como método de seleção. Não houve classificação no experimento.

3.2.2 Diversidades de etnia

No campo das diversidades étnicas em faces humanas foram encontrados apenas três artigos, todos na área de reconhecimento de faces.

Os três artigos trabalharam a diversidade de etnias como um problema binário, separando entre caucasianos e afrodescendentes. Eles tratam como etnia apenas o tom da pele, ignorando as demais características que efetivamente diferenciam etnias.

AKHTAR et al. (2013) compararam o desempenho de classificação étnica a partir de 7 formas de representação das características: LBP, *Multi-Scale Local Binary Pattern* (MLBP), *Local Phase Quantization* (LPQ), *Local Ternary Pattern* (LTP), *Elastic Bunch Graph Matching* (EBGM), SIFT e *Speeded Up Robust Features* (SURF). O estudo não apresentou o classificador utilizado, mas foi capaz de identificar a etnia corretamente em 74% das imagens testadas (em média).

SETHURAM et al. (2012), que apresentaram um comparativo entre três algoritmos do "estado da arte" na representação de *landmarks* da face (AAM, CLM e STASM), também realizaram experimentos para detectar a etnia além dos experimentos já citados para classificação de sexos. Os resultados obtidos pelos algoritmos foram: 96% de acurácia para o AAM, 97,9% para o CLM e 98% para o STASM.

TOKOLA, MIKKILINENI e BOEHNEN (2015) realizaram experimentos para classificar etnias, com o mesmo algoritmo de seleção de características e classificação adotado para o problema da classificação de sexos (Extração de *landmarks* a partir de face neutra de imagens 3D, e classificação através do SVM). O resultado atingido na identificação de etnias foi de 99,9%, classificando apenas de forma binária (caucasianos e tanzanianos).

3.2.3 Diversidades de idade

As diversidades de idade são tratadas geralmente como um problema multiclasse. Cerca de 79% dos artigos selecionados tratam da área de reconhecimento de faces. Alguns artigos não apresentaram características que efetivamente identificam a idade dos indivíduos, apenas informavam os métodos aplicados para extrair características das imagens para o classificador identificar corretamente as faixas etárias. As principais formas foram SIFT, LBP, AAM, *Gradient Orientation Pyramid* (GOP) e *Gabor Wavelet*.

O classificador mais usado, assim como na diversidade por sexo, foi o SVM. LING et al. (2007) realizaram o experimento com este classificador, utilizando características extraídas de imagens de passaportes através do método GOP. No experimento, ao remover as rugas das imagens, o resultado de classificação foi mantido. Foi apresentada uma média de *Equal Error Rate*¹, que foi de 10%.

Outro artigo que extraiu as características da face com o GOP, separando os pontos das características com o AAM foi o de DU, WU e ZHAI (2014). Este trabalho também classificou as idades com o SVM, e apresentou como resultado uma média de *Equal Error Rate* de 10%, similar entre os dois artigos.

¹ *Equal Error Rate* é a medida que predetermina os valores limiares para a sua taxa de aceitação falsa e a sua taxa de falsa rejeição e, quando as taxas são iguais, o valor comum é referida como a taxa de erro igual.

LI, PARK e JAIN (2011) também classificaram com o SVM. As características da face foram extraídas através de uma matriz, a *Grey Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Este artigo estudou o problema de classificação de idades de forma binária, separando as imagens testadas em grupos de crianças e idosos. A acurácia atingida foi de 96%. FAZL-ERSI, PASANDI e LAGANIÈRE (2014) apresentaram outro artigo que classificou com o SVM. As imagens foram separadas em classes demográficas de idade a partir do rótulo fornecido pela base de dados. Obtiveram um resultado de 63% de acurácia média no experimento. Para as faixas etárias mais extremas entre as estudadas (0-12 e mais de 66), o resultado foi superior a 80%. Outro trabalho que fez uso do classificador SVM foi o de HU et al. (2015). Neste artigo as características da face foram extraídas utilizando o *Lie Algebrized Gaussian* (LAG Feature). O experimento foi conduzido em duas bases de dados, atingindo 75% de acurácia na base FGNET e 63% na base MORPH.

TAKIMOTO et al. (2007) extraíram os pontos da face (extremidades dos olhos, nariz e boca) com o ARSM. Utilizaram imagens do banco de dados HOIP para classificar com *Genetic Algorithms* e Redes Neurais. As imagens rotuladas foram separadas nos dois sexos, e houve uma tentativa de identificar as faixas etárias, separadas em períodos de dez em dez anos. O classificador identificou corretamente 40% das faixas etárias para o sexo masculino e 60% das faixas etárias do sexo feminino. FUKAI (2009) apresentou outro artigo que fez uso da Rede Neural. Neste trabalho as características da face foram extraídas com o *Empirical Mode Decomposition* (EMD). Foi aplicado o PCA nestas características para diminuir a dimensionalidade. O experimento foi um comparativo entre a percepção humana e o desempenho do classificador para as mesmas imagens. O artigo identificou as rugas como principal característica na estimação da idade. A taxa de Erro de Estimação, que apresenta a média do valor absoluto da diferença entre a idade estimada e a idade aparente, foi de 5.06 de taxa de erro para o classificador, e foi obtido um desempenho inferior em relação aos testes realizados com voluntários, que foi de 4.94 de taxa de erro. LANITIS, D. e CHRISTODOULOU (2004) também classificaram com Redes Neurais, realizando um comparativo com outros 2 classificadores: *Quadratic Functions* e *Shortest Distance Classifier*. Foram utilizadas apenas imagens com indivíduos de 0 a 35 anos de idade. A Rede Neural obteve os melhores resultados, com 4.78 de taxa de erro absoluto, seguida pelo *Quadratic Functions* com 5.04 de taxa de erro e o *Shortest Distance Classifier* com 5.65 de taxa de erro. Os três classificadores obtiveram desempenho inferior à percepção humana (3.64 de taxa de erro em média para os dois sexos).

LI, FU e HUANG (2010) apresentaram um comparativo de desempenho entre classificadores baseados em distância e o SVM. As características foram modeladas com o *Gaussian Mixture Model* - Kullback-Leibler (GMM-KL). O experimento conduzido na base de dados YAS apresentou os resultados na métrica MAE, em que o classificador *Set-Set Distance* obteve 8.64 de taxa de erro, com desempenho superior aos demais (*Nearest Neighbor* – 11.7 de taxa de erro, *Nearest Class* – 11.2 de taxa de erro e SVM 10.1 de taxa de erro). Outro artigo que realizou experimento com classificadores baseados em distâncias foi MENG, LU e TAN (2010), que avaliaram três formas de extrair e representar características da face, que foram o LBP, GOP e Gabor Wavelet. Após a extração das características foi aplicado o PCA, e foi avaliado no experimento se um par de imagens da mesma pessoa em idades diferentes era identificado corretamente. Para o LBP a classificação foi feita utilizando o classificador *Chessboard Distance*. Para as outras duas formas de extração de características o classificador aplicado foi baseado em Distância Euclidiana. O melhor resultado obtido foi através do Gabor Wavelet, com 50% de acurácia, seguido pelo GOP (40%) e LBP (37,5%).

HONG et al. (2013) aplicaram uma Árvore Binária de Busca utilizando conceitos de divisão e conquista. As características das imagens foram extraídas com o método Gabor Wavelet, aplicando o PCA e LDA para reduzir a dimensionalidade. Baseada nestas novas características, o desempenho da Árvore Binária de Busca foi medido em MAE, chegando a 3.64 de taxa de erro na base de dados MORPH e 5.79 de taxa de erro na base de dados MEDS.

No artigo de MAHALINGAM e KAMBHAMETTU (2011) foi aplicado o classificador *Random Forest*. Utiliza o LGBP com *Gabor Filters* na extração de características, para classificar sexos e idades. No experimento foram utilizadas imagens de indivíduos de 0 até 69 anos. As faixas etárias para a classificação foram divididas em bebês (0 a 2 anos), crianças (3 a 18 anos), adultos (19 a 50 anos) e idosos (acima de 51 anos). O experimento foi conduzido comparando validação cruzada e LOPO. Para a base de dados FGNET a performance da validação cruzada foi ligeiramente superior ao LOPO (77.96% a 76.28%). Para a base de dados privada dos autores o desempenho foi de 70.02% para a validação cruzada e 68.47% para o LOPO.

LI, PARK e JAIN (2011) apresentaram um experimento que objetivava combinar pares de imagens das mesmas pessoas em idades diferentes. Como pré-processamento, alteraram as fotos para preto e branco e as cortaram baseado na posição do centro dos

olhos. Foram utilizadas as técnicas SIFT e MLBP para descrever as características da face, aplicando o *Multi Feature Discriminant Analysis* (MFDA) para classificá-las. Foi atingido um resultado de 83.9% para o banco de dados MORPH e 47.5% para o banco de dados FGNET. O artigo de SUNGATULLINA et al. (2013) também utilizou SIFT para extrair as características das imagens, executando também o LBP e o GOP, aplicando PCA para estes três métodos. Foi implementado um método de aprendizado para estas representações e proposto um algoritmo *Multiview Discriminative Learning* (MDL) para reconhecer as idades, que obteve acurácia de 65.2% para o banco de dados MORPH e 91% para o banco de dados FGNET. AKHTAR et al. (2013) apresentaram um comparativo a partir das mesmas formas de extração de características, utilizando em seu experimento o LBP, MLBP e SIFT como os artigos anteriores, adicionando o LPQ, LTP, EBGM e SURF. No experimento realizado no banco de dados MORPH, as idades foram divididas em duas faixas etárias: *Young* (abaixo de 40 anos) e *Old* (40 anos em diante). O melhor resultado foi atingido pelo MLBP com 69% de sensibilidade para o grupo *Old* e 64% para o grupo *Young*. As outras formas de representação atingiram os resultados, para os grupos *Old* e *Young*, respectivamente: LBP (67% e 62%), LPQ (58% e 55%), LTP, EBGM e SURF (56% e 54%) e SIFT (55% e 53%). Os melhores resultados foram atingidos para os grupos *Old*.

KWON e LOBO (1999) separaram as imagens em três grupos de faixas etárias: Bebês, Adultos e Idosos. Não foi informado o limite destas faixas etárias. A relação entre os formatos de nariz, olhos, boca, queixo, topo da cabeça e lados da cabeça, foi utilizada para identificar na classe Bebês, que segundo o autor é o que distingue das outras classes propostas. Para distinguir os Adultos dos Idosos, um mapa da geografia das rugas da face e a textura da face são as características que os distinguem. Foi realizado um experimento em que as medidas e relações das características de 15 imagens de faces foram tabuladas. De acordo com um limiar definido para cada uma das relações e distâncias das características, foram identificadas 5 imagens da classe Bebês. De acordo com a quantidade de rugas encontradas, identificou os idosos (todos tinham mais de 50 rugas encontradas). 100% das imagens foram caracterizadas corretamente nas três classes propostas.

O artigo de LU, V.E. e ZHOU (2015) propõe o método de aprendizado *Cost Sensitive Local Binary Feature Learning* (CS-LBFL) para a estimação da idade. O experimento aplicado em 4 bases de dados (MORPH, Lifespan, FGNET e FACES) comparou o desempenho do algoritmo proposto com outros três algoritmos estado da arte em classificação de idade (BIF, CS-LDA e OHRank). Os resultados foram apresentados na métrica MAE, separando

as emoções para os bancos de dados que possuíam imagens com emoções rotuladas, como o FACES, para que fosse avaliado se a expressão faz diferença na classificação. *Mean absolute error* (MAE) é a somatória das diferenças em anos entre a predição e o rótulo, dividido pelo número de amostras. O método proposto foi o de melhor desempenho em todos os bancos testados. No banco de dados FACES, que continha vários tipos de expressões diferentes, para a face neutra, foi obtido 5.06 na métrica MAE, para face feliz 6.53, para face de desgosto 7.15, para face de medo 6.32, para face triste 6.27 e para face com raiva 6.94.

No artigo de TAKIMOTO et al. (2006) foram extraídas as características da face com o ARSM. O experimento foi aplicado com Rede Neural como classificador. As imagens foram classificadas em faixas etárias de dez em dez anos. Foram utilizadas 252 imagens do banco de dados HOIP. Para identificação da idade, o classificador encontrou corretamente a faixa etária para o sexo masculino em 56,6%, acima da média da percepção humana (53,1%). Para o sexo feminino, o classificador encontrou corretamente 49,5% a faixa etária, um pouco abaixo da percepção humana (51,1%).

TOKOLA, MIKKILINENI e BOEHNEN (2015) indicaram que geralmente as diversidades de idade são caracterizadas pela presença e quantidade de rugas na face. No seu experimento, os pontos (*landmarks*) da face foram obtidos a partir de comparação com uma *Mean Face*. Foram utilizadas imagens 3D dos bancos de dados Weinberg e Spritz Dataset em um classificador SVM. Não apresentou nos resultados dados de acurácia, apenas taxa de MAE, que foi de 4.9 anos na média.

Na área de representação de faces, 5 artigos foram selecionados por trabalhar primariamente características que diferenciam a idade.

FUJIWARA e KOSHIMIZU (2003) implementaram um algoritmo (Picasso) que extrai algumas características de uma imagem de face, executa uma deformação e gera uma caricatura, simulando um efeito de idade ou sexo. A partir de uma entrada, a caricatura é gerada baseada em comparações com uma face neutra gerada por medidas com idades e sexos utilizadas no treinamento para estimação destas diversidades. Foram utilizadas 300 imagens da base de dados HOIP para o treinamento das características. Foi executada uma função de estimação e acurácia do algoritmo proposta nas faixas etárias avaliadas (intervalos de dez em dez anos) foi de 33,7%, ligeiramente superior ao citado pelo autor como a percepção humana para o mesmo problema (30,8%).

MAHALINGAM e KAMBHAMETTU (2010a) utilizaram as técnicas LBP e LFA para extrair as características das imagens, gerando um modelo GMM, com informações do rótulo dos dados. Este modelo é representado por um grafo e é comparado com o modelo de idade utilizando um algoritmo determinístico. Os autores apresentam a hipótese que durante as menores idades, a variância na imagem da face é maior no formato das características, e na fase adulta a variação de textura é a mais significativa para a classificação. A acurácia obtida nos testes com o banco de dados FGNET foi de 80%, em imagens de indivíduos com 18 a 69 anos. Outro artigo de MAHALINGAM e KAMBHAMETTU (2010b) também utilizou LBP como método para extração de características para estabelecer um método de aprendizado no classificador utilizando Adaboost. O método proposto LBP + Adaboost foi comparado no experimento com outros trabalhos de SVM + GOP e *Bayesian + Point Five Face* (PFF). O método proposto teve desempenho superior no experimento com os bancos de dados MORPH e FGNET, com 22% de *Equal Error Rates*, enquanto o SVM + GOP obteve 25% e o *Bayesian + PFF* atingiu 26% na mesma métrica.

LIANG et al. (2011) propõem um modelo de três níveis para representação facial e de variações na idade. Um nível com a imagem em baixa resolução, um segundo com a imagem em alta resolução (representação esparsa) e outro nível com os detalhes (sobrancelhas, olhos, bocas, etc.), além de rugas em diferentes zonas da face. Foi utilizado o LBP para a extração das características e o *Nearest Neighbor* além da distância euclidiana para identificar a faixa etária. No experimento, foi possível reconhecer 100% dos grupos etários de 20-30, 30-40, 40-50 anos e 92% dos grupos etários de 50-60 e 60-70 anos.

SUO et al. (2007) apresentaram uma representação da face humana utilizando Grafos AND-OR. Neste estudo foram identificadas como características que diferenciam os indivíduos pela idade: Alterações globais de aparência em cabelo e formato, deformações e efeitos da idade em componentes da face, além da presença e a quantidade de rugas em várias zonas da face. O algoritmo probabilístico proposto obteve um resultado melhor nas faixas etárias mais jovens. Para o experimento, foram estabelecidas diversas faixas etárias, atingindo 100% na associação ao grupo de 30 a 40 anos, 83,21% para o grupo de 40 a 50 anos, 75,58% para o grupo de 50 a 60 anos e 50,71% para o grupo de 60 a 80 anos. Os autores consideraram a cor e o estilo do cabelo como componentes fundamentais para melhorar a acurácia do classificador.

3.3 Discussão

Foi possível notar que a maioria dos trabalhos que aplicam o classificador SVM são estudos recentes, publicados nos últimos três anos. Entende-se que é um classificador que trabalha bem com as características extraídas das imagens. Foi empregado em sua maioria para classificações binárias (sexos e etnias). Quando foi utilizado para classificar faixas etárias, foi aplicado diversas vezes, até encontrar a faixa etária correspondente, ou separando em duas classes (idosos e crianças, por exemplo), utilizando a estratégia clássica *one-against-all* (FAZL-ERSI, PASANDI e LAGANIÈRE (2014)).

Para esta pesquisa a Rede Neural apareceu mais vezes nos estudos até o ano de 2009, o que não necessariamente indica que este método não é mais utilizado atualmente. Este classificador foi aplicado majoritariamente em estudos que buscavam identificar a classe correta em um problema multiclasse.

3.3.1 Diversidades de sexo

Identificar corretamente os sexos pelas faces é menos complexo do que identificar as faixas etárias, porque é um problema binário. Os componentes disponíveis na face permitem diferenciar mais facilmente entre os sexos, em comparação com as faixas etárias e etnias.

A maioria dos métodos aplicados para identificar sexos atingiu uma acurácia acima de 80%. A percepção humana na identificação dos sexos atinge uma eficiência de quase 100% (TAKIMOTO et al., 2006).

Alguns estudos sobre classificação de sexos por meio de características da face humana apresentam ótimos resultados, acima de 90% em acurácia (JIA, 2015; FAZL-ERSI; PASANDI; LAGANIÈRE, 2014; EL-DIN; MOUSTAFA; MAHDI, 2013; CEOLIN; HANCOCK, 2012; AHMED; KABIR, 2012; ULLAH et al., 2012; WU; SMITH; HANCOCK, 2010).

Reconhecimento de sexos é uma área da pesquisa de reconhecimento de faces que se mostrou útil em diversas frentes, como na interação entre humanos e computadores (ARIGBABU et al., 2014), *soft biometrics* (SETHURAM et al., 2012), e em coletar

informações demográficas para uso em ações de publicidade direcionadas para sexos específicos (ARIGBABU et al., 2014).

Como existem apenas dois sexos possíveis nas imagens testadas nos artigos, o classificador SVM é o mais utilizado, pois consegue identificar um limiar entre as classes e obter melhores resultados.

Os componentes faciais mais citados como decisivos para classificar entre os sexos foram os olhos, o nariz e a boca. O artigo de EL-DIN, MOUSTAFA e MAHDI (2013) não obteve bons resultados com o componente boca na identificação do sexo, e concluiu que ela não influi na caracterização (EL-DIN; MOUSTAFA; MAHDI, 2013; AHMAD; AHMED; NAJAM, 2013; TOKOLA; MIKKILINENI; BOEHNEN, 2015).

As diversidades de sexos são caracterizadas em geral pelas distâncias entre *landmarks* da face, como posição dos olhos, extremidades do nariz, como citado no artigo de TOKOLA, MIKKILINENI e BOEHNEN (2015), que também apresentaram em uma caricatura uma representação em que o sexo masculino tem o nariz mais elevado na parte superior, um maior tamanho da boca, além de sobrancelhas mais proeminentes.

Um possível ponto de falha, que é o efeito da execução de cirurgias plásticas para alteração de sexo, pode dificultar o classificador, conforme exposto no artigo de TAKIMOTO et al. (2006). Este estudo utilizou a textura da pele e o formato global da face para identificar os sexos. O estudo de AHMED e KABIR (2012) também caracterizou pela textura.

AKHTAR et al. (2013) indicam que é mais fácil identificar o sexo masculino, principalmente na presença de barba na face. Indicam também que o tamanho maior dos componentes do rosto, acompanhado de uma maior distância entre as extremidades de alguns componentes, na maioria dos casos é superior ao sexo feminino.

3.3.2 Diversidades de etnia

As diversidades étnicas não são amplamente estudadas na literatura. Na maioria dos trabalhos é considerado como diversidade étnica apenas a diferença na tonalidade da pele entre caucasianos e afrodescendentes, enquanto as diversidades étnicas deveriam ser tratadas como um problema multiclasse. O objetivo destes trabalhos geralmente é identificar faixas etárias ou sexos, e apresenta etnia apenas como uma das variáveis

que influi na classificação. Não existe um trabalho na literatura pesquisada focado em diferenciar entre múltiplas etnias (asiáticas, latinas, africanas, caucasianas, entre outras) (AKHTAR et al., 2013; SETHURAM et al., 2012; TOKOLA; MIKKILINENI; BOEHNEN, 2015).

A classificação de etnias é utilizada em sistemas de *soft biometrics* (SETHURAM et al., 2012), ajudando a restringir a pesquisa de reconhecimento de indivíduos focando em uma etnia, o que facilita na obtenção de um resultado de identificação mais satisfatório. Também é útil como base para simular os efeitos da idade, que variam de acordo com os padrões de cada etnia.

Apesar de não ser o objetivo de muitos trabalhos, o desempenho da classificação nos artigos estudados é o melhor dentre as 3 diversidades estudadas, sempre apresentando resultados acima de 90% em acurácia (TOKOLA; MIKKILINENI; BOEHNEN, 2015; AKHTAR et al., 2013; SETHURAM et al., 2012).

O artigo que melhor identifica diversidades na caracterização de etnias é o de TOKOLA, MIKKILINENI e BOEHNEN (2015), que diferencia entre afrodescendentes e caucasianos. Para esta separação, o componente primário utilizado é a pigmentação da pele. No estudo foram implementadas pelos autores caricaturas das duas etnias propostas, com características que permitem diferenciar etnias de forma clara. A maior diferença visível é a região entre a boca e o nariz, chamada de filtro, que é mais elevada para a etnia afrodescendente. O formato do nariz também é menos elevado na parte superior para o afrodescendente.

Conforme os resultados apresentados pelo artigo de AKHTAR et al. (2013), é mais fácil identificar corretamente um indivíduo caucasiano dentre as outras etnias estudadas, mesmo sob a variável da idade, e com variáveis de luminosidade, pose e óculos. Essa informação ajuda na implementação de um algoritmo de classificação em que seja possível priorizar a verificação de uma das classes sobre as outras. SETHURAM et al. (2012) mapearam diversos pontos da face para identificação de etnias, e identificaram como importantes a posição dos cantos horizontais dos olhos, o formato da ponta do nariz e os limites da face. Os dois artigos trabalharam apenas etnias caucasianas e afrodescendentes.

3.3.3 Diversidades de idade

Representar diversidades de idade é mais desafiador em relação às outras diversidades, já que o efeito da idade varia de indivíduo para indivíduo (AKHTAR et al., 2013; SANTHI; SEETHALAKSHMI, 2012). A evolução da idade é imprevisível e incontrolável, além de influenciar diversos outros componentes, como o formato e o contorno dos olhos, nariz, testa, de acordo com a geografia das rugas (LIANG et al., 2011).

A idade, em geral, foi classificada nos trabalhos por faixas etárias. Os resultados foram apresentados em duas formas: acurácia, que manteve uma média por volta de 60% nos artigos estudados, e *mean absolute error* (MAE), que apresenta a média do erro absoluto em anos de idade, e ficou sempre por volta de 4 anos de erro.

Identificar corretamente a idade também torna-se desafiador porque alguns dos componentes mais utilizados para identificar a idade como as rugas, podem ser disfarçadas com maquiagem, cirurgias plásticas, ou a própria genética do indivíduo que pode inibir o surgimento de rugas na idade média em que elas começam a ficar proeminentes (LIANG et al., 2011; FUKAI, 2009; SUO et al., 2007; KWON; LOBO, 1999; TOKOLA; MIKKILINENI; BOEHNEN, 2015).

Alguns usos comuns para reconhecimento de faixas etárias incluem sistemas de localização de pessoas perdidas e de criminosos, que muitas vezes necessitam simular os efeitos da idade para reconhecê-los (HU et al., 2015; DU; WU; ZHAI, 2014; HONG et al., 2013; SANTHI; SEETHALAKSHMI, 2012; LING et al., 2007). Também pode ser utilizado para impedir menores de idade de frequentarem ambientes inadequados (HONG et al., 2013; LI; FU; HUANG, 2010).

A maioria dos artigos considera as rugas como o componente mais relevante na diferenciação das idades. No entanto, no artigo de LING et al. (2007) nem a presença nem o tamanho das rugas influenciou no desempenho do classificador.

Para representar imagens de faces a partir de dados antropométricos, uma opção é focar em algumas características que influenciaram nas idades nos experimentos analisados, conforme apresentado pelo artigo de SUO et al. (2007), que utilizou principalmente o formato da face, aspecto do cabelo, além das rugas, que é o principal componente nos estudos com diversidades de faixas etárias. Para o estudo de TAKIMOTO et al. (2006), as características que mais identificam as faixas etárias são a textura da face e o formato.

Foram identificados possíveis pontos de falha para a estimação da idade, como cirurgias plásticas para reverter efeitos da idade, e uso de maquiagem para disfarçar estes efeitos. Outro possível ponto de falha citado foi a presença de óculos nas imagens de faces, conforme pesquisa de AKHTAR et al. (2013).

Alguns artigos agruparam em poucas faixas etárias, tornando o problema menos complexo, e atingindo uma acurácia muito maior, como MAHALINGAM e KAMBHAMETTU (2011)(quatro faixas etárias), KWON e LOBO (1999) (três faixas etárias) e AKHTAR et al. (2013) (duas faixas etárias).

A estratégia de agrupar em três grandes faixas etárias executada por KWON e LOBO (1999) dividiu as imagens em Bebês, Jovens e Idosos. Para diferenciar os bebês, a relação entre os formatos do nariz, olhos, boca, queixo, topo e lados da cabeça distinguem das outras duas classes. Para diferenciar os jovens dos idosos, um mapa da geografia das rugas consegue distinguir com boa acurácia. Em um adulto, os olhos ocupam uma posição mais alta na face do que em uma face de bebê. As margens formadas pelas narinas e pelos olhos também são diferentes em relação aos bebês. Para diferenciar entre os adultos e os idosos, a textura da face é uma das características analisadas além das rugas.

3.4 Conclusão da revisão sistemática

Após a conclusão da revisão sistemática, foi possível obter informações úteis para entender as formas mais usuais de representação das diversidades estudadas na literatura.

Foi possível identificar objetivamente quais características da face podem ser modeladas para simular a idade, etnia ou sexo a partir de uma imagem de face e quais outras características são impactadas quando uma dessas diversidades é aplicada.

Conseguimos entender quais técnicas alcançaram uma maior acurácia na identificação e representação das diversidades estudadas a partir das diversas distribuições que os dados extraídos da face apresentam.

Entre as diversidades pesquisadas, a que é menos aprofundada nos estudos é a diversidade étnica em imagens de face. Conforme citado anteriormente, a maioria dos estudos que trata deste tema, apenas o caracteriza em função da variabilidade de tons da pele, não apresentando características úteis para modelar imagens de faces de outras etnias, como asiáticas, latinas, etc.

Apesar da maioria dos trabalhos não mencionarem características que auxiliaram na caracterização das diversidades, as que foram citadas nos artigos foram utilizadas para serem confrontadas com as análises dos dados antropométricos, conforme descrito na seção 5.2.

4 Métodos

No capítulo anterior foi descrito o levantamento bibliográfico das características faciais influenciadas pela etnia, faixa etária e sexo. Este capítulo descreve como foi realizada a análise estatística dos dados antropométricos na seção 4.1, enquanto as conclusões da revisão sistemática e da análise estatística são confrontadas na seção 5.2. Com base nos achados desse estudo, imagens faciais contendo essas diversidades foram geradas de acordo com o método proposto e analisadas por voluntários, conforme descrito nas seções 4.2 e 5.4, respectivamente. As faixas etárias consideradas para geração das imagens foram jovem (18 a 25 anos), adulto (25 a 65 anos) e idoso (a partir de 65 anos), sexos masculino e feminino, e etnias afrodescendente, caucasiana e chinesa.

4.1 *Análise quantitativa baseada em medidas antropométricas*

Para identificar as medidas antropométricas que são significativamente diferentes entre etnias, sexos e faixas etárias, foram selecionadas duas pesquisas com dados antropométricos de faces humanas: FARKAS (1994) e ZHUANG e BRADTMILLER (2005). Foram analisadas medições na parte frontal da face, principalmente em regiões da cabeça (largura, altura), face (largura, altura, distância entre maxilares, distância entre mandíbulas), olhos (largura, altura, distância entre extremidades, distância entre pupilas), nariz (largura, altura, protuberância) e boca (largura, altura, tamanho dos lábios). Cada uma dessas pesquisas fornece tabelas de médias e respectivos desvios-padrões de várias medidas antropométricas para diversas etnias, sexos e faixas etárias. Os testes foram realizados comparando etnias, sexos e faixas etárias em pares, utilizando o Teste t de Welch (descrito na seção 2.4), que é o teste estatístico adequado para verificar diferenças significativas em amostras com variâncias diferentes. Para que a diferença entre duas variáveis fosse considerada significativa, o p-valor da análise deveria ser inferior ou igual a 0.01, seguindo o proposto por Farkas (FARKAS, 1994). A pesquisa de Farkas engloba as idades de 6 anos, 12 anos e adultos (18 a 25 anos), e os sexos masculino e feminino. Zhuang analisou as faixas etárias de 18 a 29 anos, 30 a 44 anos e 45 a 66 anos.

4.2 *Geração das imagens*

4.2.1 Cálculos dos pontos de controle e geração das imagens

Para desenhar as caricaturas a partir das medições antropométricas, foi necessário calcular as posições de alguns pontos de controle, em relação aos dados das medições antropométricas, para que se obtenha todos os pontos necessários para realizar o desenho das caricaturas. Os pontos e as medições antropométricas utilizados são todos verticais e horizontais. A figura 19 apresenta as medições antropométricas que serviram de base para gerar os cálculos dos pontos de controle e as figuras 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26 e 27 apresentam os pontos de controle utilizados para o desenho da face em geral, olhos, nariz e boca, respectivamente, com uma breve descrição, além da fórmula para o cálculo de seus valores nos eixos X (horizontal) e Y (vertical). Nas fórmulas, quando um elemento estiver entre os caracteres "[e]", significa que é uma distância antropométrica.

Figura 19 – Medições antropométricas utilizadas nos cálculos

Distância antropométrica	Descrição
[vgn]	Altura da Cabeça
[enen]	Dist. Extremidades Internas Olhos
[exen]	Dist. Horizontal extremidades Olhos
[exex]	Dist. Extremidades Externas Olhos
[pspi]	Dist. Vertical Ext. Olhos
[ftft]	Largura da testa
[gsn]	Distancia entre Glabella (Ponto entre as sobrancelhas) e ponto subnasal
[vem]	Altura Topo da cabeça até ext. int. Olhos
[vn]	Altura topo da cabeça até início do nariz
[mfmf]	Largura do topo do nariz
[acac]	Largura mais inferior do nariz
[alal]	Maior Largura da parte inferior do nariz
[nsn]	Altura do nariz
[ngn]	Dist. Entre topo do nariz e queixo
[lsgn]	Alt. Queixo
[nsto]	Dist. Entre topo do nariz e meio da boca
[chsto]	Comprimento da metade da boca
[lssto]	Altura do lábio superior (Dist entre pontos centrais)
[pior]	Altura da pálpebra inferior
[eueu]	Largura da cabeça
[tt]	Dist. Entre maxilas
[vtr]	Altura da testa
[vg]	Altura Face
[zyzy]	Dist. Entre zigomáticos
[gogo]	Dist. Entre mandíbulas
[stosl]	Altura Lábio Inferior
[trg]	Alt. Testa até início do nariz
[pupilse]	Dist. Entre pupila e ponto central na mesma altura
[pupilor]	Dist. Entre Pupila e final da órbita ocular
[pupilos]	Dist. Entre Pupila e sobrancelha

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 20 – Pontos de controle da face - Desenho

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 21 – Pontos de controle da face - Tabela

Ponto de Controle	Região	Descrição	Fórmula Eixo X	Fórmula Eixo Y
n	Face	Ponto central N	v	[vn]
sle	Face	Ponto na altura do final do lábio inferior	n	[sto sl] + [n sto] + [vn]
tre	Face	Altura da testa	n	[vtr]
gne	Face	Queixo	n	[vgn]
goe	Face	Mandíbula esquerda	$-0,5 \times [go\ go]$	[vg]
zye	Face	Zigomático esquerdo	$-0,5 \times [zy\ zy]$	$pi + [pi\ or]$
te	Face	Ponto Maxila Esquerda	$-0,5 \times [tt]$	$zy - 0,5 \times [pi\ or]$
eue	Face	Ponto testa lado esquerdo	$-0,5 \times [eu\ eu]$	[vtr]
sld	Face	Ponto na altura do final do lábio inferior	0	[sto sl] + [n sto] + [vn]
trd	Face	Altura da testa	n	[vtr]
v	Face	Ponto superior inicial	0	0
gnd	Face	Queixo	n	[vgn]
god	Face	Mandíbula direita	$0,5 \times [go\ go]$	[vg]
zyd	Face	Zigomático direito	$0,5 \times [zy\ zy]$	$pi + [pi\ or]$
td	Face	Ponto Maxila direita	$0,5 \times [tt]$	$zy + 0,5 \times [pi\ or]$
eud	Face	Ponto testa lado direito	$0,5 \times [eu\ eu]$	0
fte	Face	Ponto mais interno testa esquerdo	$n - 0,5 \times [ft\ ft]$	$tr + 0,5 \times [tr\ g]$
ftd	Face	Ponto mais interno testa direito	$n + 0,5 \times [ft\ ft]$	$tr + 0,5 \times [tr\ g]$
se	Face	Ponto central acima do nariz e entre os olhos	0	$n + [v\ en] - [v\ n]$

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 22 – Pontos de controle dos olhos - Desenho

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 23 – Pontos de controle dos olhos - Tabela

Ponto de Controle	Região	Descrição	Fórmula Eixo X	Fórmula Eixo Y
p1e	Olhos	Sobrancelha Esquerda lado interno	en	n
p2e	Olhos	Sobrancelha Esquerda lado externo	-0,5 x [ft ft]	n
ose	Olhos	Sobrancelha Esquerda meio	0,5 x (p1+p2)	n+[g sn]-[n sn]
p1d	Olhos	Sobrancelha Direita lado interno	en	n
p2d	Olhos	Sobrancelha Direita lado externo	0,5 x [ft ft]	n
osd	Olhos	Sobrancelha Direita meio	0,5 x (p1+p2)	n+[g sn]-[n sn]
ene	Olhos	Olho esquerdo interno	n-0,5 x [en en]	n+[v en]-[v n]
exe	Olhos	Olho esquerdo externo	n-0,5 x [en en]-[ex en]	n+[v en]-[v n]
pse	Olhos	Ponto superior olho esquerdo	en-0,5 x [ex en]	en-0,5 x [ps pi]
pie	Olhos	Ponto inferior olho esquerdo	en-0,5 x [ex en]	en+0,5 x [ps pi]
end	Olhos	Olho direito interno	n+0,5 x [en en]	n+[v en]-[v n]
exd	Olhos	Olho direito externo	n+0,5 x [en en]+[ex en]	n+[v en]-[v n]
psd	Olhos	Ponto superior olho direito	en+0,5 x [ex en]	en-0,5 x [ps pi]
pid	Olhos	Ponto inferior olho direito	en+0,5 x [ex en]	en+0,5 x [ps pi]
ore	Olhos	Ponto inferior fissura ocular esquerda central	en-0,5 x [ex en]	pi+[pi or]
ord	Olhos	Ponto inferior fissura ocular direita central	en+0,5 x [ex en]	pi+[pi or]
pupila	Olhos	Ponto Pupila esquerda	se-[pupil se]	or-[pupil or]
pupila	Olhos	Ponto Pupila direita	se+[pupil se]	or-[pupil or]
pupilaR	Olhos	Raio Pupila	0,4 x [ps pi]	0,4 x [ps pi]

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 24 – Pontos de controle do nariz - Desenho

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 25 – Pontos de controle do nariz - Tabela

Ponto de Controle	Região	Descrição	Fórmula Eixo X	Fórmula Eixo Y
mfe	Nariz	Lado esquerdo ponto superior	n-0,5 x [mf mf]	n+0,5 x [n sn]
ale	Nariz	Lado esquerdo inferior início da curva	n-0,5 x [al al]	n+0,85 x [n sn]
ace	Nariz	Lado esquerdo ponto inferior	n-0,5 x [ac ac]	n+[n sn]
sn	Nariz	Ponto central inferior nariz	n	n+[n sn]
mfd	Nariz	Lado direito ponto superior	n+0,5 x [mf mf]	n+0,5 x [n sn]
ald	Nariz	Lado direito inferior início da curva	n+0,5 x [al al]	n+0,85 x [n sn]
acd	Nariz	Lado direito ponto inferior	n+0,5 x [ac ac]	n+[n sn]

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 26 – Pontos de controle da boca - Desenho

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 27 – Pontos de controle da boca - Tabela

Ponto de Controle	Região	Descrição	Fórmula Eixo X	Fórmula Eixo Y
che	Boca	Canto Esquerdo boca	$n - [ch\ sto]$	$ls + [ls\ sto]$
chd	Boca	Canto Direito boca	$n + [ch\ sto]$	$ls + [ls\ sto]$
sto	Boca	Meio da boca	0	$ls + [ls\ sto]$
li	Boca	Ponto central lábio inferior	0	$ls + 2 \times [ls\ sto]$
ls	Boca	Ponto central lábio superior	0	$n + [n\ sto] - [ls\ sto]$

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

4.2.2 Desenho dos componentes faciais

Para a geração das imagens foram levantados os principais pontos de controle na pesquisa antropométrica de Farkas de forma a permitirem as diferenças nos componentes faciais observadas nas etnias Afrodescendente, Caucasiano e Chinês, e para os sexos Masculino e Feminino. Outros pontos de controle foram calculados, em um trabalho prévio de TESTA et al. (2014), a fim de permitir o desenho das curvas que formam as características da face humana. Mais detalhes em (TESTA et al., 2014).

Após uma análise preliminar das caricaturas geradas, foi verificada a ausência da caracterização desejada baseando-se exclusivamente nas medidas obtidas na antropometria. Portanto os cálculos de alguns pontos de controle foram alterados para melhorar a caracterização de algumas etnias e sexos.

Os pontos de controle *gne* (lado esquerdo) e *gnd* (lado direito) no eixo Y, que geram a altura do queixo dos dois lados para as etnias Afrodescendente e Caucasiana foram aumentadas em 3% para suavizar a curva inferior que forma a cabeça, melhorando sensivelmente o desenho da face. A figura 28 ilustra as alterações aplicadas neste ponto de controle para os dois lados.

Figura 28 – Alterações na região do queixo para as imagens do sexo feminino

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Os olhos da etnia Chinesa não ficaram caracterizados adequadamente, provavelmente porque as medidas extraídas da antropometria são uma média de uma população, o que suaviza os traços marcantes desta etnia. Por isso quase todos os pontos de controle dos olhos foram alterados empiricamente para representar essa etnia, como mostra a figura 29. Desta forma, os pontos de controle *pie*, *pid*, *pse* e *psd*, que são os pontos centrais superiores e inferiores dos olhos foram diminuídos em 3% no eixo Y. Os pontos de controle *pse* e *psd* no eixo X ficaram mais próximos ao centro da face em 6%, e as pupilas foram reposicionadas para ficarem mais próximas ao centro dos olhos com estas medidas alteradas. Os pontos de controle *ene* e *end* no eixo Y, que são as alturas das extremidades internas dos olhos foram diminuídos em 2%, e os pontos de controle *exe* e *exd* no eixo Y foram aumentados em 2%, de forma a deixar os cantos internos dos olhos mais rebaixados, em relação aos cantos externos. Com as alterações, os olhos ficaram caracterizados de uma forma mais fiel à etnia. Também foi retirada para esta etnia a curva que gera a pálpebra inferior.

Figura 29 – Olhos da etnia chinesa antes e após as alterações

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Desta forma, foram geradas 6 tabelas de pontos de controle diferentes, para cada combinação de etnia e sexo possível. O programa de síntese de imagens foi parametrizado para conseguir desenhar as 3 faixas etárias para qualquer uma destas combinações de etnias e sexos por meio do desenho de rugas, conforme descrito na seção 4.2.3.

4.2.3 Desenho de rugas

Conforme mencionado anteriormente, pesquisas com dados antropométricos não apresentam dados sobre rugas, que são as características que mais diferem faixas etárias de acordo com a literatura. Para representar características que simulem rugas para as faixas etárias de adultos e idosos, foram adicionados novos pontos de controle, calculados a partir de pontos de controle existentes na pesquisa antropométrica. Foram adicionadas rugas nas regiões da testa, dos olhos (lateral e inferior) e entre o nariz e boca. A figura 30 apresenta uma imagem com as rugas de idade para a faixa etária dos adultos e a figura 31 apresenta as rugas de idade para a faixa etária dos idosos.

Figura 30 – Rugas de idade para a faixa etária dos adultos

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 31 – Rugas de idade para a faixa etária dos idosos

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

4.2.4 Cor da pele

A cor da pele é mencionada pela literatura como um fator extremamente relevante para uma correta diferenciação de etnias. Desta forma foram geradas e avaliadas imagens coloridas e sem cor. As cores, tanto da pigmentação da pele quanto da boca, foram escolhidas de forma a caracterizar cada uma das 3 etnias que são apresentadas nas caricaturas. As cores foram selecionadas utilizando o modelo RGB. A tabela 1 contém os

Tabela 1 – Cores selecionadas utilizando o modelo RGB para ilustrar a pele e a boca das 3 etnias

Etnia	Pele			Boca		
	R	G	B	R	G	B
Afrodescendentes	122	87	68	148	92	91
Caucasianos	253	215	202	225	128	129
Chineses	221	187	126	227	182	149

níveis de cada cor selecionados para formar as cores das etnias, e a figura 32 apresenta as imagens após a coloração, para as 3 etnias.

Figura 32 – Cores selecionadas para as etnias Afrodescendente, Caucasiano e Chinês

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

4.3 Avaliação das imagens geradas

Foram gerados formulários *web*, utilizando o aplicativo *Google Forms*, nos quais, para cada imagem apresentada era solicitado que o respondente identificasse o correto trio de diversidade, ou seja, a etnia, o sexo e a faixa etária (jovem, adulto e idoso), a fim de analisar se o método proposto foi capaz de caracterizar adequadamente etnias, faixas etárias, sexos, rugas e cor. Três formulários distintos foram gerados. Cada um dos formulários continha 39 imagens para identificação, sendo este total composto por todas as 36 combinações possíveis de etnia (afrodescendentes, caucasianos e chineses), idade (jovens, adultos e idosos), sexo (masculino e feminino), coloridas e sem a aplicação de cor, acrescidas de 3 imagens repetidas para estimar a coerência das respostas. O que distinguia

cada formulário era a ordem das imagens e a etnia das 3 imagens repetidas. Além disso, para cada imagem, existiam 18 opções de respostas que representam todas as combinações de etnia, faixas etárias e sexos.

Uma vez que o foco deste projeto está em introduzir variabilidades de etnia, sexo e idade, foram apresentadas nos testes apenas imagens com a emoção neutra, de forma a evitar enviesar os resultados, que poderiam confundir ao apresentar alguma emoção aplicada às faces.

A Figura 33 apresenta uma pergunta de exemplo do formulário de testes. À esquerda constam as 18 opções que o respondente deveria optar e à direita o layout de como a pergunta era apresentada.

Figura 33 – Formulários de testes

Choose

Afrodescendente Masculino Jovem
Afrodescendente Masculino Adulto
Afrodescendente Masculino Idoso
Afrodescendente Feminino Jovem
Afrodescendente Feminino Adulto
Afrodescendente Feminino Idoso
Caucasiano Masculino Jovem
Caucasiano Masculino Adulto
Caucasiano Masculino Idoso
Caucasiano Feminino Jovem
Caucasiano Feminino Adulto
Caucasiano Feminino Idoso
Chinês Masculino Jovem
Chinês Masculino Adulto
Chinês Masculino Idoso
Chinês Feminino Jovem
Chinês Feminino Adulto
Chinês Feminino Idoso

Identificação de Etnia / Sexo / Faixa Etária

Identificação de Etnia / Sexo / Faixa Etária

Com qual etnia, sexo e faixa etária esta imagem se parece?

Caucasiano Feminino Idoso

BACK NEXT

Page 3 of 40

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Os formulários com as imagens de teste foram divulgados para serem respondidos por voluntários anônimos.

5 Resultados

No presente capítulo estão apresentados os resultados do projeto. Na seção 5.1 foram executadas as análises estatísticas nas pesquisas com dados antropométricos, para identificar componentes que diferem entre etnias, faixas etárias e sexos. A seção 5.2 contém um comparativo entre as análises estatísticas e as conclusões obtidas na revisão de literatura. A seção 5.3 apresenta as imagens geradas com os trios de variabilidades aplicados. Na seção 5.4 estão as análises feitas a partir dos testes com as imagens.

5.1 *Análise estatística com dados antropométricos*

Para cada diversidade estudada, foram comparados os dados de cada par de valores daquela diversidade (ex: caucasiano x chineses para a diversidade étnica), sendo tal comparação realizada separadamente para cada valor da outra diversidade (ex: sexo). As análises baseadas na pesquisa de Zhuang também são agrupadas por faixa etária, enquanto as análises baseadas na pesquisa de Farkas considera apenas a faixa etária adulta (18 a 25 anos). Nas figuras 34 a 41 o caractere ✓ indica que a medida é significativamente diferente e o caractere ✗ indica que a medida não é significativamente diferente entre os valores de diversidades comparados.

5.1.1 Diversidade étnica

A figura 34 apresenta as medidas da pesquisa de Farkas que foram significativamente diferentes em pelo menos um par de etnias dentre afrodescendente, caucasianos e chineses. Da mesma forma, as figuras 35 e 36 apresentam as análises realizadas sobre os dados de Zhuang das etnias afrodescendente, caucasiana e latina, separadas por sexo, feminino e masculino respectivamente.

Figura 34 – Análises comparando as etnias afrodescendente, caucasiana e chinesa, para os sexos masculino e feminino - Pesquisa antropométrica de Farkas

Medida	Antropometria Farkas					
	Sexo Feminino			Sexo Masculino		
	Afro x Chineses	Caucasianos x Afro	Caucasianos x Chineses	Afro x Chineses	Caucasianos x Afro	Caucasianos x Chineses
Cabeça						
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✗	✓
Face						
Altura	✗	✓	✗	✗	✓	✗
Distância entre maxilas	✓	✗	✓	✓	✗	✓
Medida entre queixo e base do nariz maior	✗	✓	✗	✓	✓	✗
Distância entre mandíbulas	✓	✗	✓	✓	✗	✓
Olhos						
Distância entre extremidades internas dos olhos	✗	✓	✓	✗	✓	✓
Distância entre extremidades externas dos olhos	✓	✓	✗	✓	✓	✗
Altura	✓	✗	✓	✓	✗	✓
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Nariz						
Protuberância do nariz maior	✗	✓	✓	✓	✓	✓
Altura	✓	✗	✓	✗	✗	✗
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Boca						
Comprimento	✓	✓	✗	✓	✗	✗
Altura do lábio superior	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Altura do lábio inferior	✓	✓	✗	✓	✓	✗
Altura do lábio superior até a base do nariz	✓	✓	✗	✓	✓	✓

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 35 – Análises comparando as etnias afrodescendente, caucasiana e latina, para o sexo feminino, em 3 faixas etárias - Pesquisa antropométrica de Zhuang

Medida	Antropometria Zhuang								
	Feminino								
	18 a 29 anos	30 a 44 anos	45 a 66 anos	18 a 29 anos	30 a 44 anos	45 a 66 anos	18 a 29 anos	30 a 44 anos	45 a 66 anos
	Afro x Latinos			Caucasianos x Afrodescendentes			Caucasianos x Latinos		
Cabeça	Cabeça								
Comprimento	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Arco de orelha a orelha passando pelo queixo	✓	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando pelo topo da cabeça	✗	✗	✗	✗	✓	✗	✗	✓	✗
Face	Face								
Altura	✗	✗	✗	✗	✓	✓	✗	✓	✗
Distância entre maxilas	✗	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Distância entre têmporas	✗	✓	✗	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Distância entre mandíbulas	✗	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Olhos	Olhos								
Distância entre extremidades internas dos olhos	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Distância entre pupilas	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✓
Nariz	Nariz								
Altura	✗	✗	✓	✗	✓	✓	✗	✗	✗
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando por baixo do nariz	✗	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Boca	Boca								
Comprimento	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 36 – Análises comparando as etnias afrodescendente, caucasiana e latina, para o sexo masculino, em 3 faixas etárias - Pesquisa antropométrica de Zhuang

Medida	Antropometria Zhuang								
	Masculino								
	18 a 29 anos	30 a 44 anos	45 a 66 anos	18 a 29 anos	30 a 44 anos	45 a 66 anos	18 a 29 anos	30 a 44 anos	45 a 66 anos
	Afro x Latinos			Caucasianos x Afrodescendentes			Caucasianos x Latinos		
Cabeça	Cabeça								
Comprimento	X	X	X	X	✓	X	X	✓	X
Arco de orelha a orelha passando pelo queixo	✓	✓	X	✓	✓	✓	X	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando pelo topo da cabeça	X	✓	X	X	X	X	✓	✓	X
Face	Face								
Altura	X	✓	X	✓	✓	✓	X	X	X
Distância entre maxilas	X	X	X	X	✓	✓	✓	✓	✓
Distância entre têmporas	X	✓	X	✓	✓	✓	X	X	X
Distância entre mandíbulas	✓	X	✓	X	X	X	✓	✓	X
Olhos	Olhos								
Distância entre extremidades internas dos olhos	X	✓	✓	✓	✓	✓	X	X	X
Distância entre pupilas	X	✓	✓	✓	✓	✓	X	✓	X
Nariz	Nariz								
Altura	✓	✓	✓	X	✓	✓	✓	X	X
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando por baixo do nariz	X	X	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Boca	Boca								
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓	X	✓	X

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Em resumo, entre as medidas que eram comuns às duas pesquisas, havia uma concordância de que são significativamente diferentes entre as etnias a altura da face, a distância entre as maxilas, a distância entre as mandíbulas, a distância entre as extremidades internas dos olhos, a largura do nariz e a largura da boca. A largura da cabeça e a altura do nariz foram as únicas características em que as duas pesquisas divergiram.

5.1.2 Diversidade etária

Uma análise semelhante foi realizada para as idades. Na pesquisa de Farkas, não haviam dados de faixas etárias para a etnia afrodescendente, e não existem dados de faixas etárias mais avançadas, que foram as faixas etárias utilizadas nas imagens geradas. As análises das informações etárias disponibilizadas por Farkas estão presentes na figura 37.

As figuras 38 e 39 apresentam as análises para as faixas etárias na pesquisa de Zhuang, para os sexos feminino e masculino respectivamente.

Figura 37 – Análises comparando as idades 6 anos, 12 anos e 18 anos, para os sexos masculino e feminino, nas etnias caucasiana e chinesa - Pesquisa antropométrica de Farkas

Medida	Antropometria Farkas											
	Feminino						Masculino					
	Caucasianos			Chineses			Caucasianos			Chineses		
	6 anos x 12 anos	6 anos x Adultos	12 anos x Adultos	6 anos x 12 anos	6 anos x 18 anos	12 anos x 18 anos	6 anos x 12 anos	6 anos x Adultos	12 anos x Adultos	6 anos x 12 anos	6 anos x 18 anos	12 anos x 18 anos
Cabeça	Cabeça											
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✗	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando pelo queixo	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Comprimento Testa	✓	✓	✗	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Altura Testa	✗	✓	✗	✗	✓	✗	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Face	Face											
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Altura	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Distância entre maxilas	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Distância entre mandíbulas	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Olhos	Olhos											
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Altura	✓	✓	✓	✗	✗	✗	✗	✓	✓	✗	✓	✓
Distância entre as extremidades internas dos olhos	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✗
Distância entre as extremidades externas dos olhos	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Nariz	Nariz											
Comprimento	✓	✓	✗	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Altura	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Protuberância da base do nariz	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando por baixo do nariz	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Boca	Boca											
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗
Altura do lábio superior até a base do nariz	✓	✓	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗
Altura do lábio superior	✓	✓	✗	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✓	✓	✗
Altura do lábio inferior	✓	✓	✗	✓	✓	✗	✗	✓	✗	✓	✓	✗
Comprimento do Filtro	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 38 – Análises comparando as faixas etárias de 18 a 29 anos, 30 a 44 anos e 45 a 66 anos, para o sexo feminino, nas etnias afrodescendente, caucasiana e latina - Pesquisa antropométrica de Zhuang

Medida	Antropometria Zhuang								
	Feminino								
	Africanos			Caucasianos			Latinos		
	18 a 29 anos x 30 a 44 anos	18 a 29 anos x 45 a 66 anos	30 a 44 anos x 45 a 66 anos	18 a 29 anos x 30 a 44 anos	18 a 29 anos x 45 a 66 anos	30 a 44 anos x 45 a 66 anos	18 a 29 anos x 30 a 44 anos	18 a 29 anos x 45 a 66 anos	30 a 44 anos x 45 a 66 anos
Cabeça	Cabeça								
Comprimento	✗	✗	✗	✓	✓	✓	✗	✗	✓
Arco de orelha a orelha passando pelo queixo	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Arco de orelha a orelha passando pelo topo da cabeça	✗	✗	✗	✓	✗	✗	✗	✗	✗
Face	Face								
Rugas	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Comprimento	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Altura	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Distância entre maxilas	✗	✗	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✗
Distância entre mandíbulas	✗	✗	✗	✗	✓	✗	✗	✗	✗
Distância entre têmporas	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Olhos	Olhos								
Distância entre as extremidades internas dos olhos	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Distância entre pupilas	✗	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✓	✗
Nariz	Nariz								
Comprimento	✗	✓	✓	✗	✓	✓	✗	✓	✗
Altura	✗	✗	✓	✗	✓	✗	✗	✗	✗
Arco de orelha a orelha passando por baixo do nariz	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Boca	Boca								
Comprimento	✓	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✗

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 39 – Análises comparando as faixas etárias de 18 a 29 anos, 30 a 44 anos e 45 a 66 anos, para o sexo masculino, nas etnias afrodescendente, caucasiana e latina - Pesquisa antropométrica de Zhuang

Medida	Antropometria Zhuang								
	Masculino								
	Africanos			Caucasianos			Latinos		
	18 a 29 anos x 30 a 44 anos	18 a 29 anos x 45 a 66 anos	30 a 44 anos x 45 a 66 anos	18 a 29 anos x 30 a 44 anos	18 a 29 anos x 45 a 66 anos	30 a 44 anos x 45 a 66 anos	18 a 29 anos x 30 a 44 anos	18 a 29 anos x 45 a 66 anos	30 a 44 anos x 45 a 66 anos
Cabeça	Cabeça								
Comprimento	✗	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Arco de orelha a orelha passando pelo queixo	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✗
Arco de orelha a orelha passando pelo topo da cabeça	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
Face	Face								
Rugas	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Comprimento	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Altura	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✗
Distância entre maxilas	✗	✓	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✗
Distância entre mandíbulas	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Distância entre têmporas	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Olhos	Olhos								
Distância entre as extremidades internas dos olhos	✗	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Distância entre pupilas	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✗
Nariz	Nariz								
Comprimento	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✗	✓	✓
Altura	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando por baixo do nariz	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✗	✗	✗
Boca	Boca								
Comprimento	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

As duas pesquisas tratam de faixas etárias diferentes, e portanto não existem medições equivalentes, já que na pesquisa de Farkas, que trata das faixas etárias na fase do desenvolvimento, os componentes sofrem aumento de tamanho em proporções diferentes em relação às faixas etárias adultas, que são as idades trabalhadas na pesquisa de Zhuang.

5.1.3 Diversidade de sexo

A mesma análise foi realizada para os sexos masculino e feminino. A figura 40 apresenta as análises sobre os dados de Farkas, enquanto a figura 41 apresenta as análises sobre os dados de Zhuang.

Figura 40 – Análises comparando os sexos masculino e feminino, para as etnias afrodescendente, caucasiana e chinesa - Pesquisa antropométrica de Farkas

Medida	Antropometria Farkas		
	Afrodescendentes	Caucasianos	Chineses
Cabeça			
Comprimento	✓	✓	✓
Altura	✓	✓	✓
Face			
Altura	✓	✓	✓
Distância entre maxilas	✓	✓	✓
Distância entre mandíbulas	✓	✓	✓
Olhos			
Comprimento	✓	✗	✗
Altura	✗	✓	✗
Distância entre as extremidades internas dos olhos	✓	✗	✗
Distância entre as extremidades externas dos olhos	✓	✓	✓
Nariz			
Comprimento do nariz	✓	✓	✓
Protuberância da base do nariz	✓	✓	✗
Altura	✓	✓	✓
Boca			
Comprimento	✗	✓	✗
Altura do lábio superior até a base do nariz	✓	✓	✓
Altura do lábio superior	✗	✗	✗
Altura do lábio inferior	✗	✓	✗

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 41 – Análises comparando os sexos masculino e feminino, para as etnias afrodescendente, caucasiana e latina, em 3 faixas etárias - Pesquisa antropométrica de Zhuang

Medida	Antropometria Zhuang								
	Afrodescendentes 18 a 29	Afrodescendentes 30 a 44	Afrodescendentes 45 a 66	Caucasianos 18 a 29	Caucasianos 30 a 44	Caucasianos 45 a 66	Latinos 18 a 29	Latinos 30 a 44	Latinos 45 a 66
Cabeça	Cabeça								
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando pelo queixo	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando pelo topo da cabeça	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗
Face	Face								
Altura	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Distância entre maxilas	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Distância entre mandíbulas	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Distância entre Têmporas	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Olhos	Olhos								
Distância entre as extremidades internas dos olhos	✗	✗	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✗
Distância entre pupilas	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗
Nariz	Nariz								
Comprimento do nariz	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arco de orelha a orelha passando por baixo do nariz	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Altura	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Boca	Boca								
Comprimento	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Entre as duas pesquisas, houve concordância que são significativamente diferentes entre os sexos a largura da cabeça, a altura da face, a distância entre maxilas, a distância entre mandíbulas, a distância entre as extremidades internas dos olhos, a largura e a altura do nariz. Apenas na largura da boca houve divergência entre as pesquisas.

5.2 Comparativo entre literatura e medidas antropométricas

As conclusões obtidas na literatura foram comparadas com as análises estatísticas realizadas sobre os dados antropométricos. Para as etnias, as características em que houve consenso entre a literatura e as análises antropométricas foram a altura da face, a distância entre as maxilas, as medidas de distância entre as extremidades externas e internas dos olhos entre as 3 etnias, além das medidas de protuberância para a etnia caucasiana e largura do nariz para a etnia afrodescendente. Na literatura foi apontada na região da boca a protuberância do filtro como uma medida importante para diferenciar afrodescendentes das outras etnias, porém não há medições dessa região nas compilações encontradas de antropometria. Foi unânime entre os artigos que a pigmentação da pele é o que mais

difere a etnia afrodescendente das demais, e não existe medição antropométrica para este tipo de informação. Para a diversidade dos sexos, principalmente as maiores medidas da face, como altura e largura, distância entre maxilas, largura, altura e distância entre as extremidades dos olhos, largura e altura do nariz, além da largura e altura da boca foram apontados como significativamente diferentes entre os sexos, com tamanhos superiores para o sexo masculino, tanto pela literatura quanto pelos dados antropométricos, com exceção da largura e altura dos olhos, e a largura da boca. Houve duas medidas apontadas na literatura como diferentes entre os sexos que não foram encontradas nas medições, que foram a proeminência da maxila maior para o sexo feminino, e a posição do nariz em relação a um determinado ponto da cabeça. Para as faixas etárias, a característica unânime apontada na literatura que difere principalmente as faixas etárias mais avançadas são as rugas, que não são consideradas pela antropometria. As outras características apontam principalmente diferenças significativas apenas na fase do desenvolvimento, até a chegada da fase adulta. Nesta situação foram apontadas as medidas de altura, largura da cabeça e face, distância entre maxilas, largura e altura dos olhos, nariz e boca. Todas essas medidas nas faixas etárias da fase de desenvolvimento foram confirmadas na pesquisa de Farkas, que se limitou nesta faixa etária. A pesquisa de Zhuang trabalhou apenas faixas etárias adultas, e a partir da fase adulta as alterações nos tamanhos das características faciais não são importantes.

5.3 *Imagens sintetizadas*

Após as alterações descritas na seção 4.2, o programa de geração de caricaturas se tornou capaz de gerar combinações de 3 etnias, 2 sexos, 3 faixas etárias, colorido e sem cor, além de 7 emoções (neutra, raiva, nojo, alegria, medo, surpresa e tristeza), o que confere a possibilidade de gerar 252 caricaturas diferentes. As figuras 42, 43 e 44 apresentam as caricaturas geradas, com emoção neutra, para as etnias afrodescendente, caucasiana e chinesa, respectivamente.

Figura 42 – Imagens geradas para a etnia afrodescendente, em ordem, para o sexo feminino nas idades jovem, adulto e idosos, seguidas pelo sexo masculino nas idades jovem, adulto e idosos, primeiramente sem cor e depois seguindo a mesma ordem para as imagens coloridas.

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 43 – Imagens geradas para a etnia caucasiana, em ordem, para o sexo feminino nas idades jovem, adulto e idosos, seguidas pelo sexo masculino nas idades jovem, adulto e idosos, primeiramente sem cor e depois seguindo a mesma ordem para as imagens coloridas.

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 44 – Imagens geradas para a etnia chinesa, em ordem, para o sexo feminino nas idades jovem, adulto e idosos, seguidas pelo sexo masculino nas idades jovem, adulto e idosos, primeiramente sem cor e depois seguindo a mesma ordem para as imagens coloridas.

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Foram geradas também as imagens de todas as combinações de etnias, sexos e faixas etárias aplicando as emoções aversão, medo, raiva, satisfação, surpresa e tristeza. As figuras 45 , 46 , 47 , 48 , 49 e 50 apresentam as caricaturas com emoções aplicadas, na intensidade 100%. Como o foco deste trabalho é representar etnias, faixas etárias e sexos em imagens faciais, as imagens com emoções aplicadas não foram testadas com os voluntários.

Figura 45 – Imagens geradas aplicando a emoção aversão com 100% de intensidade.

	Feminino			Masculino		
	Jovem	Adulto	Idoso	Jovem	Adulto	Idoso
Afrodescendentes
Caucasianos
Chineses

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 46 – Imagens geradas aplicando a emoção medo com 100% de intensidade.

	Feminino			Masculino		
	Jovem	Adulto	Idoso	Jovem	Adulto	Idoso
Afrodescendentes
Caucasianos
Chineses

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 47 – Imagens geradas aplicando a emoção raiva com 100% de intensidade.

	Feminino			Masculino		
	Jovem	Adulto	Idoso	Jovem	Adulto	Idoso
Afrodescendentes
Caucasianos
Chineses

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 48 – Imagens geradas aplicando a emoção satisfação com 100% de intensidade.

	Feminino			Masculino		
	Jovem	Adulto	Idoso	Jovem	Adulto	Idoso
Afrodescendentes
Caucasianos
Chineses

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 49 – Imagens geradas aplicando a emoção surpresa com 100% de intensidade.

	Feminino			Masculino		
	Jovem	Adulto	Idoso	Jovem	Adulto	Idoso
Afrodescendentes
Caucasianos
Chineses

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 50 – Imagens geradas aplicando a emoção tristeza com 100% de intensidade.

	Feminino			Masculino		
	Jovem	Adulto	Idoso	Jovem	Adulto	Idoso
Afrodescendentes
Caucasianos
Chineses

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

5.4 Avaliação das imagens por parte dos voluntários

Os formulários de testes foram respondidos por 206 voluntários, sendo 79 respostas no primeiro formulário, 74 no segundo e 53 respostas no terceiro, formulários estes contendo

imagens repetidas de afrodescendentes, caucasianos e chineses, respectivamente. A figura 51 apresenta a matriz de confusão para os trios de etnias, faixas etárias e sexos com as porcentagens de acerto obtidas nos testes. Nesta tabela, os acertos estão destacados em fundo cinza e o maior valor de cada linha está destacado em negrito. Nota-se que na maioria dos casos a opção mais escolhida coincidiu com o trio correto de diversidades. As exceções foram os afrodescendentes femininos jovens, afrodescendentes femininos idosos, caucasianos masculinos adultos, caucasianos masculinos idosos, e chineses masculinos adultos, em que a opção mais escolhida pelos respondentes apresentou apenas o sexo diferente.

A figura 52 apresenta os trios de diversidade ordenados decrescentemente pela sua respectiva taxa de acerto, e também compara tais taxas calculadas separadamente para as imagens com ou sem cor.

Figura 52 – Porcentagem de acerto nos trios de variáveis

Etnia, Sexo e Idade	% Acerto	% Sem Cor	% Colorido	Diferença Colorido e Sem Cor
Caucasiano Feminino Idoso	57,77%	38,35%	77,18%	38,83%
Caucasiano Feminino Adulto	54,73%	38,35%	66,79%	28,44%
Chinês Masculino Jovem	50,73%	56,31%	45,15%	-11,17%
Chinês Feminino Adulto	49,03%	48,06%	49,81%	1,75%
Afrodescendente Masculino Idoso	44,66%	33,98%	55,34%	21,36%
Chinês Feminino Idoso	41,26%	39,32%	43,20%	3,88%
Chinês Masculino Idoso	40,29%	44,66%	35,92%	-8,74%
Afrodescendente Masculino Jovem	36,65%	37,86%	35,44%	-2,43%
Caucasiano Feminino Jovem	35,68%	16,99%	54,37%	37,38%
Caucasiano Masculino Jovem	32,04%	40,78%	23,30%	-17,48%
Chinês Masculino Adulto	31,66%	34,75%	28,57%	-6,18%
Afrodescendente Feminino Adulto	30,96%	17,48%	40,70%	23,23%
Chinês Feminino Jovem	30,34%	33,98%	26,70%	-7,28%
Afrodescendente Masculino Adulto	28,77%	25,61%	31,93%	6,32%
Afrodescendente Feminino Idoso	27,43%	18,93%	35,92%	16,99%
Caucasiano Masculino Idoso	25,49%	35,92%	15,05%	-20,87%
Caucasiano Masculino Adulto	17,32%	22,50%	12,14%	-10,36%
Afrodescendente Feminino Jovem	12,86%	6,80%	18,93%	12,14%
Média	35,65%	32,50%	38,64%	6,14%

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Para analisar os acertos gerais considerando apenas a diversidade de etnia, as tabelas 2, 3 e 4 apresentam as matrizes de confusão para todas as imagens, para apenas

Figura 51 – Matriz de confusão - As linhas representam as classes apresentadas e as colunas representam as alternativas optadas pelos respondentes. A diagonal representa quando a classe correta foi optada pelos respondentes.

	Afrodescendente Feminino Jovem	Afrodescendente Feminino Adulto	Afrodescendente Feminino Idoso	Afrodescendente Masculino Jovem	Afrodescendente Masculino Adulto	Afrodescendente Masculino Idoso	Caucasiano Feminino Jovem	Caucasiano Feminino Adulto	Caucasiano Feminino Idoso	Caucasiano Masculino Jovem	Caucasiano Masculino Adulto	Caucasiano Masculino Idoso	Chinês Feminino Jovem	Chinês Feminino Adulto	Chinês Feminino Idoso	Chinês Masculino Jovem	Chinês Masculino Adulto	Chinês Masculino Idoso
Afrodescendente Feminino Jovem	12,86%	10,19%	0,73%	34,95%	23,54%	0,73%	0,49%	1,21%	0,00%	6,07%	4,37%	0,00%	0,73%	0,00%	0,00%	2,18%	1,21%	0,24%
Afrodescendente Feminino Adulto	1,83%	30,96%	13,03%	1,02%	26,48%	5,09%	0,00%	1,43%	4,07%	0,00%	4,07%	1,63%	0,20%	1,02%	2,65%	0,20%	3,26%	1,63%
Afrodescendente Feminino Idoso	0,00%	2,43%	27,43%	0,49%	3,16%	42,23%	0,00%	0,00%	5,10%	0,00%	0,73%	7,77%	0,00%	0,24%	3,16%	0,00%	0,97%	5,83%
Afrodescendente Masculino Jovem	10,68%	8,50%	0,00%	36,65%	21,36%	0,97%	0,73%	2,18%	0,00%	8,50%	5,83%	0,00%	0,49%	0,00%	0,00%	2,43%	0,49%	0,00%
Afrodescendente Masculino Adulto	1,93%	27,19%	11,58%	0,35%	28,77%	5,79%	0,35%	3,68%	3,51%	0,35%	3,68%	3,16%	0,18%	1,75%	1,58%	0,00%	4,39%	0,53%
Afrodescendente Masculino Idoso	0,00%	1,94%	25,49%	0,24%	3,40%	44,66%	0,00%	0,73%	4,13%	0,00%	0,24%	6,55%	0,00%	0,00%	1,94%	0,00%	0,49%	9,71%
Caucasiano Feminino Jovem	1,46%	1,21%	0,49%	1,94%	3,40%	0,24%	35,68%	18,45%	0,49%	14,56%	11,17%	0,49%	3,16%	0,97%	0,24%	2,91%	1,46%	1,21%
Caucasiano Feminino Adulto	0,21%	3,29%	0,62%	0,41%	0,82%	0,21%	2,26%	54,73%	14,20%	0,21%	9,05%	2,88%	0,21%	5,35%	1,23%	0,21%	2,67%	0,62%
Caucasiano Feminino Idoso	0,00%	0,00%	3,40%	0,00%	0,24%	1,21%	0,00%	3,64%	57,77%	0,00%	0,73%	12,86%	0,00%	0,00%	8,50%	0,24%	1,21%	9,71%
Caucasiano Masculino Jovem	1,46%	0,49%	0,00%	3,16%	1,46%	0,24%	26,21%	17,96%	0,24%	32,04%	11,17%	0,00%	0,97%	0,49%	0,00%	1,94%	1,70%	0,00%
Caucasiano Masculino Adulto	0,18%	2,50%	0,71%	0,00%	1,61%	0,18%	1,96%	44,64%	12,68%	0,71%	17,32%	2,50%	0,54%	3,75%	2,32%	0,89%	5,89%	1,07%
Caucasiano Masculino Idoso	0,00%	0,00%	2,43%	0,24%	0,49%	2,91%	0,24%	1,70%	49,27%	0,00%	1,94%	25,49%	0,00%	0,24%	7,52%	0,00%	1,21%	5,34%
Chinês Feminino Jovem	5,34%	3,16%	0,00%	8,01%	3,88%	0,00%	7,04%	0,73%	0,00%	6,07%	2,67%	0,00%	30,34%	3,16%	0,00%	25,00%	3,64%	0,00%
Chinês Feminino Adulto	0,65%	4,95%	0,86%	0,00%	1,94%	0,00%	0,43%	6,88%	1,94%	0,22%	2,15%	0,00%	3,87%	49,03%	7,74%	3,23%	13,55%	1,72%
Chinês Feminino Idoso	0,00%	1,70%	6,80%	0,00%	0,49%	2,67%	0,00%	0,49%	7,04%	0,00%	1,21%	3,16%	0,00%	2,18%	41,26%	0,00%	2,18%	29,61%
Chinês Masculino Jovem	4,13%	1,21%	0,00%	5,83%	1,46%	0,00%	3,16%	0,24%	0,00%	4,85%	1,21%	0,00%	18,20%	1,94%	0,00%	50,73%	6,07%	0,00%
Chinês Masculino Adulto	0,19%	2,90%	0,19%	0,58%	1,16%	0,39%	0,58%	2,70%	0,77%	0,39%	1,93%	0,00%	1,93%	34,36%	11,39%	2,90%	31,66%	5,41%
Chinês Masculino Idoso	0,00%	1,46%	6,31%	0,00%	1,46%	4,61%	0,00%	0,49%	4,13%	0,00%	0,73%	2,91%	0,00%	2,43%	30,58%	0,00%	3,88%	40,29%

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

as imagens coloridas e para apenas as imagens sem cor, respectivamente. O mesmo foi aplicado para as faixas etárias nas tabelas 5, 6 e 7 e para os sexos nas tabelas 8, 9 e 10.

Tabela 2 – Matriz de confusão para as etnias - todas as imagens

Matriz confusão etnia	Afrodescendente	Caucasiano	Chinês
Afrodescendente	77,67%	13,44%	7,97%
Caucasiano	6,12%	80,88%	12,36%
Chinês	11,71%	10,53%	76,89%

Tabela 3 – Matriz de confusão para as etnias - imagens sem cor

Matriz confusão etnia - sem cor	Afrodescendente	Caucasiano	Chinês
Afrodescendente	57,79%	26,01%	15,21%
Caucasiano	10,15%	69,77%	19,39%
Chinês	6,21%	11,79%	80,99%

Tabela 4 – Matriz de confusão para as etnias - imagens coloridas

Matriz confusão etnia - colorido	Afrodescendente	Caucasiano	Chinês
Afrodescendente	96,41%	1,58%	1,15%
Caucasiano	2,31%	91,40%	5,71%
Chinês	16,99%	9,31%	72,95%

Tabela 5 – Matriz de confusão para as faixas etárias - todas as imagens

Matriz confusão faixas etárias	Jovem	Adulto	Idoso
Jovem	68,49%	29,69%	1,05%
Adulto	4,79%	73,50%	20,81%
Idoso	0,24%	7,40%	91,63%

Tabela 6 – Matriz de confusão para as faixas etárias - imagens sem cor

Matriz confusão faixas etárias - sem cor	Jovem	Adulto	Idoso
Jovem	69,90%	27,91%	1,38%
Adulto	5,06%	70,11%	23,79%
Idoso	0,08%	6,80%	92,31%

Tabela 7 – Matriz de confusão para as faixas etárias - imagens coloridas

Matriz confusão faixas etárias - colorido	Jovem	Adulto	Idoso
Jovem	67,07%	31,47%	0,73%
Adulto	4,55%	76,46%	18,20%
Idoso	0,40%	8,01%	90,94%

Tabela 8 – Matriz de confusão para os sexos - todas as imagens

Matriz confusão sexo	Feminino	Masculino
Feminino	58,74%	40,44%
Masculino	47,52%	51,67%

Tabela 9 – Matriz de confusão para os sexos - imagens sem cor

Matriz confusão sexo - sem cor	Feminino	Masculino
Feminino	49,19%	49,84%
Masculino	38,01%	61,17%

Tabela 10 – Matriz de confusão para os sexos - imagens coloridas

Matriz confusão sexo - colorido	Feminino	Masculino
Feminino	67,33%	31,99%
Masculino	57,04%	42,18%

As figuras 53 e 54 apresentam análises para verificar a coerência das respostas em relação às imagens repetidas, para avaliar primeiramente se o respondente acertou ou errou as duas vezes que a mesma imagem apareceu, e em seguida para avaliar se o respondente optou pela mesma resposta nas duas vezes em que a imagem foi apresentada ou se ele trocou de opção na segunda vez em que a mesma imagem apareceu. Desta forma, espera-se que o nível de coerência indique que os padrões para as etnias, faixas etárias e sexos estejam satisfatórios para uma boa representação.

Figura 53 – Acertos nas imagens repetidas nos formulários

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Figura 54 – Coerência nas respostas das imagens repetidas

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

Também foi analisado se os voluntários poderiam ter apresentado um desempenho superior na segunda metade dos formulários por terem se familiarizado com os padrões das imagens, ou inferior por conta do cansaço. A figura 55 apresenta os acertos divididos nas duas metades, com uma linha de tendência.

Figura 55 – Coerência nas respostas das imagens repetidas

Fonte: BRUNO SANCHEZ (2017)

6 Discussão

Em geral, os voluntários foram capazes de acertar a maioria das etnias e faixas etárias apresentadas (tabelas 2, 3, 4, 5, 6 e 7). O sexo foi a diversidade que causou maior confusão aos respondentes, que optaram na maioria das tentativas pelo sexo feminino (tabelas 8, 9 e 10).

Analisando a matriz de confusão geral (figura 51), quase em todos os trios de etnias, sexos e faixas etárias possíveis, a opção correta foi a mais escolhida, e quando isso não aconteceu foi em grande parte devido ao erro de identificação do sexo, o que está de acordo com as outras matrizes de confusão apresentadas, separando cada uma das diversidades.

Os menores níveis de acertos atingidos ao analisar as 3 diversidades juntas foram para as imagens da etnia afrodescendente. Ao introduzir cor, as imagens de afrodescendentes tiveram uma melhora na identificação pelos respondentes. Ao analisar as imagens sem cor, os melhores resultados foram para a etnia chinesa, provavelmente por causa do formato do olho que ficou bem característico desta etnia.

Ao separar as etnias, foi possível confirmar que a cor influencia muito para a identificação da etnia afrodescendente, já que 97% dos respondentes foram capazes de identificar a etnia afrodescendente nas imagens coloridas, enquanto apenas 57% identificaram nas imagens sem cor. Desta forma, as diferenças nas medidas antropométricas de afrodescendentes em relação às outras etnias, que são mais evidentes nos tamanhos da boca e nariz, parecem não estar sendo suficientes para um bom resultado na identificação.

O inverso foi observado para a etnia chinesa, em que nas imagens sem cor foram identificadas 80% das imagens corretamente, e 72% para as imagens coloridas. Provavelmente nas imagens sem cor os formatos dos olhos influenciaram decisivamente para o bom resultado, enquanto nas imagens coloridas a cor utilizada poderia ter levado os respondentes a pensarem que a etnia era negra ou parda, já que 17% identificaram as imagens como etnia afrodescendente.

Em geral a etnia que teve o melhor resultado, independente da imagem ter ou não cor, foi a caucasiana (80%), possivelmente porque é a etnia com menos traços marcantes, ao contrário da etnia chinesa com os olhos e da afrodescendente com os formatos da boca e nariz.

Nas análises destacando apenas a diversidade das faixas etárias, foi destacado que os respondentes foram capazes de identificar melhor as faixas etárias mais avançadas, o que indica que as representações das rugas ficaram claras o suficiente para a percepção humana da idade. Como era esperado, a cor nas imagens não influenciou em nada nos acertos das faixas etárias. A faixa etária jovem, que foi a menos identificada corretamente, foi mais confundida com a dos adultos. Entendemos que a classificação da faixa etária como “jovem” pode levar a uma subjetividade no entendimento por quem respondeu o teste. Acreditamos que os respondentes podem ter esperado que um rosto infantil fosse a classe caracterizada como “jovem”. Os dados antropométricos da etnia Afrodescendente não apresentavam faixas etárias diferentes para a pesquisa de Farkas, o que pode ser um limitador para as análises desta etnia.

A diversidade que apresentou os piores resultados foi a dos sexos. Após realizar a pesquisa na literatura, esperava-se que esta seria a diversidade com menor dificuldade para ser representada. Mas apenas utilizando diferenças nas medidas antropométricas, não ficou claro o bastante o que difere os sexos para a percepção humana. Entende-se que a presença de cabelo ou barba tornaria a tarefa de identificação do sexo muito mais fácil, concordando com o que foi exposto no artigo de BUCHALA et al. (2005), em que ao adicionar cabelo nas imagens houve uma melhora de 15% na identificação dos sexos. Embora as imagens coloridas dos dois sexos apresentassem as mesmas cores na face e na boca (para uma mesma etnia), os respondentes optaram pelo sexo feminino na maioria das imagens coloridas. Uma possível explicação seria que houve uma percepção de que a cor dos lábios seria devido a batom, ou a expectativa de que mulheres tenham mesmo lábios naturalmente mais rosados. Nas imagens sem cor, o sexo mais escolhido pelos respondentes foi o masculino, o que corrobora a influência da cor dos lábios para a percepção do sexo feminino.

Nas análises sobre as imagens repetidas (figura 53), que buscava verificar a coerência das respostas nas duas vezes em que uma mesma imagem era apresentada, em geral houve um equilíbrio entre respondentes que optaram pela mesma resposta nas duas vezes em que a mesma imagem apareceu e respondentes que alteraram a resposta. Entendemos que esse equilíbrio é bastante positivo, visto que cada imagem continha 18 opções de respostas, e portanto se metade dos respondentes mantiveram a mesma opção entre 18 possíveis o nível de coerência foi satisfatório. Os piores índices de coerência, que ficaram abaixo de 40% nas imagens repetidas, foram obtidos nas imagens de afrodescendentes adultos

masculinos sem cores e chineses adultos masculinos sem cores. Entre os 54 respondentes que escolheram opções diferentes para as imagens repetidas de afrodescendentes adultos masculinos sem cores, 7 erraram na primeira vez que a imagem foi apresentada e acertaram na segunda vez, sendo que 3 optaram pela opção caucasiano adulto masculino e 3 optaram por afrodescendente adulto feminino. Oito respondentes erraram na primeira vez em que a imagem foi apresentada e acertaram na segunda vez, sendo que 6 deste conjunto optaram por responder afrodescendente adulto feminino na segunda vez em que a imagem apareceu.

Para os chineses adultos masculinos sem cor, dentre os 33 respondentes que optaram por respostas diferentes, 12 erraram na primeira vez que a imagem apareceu e acertaram na segunda vez, sendo que 9 destes respondentes optaram por chinês feminino adulto. Dentre os 11 respondentes que acertaram a primeira vez em que a imagem apareceu e erraram na segunda oportunidade, 7 optaram por chinês feminino adulto.

Não foi percebido o efeito do cansaço ao longo das respostas, uma vez que foi observado que um desempenho ligeiramente superior na segunda metade dos formulários (figura 54). No entanto, tal tendência de aumento de desempenho não foi notória o suficiente para afirmarmos que os padrões dos trios de etnias, sexos e idades foram aprendidos pelos respondentes.

7 Conclusão

Neste trabalho foi apresentado um estudo sobre quais características faciais são importantes para a representação de etnias, sexo e faixas etárias em imagens faciais humanas e um método para sintetizar tais imagens. O estudo foi realizado com base na literatura e em medidas antropométricas. O método de síntese consiste na definição de localizações adequadas de pontos de controle faciais que definem curvas *splines* que representam os vários componentes faciais.

Com o método gerador de faces foi possível gerar claramente 3 faixas etárias (jovens, adultos e idosos) e 3 etnias (afrodescendentes, caucasianos e chineses). Somente com os dados antropométricos não foi possível obter bons resultados na identificação dos sexos. Como o foco deste projeto era identificar etnias, sexos e idades a partir de características faciais, outras características como cabelo e barba não foram testadas. Acreditamos que ao utilizar essas características, o sexo ficaria muito mais fácil de ser identificado.

A principal característica que definiu as faixas etárias mais avançadas foram as rugas, embora estas não sejam definidas nos dados antropométricos.

Também ficou evidente que a coloração das imagens contribui parcialmente para a discriminação entre os sexos, não influencia a identificação das faixas etárias e facilita a identificação das etnias, com exceção da chinesa. Provavelmente uma cor mais clara e amarelada para a etnia chinesa melhoraria sua identificação, pois ela foi frequentemente confundida com a etnia afrodescendente.

O formato dos olhos foi decisivo para uma boa identificação da etnia chinesa, enquanto a coloração das imagens melhorou sensivelmente a identificação da etnia afrodescendente e confundiu a etnia chinesa, piorando os seus resultados. Ao incluir cor nos lábios, levou os respondentes a optarem mais pelo sexo feminino nos testes, mas não influenciou positivamente nos resultados.

Como as imagens geradas são bidimensionais (2D), não foi possível trabalhar características como a protuberância de partes do rosto (maxila, nariz, etc).

Durante o desenvolvimento deste projeto, dois artigos foram escritos, e estão em fase final de elaboração.” *Face representation focused in on age, sex and ethnic diversities - A Systematic Review*”, focado nas discussões sobre o que foi encontrado no estado da arte na literatura, e ” *Ethnic, sexual and age characteristics in the synthesis of facial images*”,

discutindo os resultados obtidos com as imagens geradas com variabilidades de etnia, sexo e faixa etária.

Entendemos, após esta prova de conceito, que é possível gerar caricaturas realistas de faces humanas contendo variáveis de etnias, sexos e faixas etárias. O próximo passo seria aumentar o realismo das imagens geradas, modelando e desenhando-as em três dimensões. Espera-se que, com esses avanços, seja possível graduar o jogo sério que auxiliará no tratamento de pacientes com TEA, para que as suas interações sociais se desenvolvam, levando a uma melhor qualidade de vida.

Referências¹

- AHMAD, F.; AHMED, Z.; NAJAM, A. Soft biometric gender classification using face for real time surveillance in cross dataset environment. In: Multi Topic Conference (INMIC) 16th International. [S.l.]: Lahore, 2013. p. 131–135. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 48.
- AHMED, F.; KABIR, M. Facial feature representation with directional ternary pattern (dtp): Application to gender classification. In: Information Reuse and Integration (IRI), 2012 IEEE 13th International Conference. [S.l.]: IEEE, 2012. p. 159–164. Citado 4 vezes nas páginas 13, 37, 47 e 48.
- AKHTAR, Z. et al. Face recognition under ageing effect: A comparative analysis. Image Analysis and Processing, World Scientific Publishing Co., v. 8157, p. 309–318, 2013. Citado 8 vezes nas páginas 13, 14, 40, 44, 48, 49, 50 e 51.
- ARIGBABU, O. et al. Gender recognition on real world faces based on shape representation and neural network. In: Computer and Information Sciences (ICCOINS) International Conference. [S.l.]: ICCOINS, 2014. p. 1–5. Citado 4 vezes nas páginas 13, 38, 47 e 48.
- AZEVEDO, E.; CONCI, A. Computação gráfica – teoria e prática. [S.l.]: Elsevier, 2003. Citado na página 17.
- BALLARD, D.; BROWN, C. Computer Vision. [S.l.]: New Jersey: Englewood Cliffs, 1982. Citado na página 17.
- BARBASH, R. Anthropometry and breast cancer. Cancer, Wiley, v. 74, p. 1090–1100, 1993. Citado na página 20.
- BINDIGANAVLE, K. Parametric B-splines. [S.l.], 2010. Citado na página 24.
- BUCHALA, S. et al. The role of global and feature based information in gender classification of faces: A comparison of human performance and computational models. Int J Neural Syst, Herts, v. 15, n. 2, p. 121–128, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 88.
- CASTELLI, F. Understanding emotions from standardized facial expressions in autism and normal development. Autism, SAGE, v. 9, n. 4, p. 428–429, 2005. Citado na página 14.
- CEOLIN, S.; HANCOCK, E. Computing gender difference using fisher-rao metric from facial surface normals. In: Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI) 25th SIBGRAPI Conference. [S.l.]: SIBGRAPI, 2012. p. 1437–1440. Citado 3 vezes nas páginas 13, 38 e 47.
- CRAVERO, I.; MANNI, C.; M.L., S. Geometric construction of quintic parametric b-splines. Journal of Computational and Applied Mathematics, Elsevier, v. 221, n. 9, p. 355–366, 2008. Citado na página 23.
- DONATO, G. et al. Classifying facial action. In: IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell. [S.l.]: IEEE, 1999. p. 823–829. Citado na página 25.

¹ De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023.

- DU, J.; WU, X.; ZHAI, C. A method based on active appearance model and gradient orientation pyramid of face verification as people age. Mathematical Problems in Engineering, Hindawi, v. 2014, p. 1–11, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 14, 41 e 50.
- EKMAN, P.; FRIESEN, W. Constants across cultures in the face and emotion. Journal of Personality and Social Psychology, Ekman, v. 17, n. 2, p. 124–129, 1971. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 25.
- EL-DIN, Y.; MOUSTAFA, M.; MAHDI, H. Landmarks-sift face representation for gender classification. Image Analysis and Processing, Springer, v. 8157, p. 329–338, 2013. Citado 4 vezes nas páginas 13, 39, 47 e 48.
- FARKAS, L. Anthropometry of the head and face. [S.l.]: Raven Press, 1994. Citado 3 vezes nas páginas 19, 20 e 53.
- FASEL, B.; LUETTIN, J. Automatic facial expression analysis: a survey. Pattern Recognition, IDIAP, v. 36, p. 259–275, 2003. Citado na página 25.
- FAZL-ERSI, E.; PASANDI, E.; LAGANIÈRE, R. Age and gender recognition using informative features of various types. In: Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference. [S.l.]: IEEE, 2014. Citado 4 vezes nas páginas 13, 37, 42 e 47.
- FERNANDES, V. Oriental anthropometry in plastic surgery. Indian Journal of Plastic Surgery, NCBI, v. 47, p. 116–127, 2008. Citado na página 20.
- FUJIWARA, T.; KOSHIMIZU, H. Age and gender estimation by modeling statistical relationship among faces. In: Conf. Knowledge-Based Intelligent Information and Eng. Systems. [S.l.]: Springer, 2003. p. 870–876. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 45.
- FUKAI, H. A design of apparent-age estimation system by the empirical mode decomposition. Journal of Circuits, Systems and Computers, NCBI, v. 18, n. 8, p. 1481–1492, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 42 e 50.
- GLASSNER, A. Principles of digital image synthesis. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 1995. Citado na página 13.
- GONZALEZ, R.; WOODS, R. Digital image processing – Third edition. [S.l.]: Pearson Prentice Hall, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 17, 18 e 19.
- HONG, L. et al. Face age estimation by using bisection search tree. In: Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), 2013 International Conference. [S.l.]: IEEE, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 14, 43 e 50.
- HU, C. et al. Effective human age estimation using a two-stage approach based on lie algebrized gaussians feature. Multimedia Tools and Applications, Springer, v. 74, n. 11, p. 4139–4159, 2015. Citado 3 vezes nas páginas 14, 42 e 50.
- JENSEN, J. Introductory digital image processing – a remote sensing perspective. [S.l.]: New Jersey: Prentice Hall, 2005. Citado na página 18.
- JIA, S. Learning to classify gender from four million images. Pattern Recognition Letters, Science Direct, v. 58, n. 1, p. 35–41, 2015. Citado 3 vezes nas páginas 13, 37 e 47.

KAISER, S.; WEHRLE, T. Automated coding of facial behavior in human-computer interaction with faces. Journal of Nonverbal Behavior, Springer, v. 16, n. 2, p. 67–84, 1992. Citado na página 26.

KANNER, L. Autistic disturbances of affective contact. Nerv. Child, v. 2, n. 25, p. 217–250, 1943. Citado na página 14.

KASHYAP, A.; TULYAKOV, S.; GOVINDARAJU, V. Facial behavior as a soft biometric. In: Biometrics (ICB) 5th IAPR International Conference. [S.l.]: IAPR, 2012. Citado na página 26.

KITCHENHAM, B. Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software. [S.l.], 2007. Citado na página 29.

KWON, Y.; LOBO, N. Age classification from facial images. Computer Vision and Image Understanding, Ideal, v. 74, n. 1, p. 1–21, 1999. Citado 3 vezes nas páginas 44, 50 e 51.

LANGDALE, P. FACS and reality. [S.l.], 2010. Citado na página 26.

LANITIS, A.; D., C.; CHRISTODOULOU, C. Comparing different classifiers for automatic age estimation. IEEE Trans Systems Man and Cybernetics, IEEE, v. 34, n. 1, p. 621–628, 2004. Citado na página 42.

LI, Z.; FU, Y.; HUANG, T. A robust framework for multiview age estimation. In: Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2010 IEEE Computer Society Conference. [S.l.]: IEEE, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 14, 43 e 50.

LI, Z.; PARK, U.; JAIN, A. A discriminative model for age invariant face recognition. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, IEEE, v. 6, n. 3, p. 1028–1037, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 42 e 43.

LIANG, Y. et al. A multi-layer model for face aging simulation. Transactions on Edutainment VI, Springer, v. 6758, n. 1, p. 182–192, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 14, 46 e 50.

LING, H. et al. A study of face recognition as people age. In: Computer Vision, ICCV IEEE 11th International Conference. [S.l.]: IEEE, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 14, 41 e 50.

LU, J.; V.E., L.; ZHOU, J. Cost-sensitive local binary feature learning for facial age estimation. IEEE Trans Image Process, IEEE, v. 24, n. 12, p. 5356–5368, 2015. Citado na página 44.

MAHALINGAM, G.; KAMBHAMETTU, C. Age invariant face recognition using graph matching. In: Theory Applications and Systems (BTAS), 2010 Fourth IEEE International Conference. [S.l.]: IEEE, 2010. Citado na página 46.

MAHALINGAM, G.; KAMBHAMETTU, C. Face verification with aging using adaboost and local binary patterns. In: The 6th Indian Conference on Computer Vision Graphics and Image Processing (ICVGIP). [S.l.]: ICVGIP, 2010. Citado na página 46.

MAHALINGAM, G.; KAMBHAMETTU, C. Can discriminative cues aid face recognition across age? In: Automatic Face and Gesture Recognition. [S.l.]: IEEE, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 38, 43 e 51.

- MAKINEN, E.; RAISAMO, R. Evaluation of gender classification methods with automatically detected and aligned faces. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE, v. 30, n. 3, p. 541–547, 2008. Citado na página 39.
- MATUSIK, W. Bézier curves and splines. [S.l.], 2012. Citado na página 24.
- MENG, C.; LU, J.; TAN, Y. A comparative study of age-invariant face recognition with different feature representations. In: Control Automation Robotics and Vision (ICARCV), 2010 11th International Conference. [S.l.]: ICARCV, 2010. Citado na página 43.
- MOALLEM, P.; MOUSAVI, B. Gender classification by fuzzy inference system. International Journal of Advanced Robotis Systems, Sage, v. 89, n. 10, p. 1–7, 2013. Citado na página 39.
- PHILLIPS, J. et al. The feret database and evaluation procedure for face-recognition algorithms. Image and Vision Computing, Adelphi, v. 16, n. 1, p. 295–306, 1997. Citado na página 33.
- QIU, H.; LIU, W.; LAI, J. Gender recognition via locality preserving tensor analysis on face images. Computer Vision, ACCV, v. 5996, n. 1, p. 601–610, 2010. Citado na página 38.
- RAMANATHAN, N.; CHELLAPA, R.; BISWAS, S. Computational methods for modeling facial aging: A survey. Journal of Visual Languages and Computing, Science Direct, v. 20, n. 1, p. 131–144, 2009. Citado na página 20.
- RICANEK, K.; TESAFAYE, T. A longitudinal image database of normal adult age-progression. In: Automatic Face and Gesture Recognition. [S.l.]: FGR, 2006. Citado na página 33.
- ROCCA, C. et al. Facial emotion recognition in bipolar disorder: a critical review. Revista Brasileira de Psiquiatria, Scielo, v. 31, n. 2, p. 171–180, 2009. Citado na página 15.
- SANTHI, B.; SEETHALAKSHMI, R. Classifier in age classification. Research Journal and Applied Sciences, Engineering and Technology, Maxwell Science, v. 4, n. 24, p. 5372–5374, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 50.
- SCHUURMAN, A. et al. Classifier in age classification. American Journal of Epidemiology, Oxford Academic, v. 51, n. 6, p. 541–549, 2000. Citado na página 20.
- SETHURAM, A. et al. Facial landmarking: Comparing automatic landmarking methods with applications in soft biometrics. Computer Vision, ACCV, v. 7584, 2012. Citado 5 vezes nas páginas 13, 37, 41, 47 e 49.
- SUN, Z. et al. Neural-network-based gender classification using genetic search for eigen-feature selection. In: Neural Networks. [S.l.]: IJCNN, 2002. Citado na página 37.
- SUNGATULLINA, D. et al. Multiview discriminative learning for age-invariant face recognition. In: Automatic Face and Gesture Recognition. [S.l.]: IEEE, 2013. Citado na página 44.
- SUO, J. et al. A multi-resolution dynamic model for face aging simulation. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 50.

TAKIMOTO, H. et al. Appearance-age feature extraction from facial image based on age perception. In: SICE, 2007 Annual Conference. [S.l.]: SICE, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 42.

TAKIMOTO, H. et al. A design of gender and age estimation system based on facial knowledge. In: SICE-ICASE, 2006 International Joint Conference. [S.l.]: SICE, 2006. Citado 6 vezes nas páginas 13, 39, 45, 47, 48 e 50.

TESTA, R. L. et al. Generating facial emotions for diagnosis and training. In: IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems. [S.l.]: IEEE, 2014. Citado 4 vezes nas páginas 14, 23, 27 e 59.

THORISSON, K. ToonFace: a system for creating and animating interactive cartoon faces. [S.l.], 1996. Citado na página 26.

TIAN, Y.; KANADE, T.; COHN, J. Recognizing action units for facial expression analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE, v. 23, n. 2, p. 97–115, 2001. Citado na página 26.

TOKOLA, R.; MIKKILINENI; BOEHNEN, C. 3d face analysis for demographic biometrics. In: Biometrics (ICB), 2015 International Conference. [S.l.]: ICB, 2015. Citado 7 vezes nas páginas 13, 40, 41, 45, 48, 49 e 50.

ULLAH, I. et al. Gender recognition from face images with dyadic wavelet transform and local binary pattern. Advances in Visual Computing, Springer, v. 7432, n. 1, p. 409–419, 2012. Citado 3 vezes nas páginas 13, 39 e 47.

WANG, J. et al. Dense sift and gabor descriptors-based face representation with applications to gender recognition. In: Control Automation Robotics and Vision (ICARCV). [S.l.]: IEEE, 2010. Citado na página 37.

WANG, J. et al. Boosting dense sift descriptors and shape contexts of face images for gender recognition. In: Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). [S.l.]: IEEE, 2010. Citado na página 40.

WELCH, B. L. The significance of the difference between two means when the population variances are unequal. Biometrika, Biometrika Trust, v. 29, n. 1, p. 350–362, 1938. Citado na página 26.

WU, J.; SMITH, W.; HANCOCK, E. Semi-supervised feature selection for gender classification. Computer Vision, ACCV, v. 5995, n. 1, p. 23–33, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 13, 37 e 47.

WU, T.; TURAGA, P.; CHELAPPA, R. Age estimation and face verification across aging using landmarks. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, IEEE, v. 7, n. 6, p. 1780–1788, 2012. Citado na página 22.

YAJNIK, C. et al. Neonatal anthropometry: the thin-fat indian baby. the pune maternal nutrition study. International Journal of Obesity, International Association for the Study of Obesity, v. 27, n. 2, p. 173–180, 2003. Citado na página 20.

ZHU, X.; RAMANAN, D. Face detection, pose estimation, and landmark localization in the wild. In: CVPR '12 Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). [S.l.]: IEEE, 2012. Citado na página 22.

ZHUANG, Z.; BRADTMILLER, B. A head-and-face anthropometric survey of u.s. respirator users. Journal of Occupational and Environmental Hygiene, Taylor and Francis Online, v. 2, n. 11, p. 567–576, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 53.

ZHUANG, Z. et al. Facial anthropometric differences among gender, ethnicity, and age groups. Journal of Occupational and Environmental Hygiene, Taylor and Francis Online, v. 54, n. 4, p. 391–402, 2010. Citado na página 20.

Apêndice A – Formulário com as informações extraídas da revisão sistemática

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
1	Effective human age estimation using a two-stage approach based on Lie Algebrized Gaussians feature	CI1 CI2	LAG Feature (Lie Algebrized Gaussians)	Local Binary Patterns	
2	Learning to classify gender from four million images	CI1 CI3			
3	Age and gender recognition using informative features of various types	CI1 CI2 CI3	separate face images on different demographic classes - regions que mais as diferenciam (genero e idade)		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
4	Gender recognition on real world faces based on shape representation and neural network	CI1 CI3		shape representation by combining Laplacian filtered images with Pyramid Histogram of Gradient	
5	A Method Based on Active Appearance Model and Gradient Orientation Pyramid of Face Verification as People Age	CI1 CI2	combining active appearance model (AAM) and gradient orientation pyramid (GOP) representation.		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciar a idade?	Como diferenciar o sexo?	Como diferenciar a etnia?
6	Landmarks-SIFT face representation for gender classification	CI1 CI3		Encontra 76 landmarks no rosto(Contorno, boca, nariz e olhos). Os olhos sao as caracteristicas que mais diferem o genero. A boca é a caracteristica que menos difere o genero.	
7	Face recognition under ageing effect: A comparative analysis	CI1 CI2 CI3 CI4	MLBP		
8	Multiview discriminative learning for age-invariant face recognition	CI1 CI2	SIFT, LBP e GOP		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
9	Gender classification by fuzzy inference system	CI1 CI3		Inferencia baseada nas características da base de treinamento	
10	Face age estimation by using bisection search tree	CI1 CI2	Gabor Wavelet Face Representation, PCA e LDA		
11	Soft biometric gender classification using face for real time surveillance in cross dataset environment	CI1 CI3		Cria novas características com o PCA. Compara as distancias euclidianas das características separadas das amostras de treinamento dos generos e baseado no vizinho mais proximo, define o genero.	

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
12	Computing gender difference using fisher-rao metric from facial surface normals	CI1 CI3		facial needle maps através de PGA para construir modelo estatístico da superfície da face com a caracterização do gênero.	
13	Classifier in age classification	CI1 CI2	Extraí 16 características com o GLCM e faz um ranking das mais importantes para a classificação, que foram: Contraste, Co-relação, energia e homogeneidade.		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
14	Facial feature representation with Directional Ternary Pattern (DTP): Application to gender classification	CI1 CI3		Direction Ternary Pattern	
15	Facial landmarking: Comparing automatic landmarking methods with applications in soft biometrics	CI1 CI3 CI4		AAM, CLM e STASM - algoritmos detectores de landmarks	

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
16	Gender recognition from face images with dyadic wavelet transform and local binary pattern	CI1 CI3		Dyadic Wavelet Transform and Spacial Local Binary Patterns - Gera 9 sub-bands de cada imagem com o DyWT. Em cada sub-banda sao gerados 3 x 3 regioes, é aplicado o SLBP e os dados sao plotados concatenados.	

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
17	A multi-layer model for face aging simulation	CI1 CI2	Divide a imagem em 3 camadas, uma de baixa resolução, uma de alta resolução e uma detalhada com as características da face + rugas. A idade pode ser aplicada misturando um elemento desta última camada da faixa etária desejada com o mesmo elemento da foto.		
18	A discriminative model for age invariant face recognition	CI1 CI2	SIFT and MLBP		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
19	Can discriminative cues aid face recognition across age?	CI1 CI2 CI3	Gender and age group information is obtained through classification technique which uses the LGBP obtained from the Gabor phase and magnitude image.		
20	Gender recognition via locality preserving tensor analysis on face images	CI1 CI3		LPC-Tensor Analysis	

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
21	Semi-supervised feature selection for gender classification	CI1 CI3		parameterize 2.5D facial needle-maps and using a semi-supervised learning method and reduce with PGA	
22	Age invariant face recognition using graph matching	CI1 CI2	LBP with LFA to extract the features and deterministic algorithm for graph matching		
23	A comparative study of age-invariant face recognition with different feature representations	CI1 CI2	LBP, Gabor e GOP com PCA para diminuir a dimensao		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada idade?	Como diferenciado sexo?	Como diferenciada etnia?
24	Dense SIFT and Gabor descriptors-based face representation with applications to gender recognition	CI1 CI3		SIFT and Gabor	
25	Face verification with aging using adaboost and Local Binary Patterns	CI1 CI2	Local Binary Pattern		
26	A robust framework for multiview age estimation	CI1 CI2	GMM-KL		
27	Boosting dense SIFT descriptors and shape contexts of face images for gender recognition	CI1 CI3		SIFT and shape context	

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
28	A design of apparent-age estimation system by the empirical mode decomposition	CI1 CI2	Empirical Mode Decomposition - Time-frequency features		
29	Evaluation of gender classification methods with automatically detected and aligned faces	CI1 CI3		AAM, Profile Alignment, LBP e Haar Like Features	
30	Appearance-age feature extraction from facial image based on age perception	CI1 CI2	Advanced Retinal Sampling Method (ARSM)		
31	A study of face recognition as people age	CI1 CI2	Gradient Orientation Pyramid		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
32	A multi-resolution dynamic model for face aging simulation	CI1 CI2	Multi-layer And-Or graph and integrates three most prominent aspects related to aging changes: global appearance changes in hair style and shape, deformations and aging effects of facial components, and wrinkles appearance at various facial zones.		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciar a idade?	Como diferenciar o sexo?	Como diferenciar a etnia?
33	A design of gender and age estimation system based on facial knowledge	CI1 CI2 CI3	Advanced Retinal Sampling Method (ARSM). Para a estimação da idade e do sexo são utilizados o formato da face, textura da pele, e características hue e Gabor.		
34	The role of global and feature based information in gender classification of faces: A comparison of human performance and computational models	CI1 CI3		PCA, CCA e SOM para reduzir a dimensionalidade	

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
35	Comparing Different Classifiers for Automatic Age Estimation	CI1 CI2	Não Revelado		
36	Age and gender estimation by modeling statistical relationship among faces	CI1 CI2 CI3	Attribute Matrix - Mean Face		
37	Neural-network-based gender classification using genetic search for eigen-feature selection	CI1 CI3		eigen-feature Selection com PCA e algoritmo genético	

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciar a idade?	Como diferenciar o sexo?	Como diferenciar a etnia?
38	Age classification from facial images	CI1 CI2	Separa em 3 grupos: bebês, adultos e idosos. Para os bebês, a relação do formato e distância entre olhos, nariz, boca, queixo, topo da cabeça. Para diferenciar entre os adultos e idosos, principalmente rugas.		
39	Cost-Sensitive Local Binary Feature Learning for Facial Age Estimation	CI1 CI2	Local Patches - Vetor NCDV		

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciar a idade?	Como diferenciar o sexo?	Como diferenciar a etnia?
40	3D face analysis for demographic biometrics	CI1 CI2 CI3 CI4	Comparação com face referência	Comparação com face referência Para os sexos é possível notar a distância entre os olhos maior para o sexo masculino, além do nariz mais elevado, um maior tamanho da boca e sobrancelhas mais proeminentes. No sexo feminino a maxila é mais proeminente, o nariz mais fino e a boca menor.	Comparação com face referência Entre as classes étnicas (caucasiano e tanzaniano) a maior diferença visível é na área acima da boca e abaixo do nariz, em que é mais elevada no caso do tanzaniano e bem menos elevada no caso do caucasiano. O formato do nariz é menos elevado na base para o tanzaniano, em comparação ao caucasiano.

Tabela 11 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 1

ID	Título	Critério de Inclusão	Como diferenciada a idade?	Como diferenciado o sexo?	Como diferenciada a etnia?
----	--------	----------------------	----------------------------	---------------------------	----------------------------

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (comentários)
1	FGNET (1002 imagens) e MORPH II (55608 imagens) - Públicos	FGNET 75% - 63% MORPH	Reconhecimento de Faces	Compara com outros algoritmos	
2	LFW dataset - 4 milhoes de imagens	96,86%	Reconhecimento de Faces	Comparacao com outros algoritmos	
3	Gallagher's database - Publico - 28231 imagens	91,59% Gender - 63,01% age	Reconhecimento de Faces	Comparativo com outros algoritmos	
4	LFW dataset - 4 milhoes de imagens	89,3%	Reconhecimento de Faces	tentativa e erro de parametros da rede neural	

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
5	FGNET (1002 imagens) e MORPH (52099 imagens)- Públicos		Reconhecimento de Faces	Comparativo com outros métodos	Nao apresenta a acuracia
6	FERET, LFW and the KinFace - Públicos	97% FERET - 94% LFW e Kinface	Reconhecimento de Faces	Comparativo com trabalhos anteriores. Os melhores resultados publicados ate entao	97.2% was achieved for FERET, 95.03% for LFW and 94.28% for KinFace.
7	MORPH - foram utilizadas 1700 imagens		Reconhecimento de Faces	Comparativo entre 6 formas de representacao de faces sob o efeito da idade	67% idade - 73% genero sob efeito da idade - 74% raça sob o efeito da idade
8	FGNET 1002 imagens de 82 pessoas e MORPH II - 10000 imagens pareadas de 5 mil pessoas	65,2% MORPH II - 91% FGNET	Reconhecimento de Faces	Comparação com outros metodos	

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
9	FERET - 1199 individuals	85,05%	Reconhecimento de Faces	Comparacao com outros metodos sob a mesma abordagem (SVM, NN, Adaboost)	Nao apresenta acurácia - MAE - 3.64 MORPH e 5.79 MEDS
10	MORPH II e MEDS II		Reconhecimento de Faces	Comparativo entre metodos	
11	youtube, youku and Beihang University video Database	85% web videos - 79% Beihang	Reconhecimento de Faces		
12	Max Planck face Database - 200 imagens e EAR dataset	97% Max Planck e 96% EAR	Reconhecimento de faces	Comparativo com metodos aplicados em outros artigos.	
13	Database of Child and Old Images - 50 imagens	96%	Reconhecimento de faces		

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
14	FERET 14051 imagens de 1199 indivíduos - no experimento 1800 imagens	93%	Reconhecimento de faces	Comparacoes entre tamanhos de subregioes ate atingir o melhor resultado	Gender AAM 83% - CLM 85,9% - STASM 85,8% - Race AAM 96,0% - CLM 97,9% - STASM 98%
15	MORPH, PAL and Pinellas County Database - 1115 imagens utilizadas para treinamento		Reconhecimento de faces	Comparativo de 3 algoritmos estado da arte - AAM, CLM e STASM	
16	FERET - utilizadas 2400 imagens de 403 homens e 403 mulheres		Reconhecimento de faces	Comparacao com SVM, LGBP with LDA, LGBP with LDA	
17	10050 Fotos de passaportes chinesas	99,25%	Representação	Apresenta a simulacao de uma foto em diferentes grupos etarios	

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Re-
visão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
18	MORPH II e FGNET	83,9% MORPH - 47,5% FG- NET	Reconhecimento de faces	Comparativo com outros algoritmos	

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
19	FGNET e dataset proprio - 1028 imagens de 48 sujeitos		Reconhecimento de Faces	comparativo entre 5-folds validation e LOPO	No dataset FGNET utilizando o conceito de LOPO os resultados foram 77,3% para genero e 76,28% para faixa etaria. Para 5-fold validation os resultados foram 85,29% para genero e 77,96% para faixa etaria. Para o dataset proprio, utilizando LOPO o resultado foi de 77,1% para genero e 68,47 para faixa etária. Para 5-fold validation os resultados foram de 79,6%

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qualidade acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co- mentários)
20	FERET and Extended Yale B - 39 indivíduos com 9 variações	Yale B - 87,33% / FERET 92,45%	Reconhecimento de faces	Comparar o LPC Tensor com extração de características por PCA, LDA, LPP	
21	Max Planck face Database - 200 imagens e AR face database	90,5% - Max Plank / 89,52%	Reconhecimento de faces	Comparativo entre técnicas	
22	FGNET	80%	Representação	Comparativo com outras técnicas	
23	MORPH	50% Gabor - 40% GOP e 37,5% LBP	Reconhecimento de faces	Comparativo entre 3 formas de representar as características da face	

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
24	FERET (994 individuos), CAS-PEAL (1040 ind.), YALE (15 ind) and I2R database (51 ind.)		Representação	Comparativo entre fusao de Gabor + SIFT, Gabor aplicado sozinho e SIFT aplicado sozinho	Nao foi apresentada acuracia, mas pelos gráficos nas 3 variações do classificador, a fusao do Gabor + SIFT teve o menor indice de erros, seguida pelo Gabor aplicado sozinho e por último o SIFT aplicado sozinho.

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
25	MORPH e FG-NET		Representação	Comparativo entre metodos diferentes para classificacao de idade	é apresentado um melhor resultado do LBP + AdaBoost comparado com SVM + GOP e Bayesian + PFF baseado nas taxas de erro.
26	YAS		Reconhecimento de Faces	Comparativo com SVM, Nearest Neighbor e Nearest Class	É apresentado o resultado baseado no MAE, que superou os outros métodos propostos. Set-Set Distance 8,64 - NN 11,7 - NC 11,2 - SVM 10,1

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
27	FERET, CAS-PEAL, Yale, I2R Database		Reconhecimento de Faces	Comparativo entre SIFT , shape context e uma fusão dos dois	Os resultados foram apresentados em um gráfico de quantidade de erros por iteração.O pior resultado foi do shape contexto sozinho. Extração de características com o SIFT teve uma performance muito superior. Fundindo as duas formas, obteve uma melhora em relação ao SIFT.

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
28	HOIP		Reconhecimento de Faces	Comparativo com a idade aparente das faces	Não apresentou dados de acurácia. Apenas taxa de erro de estimação - método proposto 5,06 - percepção humana - 4,94
29	IMM e FERET	SVM - 83,88% - Neural Network - 83,81% - AdaBoost 82,97% - LBP + SVM - 79,26%	Reconhecimento de Faces	Comparativo de 4 formas de classificação - Neural Network com pixels de input, SVM com pixels de input, SVM com LBP e AdaBoost com Haar Like Features	SVM com performance melhor do que Neural Network e AdaBoost

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qualidade acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co- mentários)
30	HOIP	50%	Reconhecimento de Faces	Comparativo dos resultados do classifica- dor separados por genero	
31	Nao Revelado		Reconhecimento de Faces	Comparativo com outras formas de classificacao	nao sao apre- sentados dados de acuracia - somente error rate
32	FGNET e da- tabase proprio	Age Group 30- 40 100 / 40-50 83.21 / 50-60 75.58 / 60-80 50.71	Representação		O modelo proposto teve mais efeti- vidade para faixas etarias mais jovens.
33	HOIP	Correct Mat- ching(%) 100 83.21 75.58 50.71	Reconhecimento de Faces	comparação entre a percepção humana e o método proposto.	sexo Mascu- lino 98,4% - Feminino 98,2% / Idade - Masculino 56,6% - Femi- nino 49,5%

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
34	FERET, AR e Biold - 400 imagens no experimento	PCA - 86,5% - CCA - 85,5% - SOM 83,25%	Reconhecimento de Faces	comparativo entre as 3 formas de reducao de dimensionalidade no classificador	
35	Nao Revelado		Reconhecimento de Faces	comparativo entre metodos	nao sao apresentados dados de acuracia - somente error rate
36	HOIP	33,70%	Representação	Comparativo entre o algoritmo proposto e a percepção humana	

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
37	Não Revelado - 400 imagens		Reconhecimento de Faces	Comparativo entre PCA-GA-NN (Proposto), NN e PCA-Bayesiano	Foram apresentados apenas taxas de erro para os datasets comparando resultados do PCA-GA-NN, NN e PCA-Bayesiano
38	Não revelado - 15 imagens	100% - Diferencia apenas em 3 grupos	Reconhecimento de Faces	Classifica em 3 grupos: bebês, adultos e idosos	
39	FGNET - MORPH II - LifeSpan - Faces		Reconhecimento de Faces	Comparativo com diversos outros métodos. Resultados em MAE.	Não apresentou dados de acurácia. Apenas dados de MAE comparando com diversos outros métodos

Tabela 12 – Formulário das informações extraídas da Revisão Sistemática - Parte 2

ID	Base de Dados	Qual a acurácia?	Finalidade do Artigo	Forma de Avaliação	Resultados (co-mentários)
40	Weinberg Dataset (2454 imagens 3d) e Spritz Dataset (3605 imagens 3D)	MAE (Mean Age error) de 4,9, uma classificação de sexos de 88,8% e uma classificação de raças de 99,9%.	Reconhecimento de Faces		